

22.17

Б83

А. А. Боровков

ТЕОРИЯ ВЕРОЯТНОСТЕЙ



22.17

Б 83 А. А. Боровков

ТЕОРИЯ ВЕРОЯТНОСТЕЙ

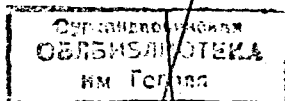
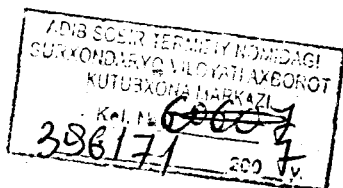
ИЗДАНИЕ ВТОРОЕ,
ПЕРЕРАБОТАННОЕ И ДОПОЛНЕННОЕ

Допущено Министерством высшего
и среднего специального образования СССР
в качестве учебного пособия
для студентов математических
и физических специальностей вузов

396771



МОСКВА «НАУКА»
ГЛАВНАЯ РЕДАКЦИЯ
ФИЗИКО-МАТЕМАТИЧЕСКОЙ ЛИТЕРАТУРЫ
1986



ББК 22.17
Б 83
УДК 519.2(075.8)

Боровков А. А. Теория вероятностей: Учеб. пособие для вузов.— 2-е изд., перераб. и доп.— М.: Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит. 1986.— 432 с.

В основу положен курс лекций, читавшихся автором в течение ряда лет на математическом факультете Новосибирского университета (шестой семестр).

Первое издание вышло в 1976 г. Второе издание значительно переработано и дополнено. Книга охватывает широкий круг вопросов, начиная с оснований теории вероятностей и кончая элементами теории случайных процессов.

Для студентов и аспирантов университетов и вузов, а также для специалистов, желающих изучать теорию вероятностей самостоятельно.

Табл. 2. Ил. 19. Библиогр. 22 назв.

Рецензент:

доктор физико-математических наук профессор В. В. Петров

Б $\frac{1702060000-162}{053(02)-86}$ 51-86

© Издательство «Наука».
Главная редакция
Физико-математической
литературы, 1976; с изменениями
и дополнениями, 1986

ОГЛАВЛЕНИЕ

Предисловие ко второму изданию	7
Предисловие к первому изданию	9
Введение	11
Глава 1. Дискретное пространство элементарных событий	15
§ 1. Вероятностное пространство	15
§ 2. Классическая схема	18
§ 3. Схема Бернулли	21
§ 4. Вероятность объединения событий. Примеры	24
Глава 2. Произвольное пространство элементарных событий	27
✓ § 1. Аксиомы теории вероятностей. Вероятностное пространство	27
✓ § 2. Свойства вероятности	34
✓ § 3. Условная вероятность. Независимость событий и испытаний	35
✓ § 4. Формула полной вероятности и формула Байеса	38
Глава 3. Случайные величины и функции распределения	43
✓ § 1. Определения и примеры	43
§ 2. Свойства функций распределения и примеры	45
§ 3. Многомерные случайные величины	55
§ 4. Независимость случайных величин и классов событий	59
§ 5. О бесконечных последовательностях случайных величин	67
§ 6. Интегралы	68
Глава 4. Числовые характеристики случайных величин	76
§ 1. Математическое ожидание	76
§ 2. Условные функции распределения и условные математические ожидания	80
§ 3. Математические ожидания функций независимых случайных величин	85
§ 4. Математическое ожидание случайных величин, не зависящих от будущего	86
§ 5. Дисперсия	91
§ 6. Коэффициент корреляции и другие числовые характеристики	93
§ 7. Неравенства	95
§ 8. Обобщение понятия условного математического ожидания	99
§ 9. Условные распределения	107

Глава 5. Последовательность независимых испытаний с двумя исходами	114
§ 1. Законы больших чисел	114
§ 2. Локальная предельная теорема	115
§ 3. Теорема Муавра — Лапласа и ее уточнения	120
✓ § 4. Теорема Пуассона и ее уточнения	123
§ 5. Неравенства для вероятностей больших отклонений в схеме Бернулли	131
Глава 6. О сходимости случайных величин и распределений	133
§ 1. Сходимость случайных величин	133
§ 2. Сходимость распределений	140
§ 3. Условия слабой сходимости	144
Глава 7. Характеристические функции	149
§ 1. Определение и свойства характеристических функций	149
§ 2. Формула обращения	155
§ 3. Теорема непрерывности (сходимости)	157
§ 4. Другой подход к доказательству теорем сходимости к известному распределению	159
§ 5. Применение характеристических функций в теореме Пуассона	161
§ 6. Характеристические функции многомерных распределений. Многомерное нормальное распределение	164
§ 7. Другие применения х. ф. Свойства гамма-распределения	167
§ 8. Производящие функции. Применение к изучению ветвящегося процесса. Задача о вырождении	173
Глава 8. Последовательности независимых случайных величин. Предельные теоремы	178
§ 1. Закон больших чисел	178
§ 2. Центральная предельная теорема для одинаково распределенных случайных величин	179
§ 3. Закон больших чисел для произвольных независимых случайных величин	180
§ 4. Центральная предельная теорема для сумм произвольных независимых случайных величин	185
§ 5. Другой подход к доказательству предельных теорем. Оценки погрешностей	193
§ 6. Локальная предельная теорема	197
§ 7. Закон больших чисел и центральная предельная теорема в многомерном случае	201
§ 8. Вероятности больших отклонений	202
§ 9. Сходимость к другим устойчивым законам	210
Глава 9. Элементы теории восстановления	218
§ 1. Процессы восстановления	218
§ 2. Теорема восстановления в решетчатом случае	219
§ 3. Экцессы и дефект случайного блуждания. Предельное распределение в решетчатом случае	223
§ 4. Теорема восстановления и предельное распределение экцесса и дефекта в нерешетчатом случае	225
§ 5. Закон больших чисел и центральная предельная теорема для процесса восстановления	230

Глава 10. Последовательности независимых случайных величин. Свойства траектории $(0, S_1, S_2, \dots)$ в целом	232
§ 1. Законы пуля и единицы. Верхние и нижние функции	232
§ 2. Сходимость рядов независимых случайных величин	236
§ 3. Усиленный закон больших чисел	239
§ 4. Усиленный закон больших чисел для произвольных независимых слагаемых	244
Глава 11. Факторизационные тождества	246
§ 1. Факторизационные тождества и их первые следствия	246
§ 2. Факторизационные тождества. Свойства траектории $(0, S_1, S_2, \dots)$	252
§ 3. Распределение $S = \max_{h \geq 0} (0, \zeta) = \max_{h \geq 0} S_h$	256
§ 4. Системы обслуживания	258
§ 5. Факторизационные тождества для распределений, связанных с показательной функцией	259
§ 6. Симметричные непрерывно распределенные случайные величины	262
§ 7. Тождество Поллачека — Спитцера	263
§ 8. Явные формулы для дискретных блужданий, непрерывных сверху	265
Глава 12. Последовательности зависимых испытаний. Дискретные цепи Маркова	270
§ 1. Определения и примеры. Классификация состояний	270
§ 2. Необходимые и достаточные условия возвратности состояний. Теорема об однотипности состояний неразложимой цепи, структура цепи в периодическом случае	275
§ 3. Теоремы о случайных блужданиях по решетке	279
§ 4. Эргодические теоремы	284
§ 5. Поведение переходных вероятностей для разложимых цепей	292
Глава 13. Информация и энтропия	293
§ 1. Определения, свойства информации и энтропии	293
§ 2. Энтропия конечной цепи Маркова. Теорема об асимптотическом поведении информации длинного сообщения, ее приложения	298
Глава 14. Мартингалы	303
§ 1. Определения, простейшие свойства, примеры	303
§ 2. О сохранении свойства быть мартингалом при замене времени на случайное. Тождество Вальда	307
§ 3. Неравенства	314
§ 4. Теоремы сходимости	316
Глава 15. Случайные процессы с непрерывным временем	321
§ 1. Общие определения	321
§ 2. Условия регулярности процессов	327

<i>Глава 16. Процессы с независимыми приращениями</i>	333
§ 1. Общие свойства	333
§ 2. Винеровские процессы, свойства траекторий	335
§ 3. Законы повторного логарифма	337
§ 4. Пуассоновские процессы	342
§ 5. Описание распределений всего класса процессов с независимыми приращениями	345
<i>Глава 17. Функциональные предельные теоремы</i>	350
§ 1. Сходимость к винеровскому процессу (принцип инвариантности)	350
§ 2. Закон повторного логарифма	358
§ 3. Сходимость к пуассоновскому процессу	361
<i>Глава 18. Марковские процессы</i>	366
§ 1. Определения и общие свойства	366
§ 2. Марковские процессы со счетным множеством состояний. Примеры	369
§ 3. Ветвящиеся процессы	376
§ 4. Диффузионные процессы	379
<i>Глава 19. Процессы с конечными моментами второго порядка. Гауссовские процессы</i>	386
§ 1. Процессы с конечными моментами второго порядка	386
§ 2. Гауссовские процессы	389
§ 3. Задача о прогнозе	391
Приложение 1. Теорема о продолжении вероятностной меры	393
Приложение 2. Теорема Колмогорова о согласованных распределениях	393
Приложение 3. Интегрирование	400
§ 1. Пространство с мерой	400
§ 2. Интеграл по вероятностной мере	402
§ 3. Дальнейшие свойства интегралов	405
§ 4. Интеграл по произвольной мере	410
§ 5. Теорема Лебега о разложении и теорема Радо — Никодима	414
Приложение 4. Доказательство теоремы Хелли	419
Приложение 5. Доказательство теоремы Берри — Эссена	420
Приложение 6. Таблицы	425
Список литературы	429
Предметный указатель	430

ПРЕДИСЛОВИЕ КО ВТОРОМУ ИЗДАНИЮ

Первое издание книги вышло в 1976 г., разошлось довольно быстро, и, судя по отзывам, получило положительную оценку читателя. Тем не менее, спустя некоторое время у меня как у автора стали появляться неудовлетворенность некоторыми разделами книги и соображения, связанные с возможностью улучшения ее структуры и пополнения ее в разделах, касающихся случайных процессов. В результате появился план книги, который в первых своих главах (до случайных процессов) мало отличается со структурной точки зрения от первого издания (см. предисловие к первому изданию), но в последующих главах содержит значительно более полное, чем раньше, изложение основ теории случайных процессов (сбалансированное, как мне кажется, с уровнем изложения первых глав). Это делает книгу более полной и пригодной не только для усвоения основного курса, но и для изучения предмета в объеме кратких «спецкурсов», скажем, по теории случайных процессов. Значительные изменения внесены и в первую половину книги. Параграф «О сходимости случайных величин и распределений» из гл. 6 первого издания значительно расширен и преобразован в отдельную главу. Существенной переработке подверглись также главы 3, 4, 6—10. Добавлена глава, посвященная мартингалам.

Но самые серьезные изменения, как уже отмечалось, произошли с разделом, посвященным теории случайных процессов с непрерывным временем. Здесь излагаются теперь вопросы, связанные с основаниями теории случайных процессов, изучаются условия регулярности процессов. Несколько глав посвящены рассмотрению основных типов случайных процессов, которые допускают конструктивное задание: процессов с независимыми приращениями, марковских и гауссовских процессов. Несколько в стороне от этого пути изложения стоит глава о функциональных предельных теоремах, где излагаются основные результаты о сходимости процессов, порожденных последовательными суммами случайных величин, к винеровскому и пуассоновскому процессам; там же устанавливается в качестве следствия закон повторного логарифма.

В связи с тем, что объем книги увеличился, по-видимому, целесообразно привести перечень разделов, которые могут составить (вариантов тут может быть много) содержание семестрового или

полуторасеместрового курса теории вероятностей. Вот один из вариантов: гл. 1, 2; § 1—4 гл. 3; § 1—6 гл. 4 (частично); § 2, 4, гл. 5 (частично); § 1—3 гл. 6 (частично); § 1, 2, 4—6 гл. 7; § 1, 2, 4 гл. 8 (§ 4 частично); § 1, 3 гл. 10; основные результаты из гл. 12.

Более полное изложение основ теории вероятностей можно найти в [13], [18], [21]; основ теорий случайных процессов — в [5], [13].

В заключение я хотел бы поблагодарить В. В. Юрипского, А. И. Саханенко, К. А. Боровкова и других моих коллег, сообщивших мне свои замечания по рукописи. Я глубоко признателен рецензенту книги В. В. Петрову за его рекомендации по улучшению изложения. Я благодарен всем, кто так или иначе помогал мне в работе над книгой.

А. А. Боровков

Внимание читателя. Значок $\triangleleft$ в тексте означает окончание доказательства. Нумерация формул, лемм, теорем, параграфов в каждой главе самостоятельная. При ссылках на материал из других глав используется двойная нумерация. Например, ссылка (9.11) означает, что имеется в виду формула (11) гл. 9; теорема 3.4 означает теорему 4 гл. 3; § 6.2 означает § 2 гл. 6. Текст, напечатанный мелким шрифтом, и параграфы, отмеченные звездочкой, при первом знакомстве с курсом можно опустить.

ПРЕДИСЛОВИЕ К ПЕРВОМУ ИЗДАНИЮ

Эта книга написана на основе «Курса теории вероятностей», вышедшего в свет в 1972 году. Переработке подверглись почти все главы «Курса», некоторые из них написаны заново. Автором руководило при этом стремление к более законченному и связному изложению, к более простым и наглядным доказательствам. Появилось несколько новых разделов, предназначенных для более глубокого изучения предмета.

Предполагается, что читатели в дополнение к традиционному курсу математического анализа знакомы также с элементами теории меры и, в частности, с понятием интеграла по мере на абстрактном пространстве и с его простейшими свойствами. Однако отсутствие этих дополнительных знаний не мешает успешному освоению книги, если только читатель будет готов некоторые утверждения принять не в их максимально общей форме.

Есть и другая возможность. Читатель полностью избежит затруднений, если он при чтении соответствующих разделов ознакомится с краткими Приложениями, которые помещены в конце курса и в которых получены все необходимые результаты.

Первые 9 глав книги представляют собой связное целое, и их лучше читать подряд. Главы 10—13 продолжают изучение теоретико-вероятностных проблем в трех разных направлениях (факторизационные тождества — гл. 10, цепи Маркова и теория информации — гл. 11, 12 и простейшие вероятностные процессы — гл. 13), с каждым из которых можно ознакомиться независимо от других. В разное время студентам в лекциях предлагались все эти три варианта продолжения, и у автора нет оснований считать, что с методической или познавательной точки зрения можно отдать предпочтение какому-нибудь одному из этих вариантов.

Отметим, что доказательства усиленного закона больших чисел и эргодической теоремы для цепей Маркова базируются в этой книге на главе «Элементы теории восстановления», которая в «Курсе теории вероятностей» отсутствовала. Новыми являются также разделы о локальной предельной теореме, о больших отклонениях и целый ряд других.

По ходу изложения в курсе разобрано значительное количество задач и примеров. Это не устранило, однако, необходимости

в самостоятельных упражнениях. Из имеющихся сейчас сборников задач наиболее близким к курсу является, по-видимому, сборник Л. Д. Мешалкина, который и рекомендуется читателю *).

Пользуюсь случаем, чтобы поблагодарить здесь Ю. В. Прохорова, В. В. Петрова и Б. А. Рогозина за многие полезные советы, которые помогли улучшить первый вариант книги. Я глубоко признателен А. Н. Колмогорову, чьи замечания и ценные рекомендации, особенно методологического характера, способствовали усовершенствованию второго варианта книги. В связи со вторым вариантом я вновь обязан В. В. Петрову, сообщившему мне свои замечания к новой рукописи, и в большой мере — П. Франкену, с которым я имел много полезных обсуждений при переводе книги на немецкий язык. Мне хотелось бы поблагодарить здесь всех, кто тем или иным образом содействовал улучшению книги.

1975 г.

А. А. Боровков

*) В дополнение к этому сборнику можно указать теперь вышедший в 1980 г. «Сборник задач по теории вероятностей» Б. А. Севастьянова, В. П. Чистякова и А. М. Зубкова (М.: Наука) и книгу «Задачи по теории вероятностей» А. В. Прохорова, В. Г. Ушакова, Н. Г. Ушакова, вышедшую в 1986 г. (М.: Наука).

ВВЕДЕНИЕ

1. Возникновение теории вероятностей относят обычно к XVII веку и связывают с комбинаторными задачами азартных игр. Азартные игры трудно считать серьезным занятием. Но именно они привели к задачам, которые не укладывались в рамки существовавших тогда математических моделей и стимулировали тем самым введение новых понятий, подходов и идей. Эти новые элементы можно встретить уже у Ферма, Паскаля, Гюйгенса и, в более развитой форме чуть позже, у Якоба Бернулли, Лапласа, Гаусса и др. Имена перечисленных ученых, безусловно, украшают родословную теории вероятностей; в какой-то мере связанную, как мы видели, с пороками общества. Впрочем, как выяснилось, иногда именно это обстоятельство может сообщать ей в глазах читателей некоторую дополнительную привлекательность.

Первым руководством по теории вероятностей был трактат Гюйгенса «О расчетах в азартной игре», вышедший в 1657 году. Предмет этого трактата тот же, что и в работах Ферма и Паскаля: игральные кости и карточные игры (задачи в рамках § 2 гл. 1). Словно предвидя дальнейшее развитие событий, Гюйгенс писал: «Я полагаю, что при внимательном изучении предмета читатель заметит, что имеет дело не только с игрой, но что здесь закладываются основы очень интересной и глубокой теории». Трактат Гюйгенса, известный также тем, что в нем впервые вводится понятие математического ожидания, был включен позднее Якобом Бернулли в знаменитую книгу «Искусства предположений», опубликованную уже после его смерти в 1713 году*). С этой книгой связано понятие схемы Бернулли (см. § 3 гл. 1) и доказательство первой предельной теоремы теории вероятностей — закона больших чисел. Доказательство Бернулли хотя и громоздко (ср. с § 1 гл. 5), но математически безупречно.

В конце прошлого и начале этого века стали возникать более серьезные проблемы, порожденные нуждами естествознания, и приведшие к развитию большого, в значительной мере самостоятельного раздела математики, именуемого сегодня теорией вероятностей. Эта область знаний вплоть до настоящего времени

*) В переводе на русский язык была впервые издана в 1913 году. В настоящее время вышло ее новое издание на русском языке (Я. Бернулли. О законе больших чисел. — М.: Наука, 1986).

находится в состоянии интенсивного развития. Своей стройностью, современной формой и многими своими достижениями теория вероятностей во многом обязана трудам наших замечательных соотечественников П. Л. Чебышева, А. А. Маркова, А. Н. Колмогорова и др.

То обстоятельство, что увеличение наших знаний о природе предъявляет все новые требования к теории вероятностей, на первый взгляд представляется парадоксом. Ведь основной объект теории вероятностей, как читатель, по-видимому, уже знает, есть случайность или неопределенность, как правило, связанная с незнанием. Именно так обстоит дело в классическом примере с подбрасыванием монеты, где трудно учесть все факторы, влияющие на положение монеты после падения.

Однако отмеченный парадокс является лишь видимым. На самом деле точных, детерминированных количественных законов в природе почти не существует. Скажем, классический пример таких законов — закон о зависимости давления газа от его температуры — есть на самом деле результат вероятностного характера о числе соударений частиц о стенки сосуда и их скоростях. Просто в области обычных температур и давлений случайные отклонения, которые тут имеют место, с большой вероятностью очень малы и не регистрируются нашими приборами. Иначе обстоит дело при изучении более редких потоков частиц, скажем, космического излучения, хотя качественной разницы между этими двумя примерами нет.

Можно пойти и в несколько ином направлении и указать на принцип неопределенности, в силу которого для любой пары физических характеристик, связанных этим принципом, фиксация одной из них делает невозможным точное определение другой. Тут уже случайность появляется не как следствие недостаточности наших знаний, а как принципиальное явление и отражение природы вещей. Например, время жизни радиоактивного ядра случайно по существу, и эта случайность не может быть устранена увеличением наших познаний.

Таким образом, неопределенность стояла в начале процесса познания, она будет стоять и на всем пути его. Эти замечания носят, конечно, общий характер. Но вопрос о том, когда следует применять методы теории вероятностей и когда нет, по-видимому, всегда будет определяться соотношением между степенью точности, с которой мы хотим изучать данное явление, и сведениями о его природе, которыми мы располагаем.

2. Почти во всех областях человеческой деятельности существуют ситуации, когда те или иные эксперименты или наблюдения могут быть повторены большое число раз в одинаковых условиях. Теорию вероятностей интересуют те эксперименты, результат которых, выраженный каким-либо образом, может меняться от опыта к опыту. События, относящиеся к результату экспери-

мента, которые при этом могут происходить или не происходить, называют обычно *случайными событиями*.

Мы можем, например, подбрасывать монету. Эксперимент имеет всего два исхода: монета падает либо гербом вверх, либо решеткой. При этом до получения результата эксперимента нельзя сказать, какой именно исход осуществится. Как уже отмечалось, это происходит оттого, что мы практически не в состоянии учесть все факторы, влияющие на положение монеты в момент ее падения. Примерно то же самое будет происходить, если вы при каждой лотерее будете покупать один билет и будете пытаться предугадать, выиграет он или нет. Или, наблюдая за работой достаточно сложного механизма, будете пытаться заранее определить, выйдет он из строя до назначенного срока или после. В таких ситуациях при рассмотрении результатов *отдельных* экспериментов бывает очень трудно обнаружить какие-либо закономерности. И, стало быть, здесь мало оснований строить какую-либо теорию.

Однако, если обратить внимание на последовательность большого числа такого рода одинаковых экспериментов, то обнаружится интересное явление. Если индивидуальные результаты опытов ведут себя очень «неправильно», то средние результаты обнаруживают устойчивость. Будем, например, повторять наш

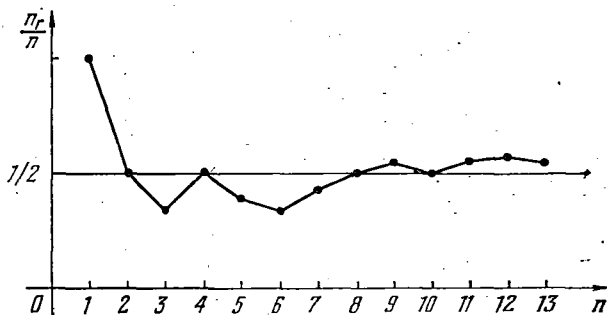


Рис. 1

эксперимент с подбрасыванием монеты и обозначим через n_r число выпадений герба после первых n испытаний. Построим следующий график: на оси абсцисс отложим число проведенных экспериментов, а на оси ординат отношение n_r/n (рис. 1; график построен для последовательности исходов *гrrrgrgggrggr*, где *г* — герб, *р* — решетка).

Мы заметим, что ломаная, соединяющая точки $(n, n_r/n)$ с ростом n очень быстро прижимается к прямой $n_r/n = 1/2$. Чтобы проверить это обстоятельство, Бюффон *) в XVIII веке

*) Эти данные заимствованы из [6].

провел 4040 подбрасываний монеты. Из них герб выпал 2048 раз, так что частота выпадения герба n_r/n оказалась равной 0,508. Пирсон провел 24000 бросаний монеты; герб выпал 12012 раз, $n_r/n = 0,5005$.

Оказывается, это явление имеет общий характер: частота осуществления какого-либо исхода в последовательности повторимых в одинаковых условиях экспериментов приближается к некоторому числу $p \in [0, 1]$ при росте числа экспериментов. Это объективный закон природы, который лежит в основе теории вероятностей.

Естественно было бы принять за вероятность некоторого исхода в эксперименте как раз то число p , к которому приближается частота появления этого исхода. Но такое определение вероятности (его связывают обычно с именем Мизеса) оказывается неудобным. Прежде всего, последовательность частот $\{n_r/n\}$ появления некоторого исхода при проведении одной серии экспериментов будет, как правило, отличаться от последовательности частот появления того же исхода при другой серии экспериментов. Кроме того, на самом деле мы будем иметь не бесконечную последовательность частот, а только конечное число ее элементов. Получить всю последовательность невозможно.

По-видимому, вероятность надо определять иначе, но так, чтобы имело место отмеченное желательное свойство частоты: в каком-то смысле отношение n_r/n должно приближаться при увеличении n к вероятности рассматриваемого события. Отсюда можно извлечь, в частности, что вероятностями могут быть только числа $p \in [0, 1]$, при этом вероятность достоверного события следует считать равной 1.

Мы определим вероятность сначала в несколько упрощенной ситуации — в так называемом *дискретном случае*.

Глава 1

ДИСКРЕТНОЕ ПРОСТРАНСТВО ЭЛЕМЕНТАРНЫХ СОБЫТИЙ

§ 1. Вероятностное пространство

Для математического описания экспериментов со случайными исходами нам потребуется прежде всего понятие *пространства элементарных событий* (или *исходов*), соответствующего рассматриваемому эксперименту. Таким пространством будем называть любое множество Ω взаимноисключающих исходов эксперимента такое, что каждый интересующий нас результат эксперимента может быть однозначно описан с помощью элементов этого множества.

В самых простых экспериментах мы обычно имеем дело с *конечными* пространствами элементарных событий. В рассмотренном выше примере с подбрасыванием монеты Ω состоит из двух элементов — герба и решетки. В опыте с подбрасыванием шестигранной игральной кости Ω также конечно и состоит из 6 элементов. Но даже с подбрасыванием монеты (или игральной кости) можно связать такие эксперименты, в которых будет невозможно обойтись конечными пространствами элементарных исходов. Рассмотрим, например, такой эксперимент: монета бросается до тех пор, пока впервые не выпадает герб, после этого эксперимент прекращают. Если p будет означать выпадение решетки, а g — выпадение герба, то «элементарный исход» этого эксперимента можно представить в виде последовательности $(pp \dots pg)$. Таких последовательностей бесконечно много и все они различны, так что для однозначного описания всех исходов эксперимента нельзя обойтись никаким конечным пространством.

Рассмотрим конечные или счетные пространства элементарных событий Ω . Это так называемые *дискретные* пространства. Элементы пространства Ω мы будем обозначать буквой ω и называть их *элементарными событиями* (или *элементарными исходами*).

Само понятие пространства элементарных событий математически является *неопределяемым* — оно исходно, так же как понятие точки в геометрии. Конкретная природа Ω нас, как правило, интересоваться не будет.

Событием мы будем называть любое подмножество $A \subseteq \Omega$ элементов из Ω (событие A произошло, если произошло какое-либо из элементарных событий $\omega \in A$).

Суммой двух событий A и B называется событие $A+B (A \cup B)$, состоящее из элементарных событий, принадлежащих хотя бы

одному из событий A или B . Произведением $AB(A \cap B)$ называется событие, состоящее из элементарных событий, принадлежащих одновременно A и B . Разность событий A и B соответствует множеству $A - B$, состоящему из элементов A , не принадлежащих B . Ω называется достоверным событием. Пустое множество $\emptyset$ называется невозможным событием. $\bar{A} = \Omega - A$ называется дополнительным событием к A . События A и B несовместны, если $AB = \emptyset$.

Пусть, например, эксперимент состоит в двукратном подбрасывании игральной кости. В качестве пространства элементарных событий здесь можно рассмотреть множество, состоящее из 36 элементов (i, j) , где i и j пробегает значения от 1 до 6 и означают количество выпавших очков соответственно при первом и втором бросании. События $A = \{i + j \leq 3\}$ и $B = \{j = 6\}$ несовместны. Произведением событий A и $C = \{j \text{ четно}\}$ является событие $(1, 2)$. Отметим, что если бы нас интересовали события, относящиеся лишь к первому бросанию, то мы могли бы рассматривать и более бедное пространство элементарных событий, состоящее лишь из 6 элементов $i = 1, 2, \dots, 6$.

Говорят, что заданы вероятности элементарных событий, если на Ω задана неотрицательная числовая функция P такая, что $\sum_{\omega \in \Omega} P(\omega) = 1$ (говорят также, что функция P задает на Ω распределение вероятностей).

Вероятностью события A называется число

$$P(A) = \sum_{\omega \in A} P(\omega).$$

Это определение корректно, так как ряд в правой части абсолютно сходится.

Отметим здесь, что конкретные числовые значения функции P нас также интересовать не будут — это есть лишь вопрос практической ценности той или иной модели. Ясно, например, что в случае симметричной игральной кости для исходов 1, 2, ..., 6 надо положить $P(1) = P(2) = \dots = P(6) = 1/6$; для симметричной же монеты надо выбрать значения $P(z) = P(p) = 1/2$, а не какие-нибудь другие. В эксперименте с подбрасыванием монеты до первого появления герба следует положить $P(z) = 1/2$.

$P(pz) = 1/2^2$, $P(ppz) = 1/2^3$, ... Поскольку $\sum_{n=1}^{\infty} 2^{-n} = 1$, то функция P , заданная таким образом на исходах вида $(p \dots pz)$, будет определять распределение вероятностей на Ω . Чтобы подсчитать, например, вероятность того, что эксперимент закончится на четном шаге (т. е. вероятность события, составленного из исходов (pz) , $(pppz)$, ...) надо рассмотреть сумму соответствующих

вероятностей, равную
$$\sum_{n=1}^{\infty} 2^{-2n} = \frac{1}{4} \cdot \frac{4}{3} = \frac{1}{3}.$$

В упоминавшихся во введении экспериментах, где происходило угадывание, когда выйдет из строя механизм — до назначенного срока (событие A) или после, — основанием для количественных оценок вероятности $P(A)$ обычно могут служить только результаты самих экспериментов. Методы оценок неизвестных вероятностей по результатам наблюдений исследуются математической статистикой, содержание которой мы поясним несколько позже на примере одной из задач этой главы.

Отметим далее, что далеко не для всех экспериментов можно построить модели с дискретным пространством элементарных событий. Допустим, например, что измеряется энергия частиц, возможные значения которой заполняют отрезок $[0, V]$, $V > 0$. Ведь множество точек этого отрезка (т. е. множество элементарных событий) континуально. Или, если, например, результатом эксперимента является электрокардиограмма, снятая с больного. Здесь результатом эксперимента является элемент некоторого функционального пространства. В этих случаях требуются более общие схемы.

Из приведенных выше определений, пользуясь абсолютной сходимостью рядов $\sum_{\omega \in A} P(\omega)$, нетрудно получить следующие свойства вероятности:

$$1) P(\emptyset) = 0, P(\Omega) = 1.$$

$$2) P(A + B) = \sum_{\omega \in A \cup B} P(\omega) = \sum_{\omega \in A} P(\omega) + \sum_{\omega \in B} P(\omega) - \sum_{\omega \in A \cap B} P(\omega) = P(A) + P(B) - P(AB).$$

$$3) P(\bar{A}) = 1 - P(A).$$

Отсюда следует, в частности, что для *непересекающихся* (не-совместных) событий A и B

$$P(A + B) = P(A) + P(B).$$

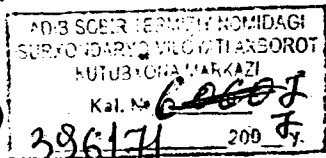
Это свойство *аддитивности вероятности* сохранится и для совокупности из произвольного числа непересекающихся событий $A_1, A_2, \dots$: если $A_i A_j = \emptyset$ при $i \neq j$, то

$$P\left(\bigcup_{h=1}^{\infty} A_h\right) = \sum_{h=1}^{\infty} P(A_h).$$

Это следует из равенства

$$P\left(\bigcup_{h=1}^n A_h\right) = \sum_{h=1}^n P(A_h)$$

и того, что $P\left(\bigcup_{h=n+1}^{\infty} A_h\right) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$.



Для произвольных A и B $P(A + B) \leq P(A) + P(B)$. Это неравенство справедливо, очевидно, и для суммы произвольного числа событий:

$$P\left(\bigcup_{k=1}^{\infty} A_k\right) \leq \sum_{k=1}^{\infty} P(A_k).$$

Рассмотрим теперь несколько важных частных случаев.

§ 2. Классическая схема

Пусть Ω состоит из n элементов и все исходы равновероятны, т. е. $P(\omega) = 1/n$ для любого $\omega \in \Omega$. В этом случае вероятность любого события A определяется формулой

$$P(A) = (\text{число элементов } A)/n.$$

Это так называемое *классическое определение вероятности* (используется также термин *равномерное дискретное распределение*).

Пусть задано множество $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$, которое мы будем называть *генеральной совокупностью*. Выборкой объема k из генеральной совокупности называется упорядоченная последовательность $(a_{j_1}, a_{j_2}, \dots, a_{j_k})$. Эту последовательность можно образовывать следующим образом: первый элемент a_{j_1} выберем из всей генеральной совокупности. Следующий элемент a_{j_2} выберем из генеральной совокупности без элемента a_{j_1} ; элемент a_{j_3} выберем из генеральной совокупности без элементов a_{j_1} и a_{j_2} и т. д. Полученные таким образом выборки называются *выборками без возвращения*. Ясно, что в этом случае должно быть $k \leq n$. Число таких выборок объема k совпадает с числом размещений из n по k :

$$(n)_k = n(n-1)(n-2) \dots (n-k+1).$$

Действительно, в соответствии с процессом выбора на первом месте может стоять любой из n элементов генеральной совокупности, на втором — любой из $(n-1)$ элементов и т. д. Более формальное доказательство можно провести индукцией по числу k .

Припишем каждой выборке без возвращения вероятность $1/(n)_k$. Такая выборка будет называться *случайной*. Это есть, очевидно, классическая схема.

Подсчитаем вероятность того, что $a_{j_1} = a_1$, $a_{j_2} = a_2$. Так как остальные $k-2$ места могут быть заняты любым из оставшихся $n-2$ элементов генеральной совокупности, то число выборок без возвращения с элементами a_1 и a_2 на первых местах равно

$(n-2)_{k-2}$. Стало быть, вероятность указанного события равна

$$\frac{(n-2)_{k-2}}{(n)_k} = \frac{1}{n(n-1)}.$$

Выборку без возвращения наглядно можно представить как последовательный выбор из совокупности n перенумерованных шаров, находящихся в урне. Вытянутые шары в урну не возвращаются.

Но выборку можно образовывать и другим способом. Из урны вынимается шар и запоминается. Затем он возвращается в урну и снова производится выбор шара; вынутый шар опять запоминается и возвращается в урну и т. д. Полученная таким способом выборка называется *выборкой с возвращением*. При каждом выборе может быть выбран любой из n шаров. Таких выборов делается k , поэтому всего выборов с возвращением будет n^k . Если приписать каждой выборке вероятность $1/n^k$, то опять будет иметь место классическая схема.

Подсчитаем, например, вероятность того, что в выборке с возвращением объема $k \leq n$ все элементы будут разные. Выборок с неповторяющимися элементами будет столько же, сколько выборов без возвращения, т. е. $(n)_k$. Значит, искомая вероятность равна $(n)_k/n^k$.

Вернемся теперь к выборке без возвращения из генеральной совокупности $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$. Нас будет интересовать число выборов объема $k \leq n$, отличающихся только составом. Число выборов без возвращения объема k , имеющих одинаковый состав и различающихся только порядком элементов, будет $k!$. Поэтому число выборов, различающихся составом, будет равно

$$\frac{(n)_k}{k!} = \binom{n}{k}.$$

Это число сочетаний из n по k при $0 \leq k \leq n$ *). Если исходная выборка случайна, то получим опять классическую вероятностную схему, так как вероятность каждой новой выборки равна

$$\frac{k!}{(n)_k} = \frac{1}{\binom{n}{k}}.$$

Пусть в урне n шаров, из них n_1 черных и $n - n_1$ белых. Производится выборка без возвращения объема k . Какова вероятность того, что в выборке будет ровно k_1 черных шаров? Всего выборов, различающихся составом, как было показано, $\binom{n}{k}$. Чер-

*) В дальнейшем для значений $k < 0$ и $k > n$ положим $\binom{n}{k} \doteq 0$.

ных k_1 шаров из всех n_1 черных шаров можно выбрать $\binom{n_1}{k_1}$ способами. Остальные $k - k_1$ белых шаров из всех $n - n_1$ белых шаров можно выбрать $\binom{n - n_1}{k - k_1}$ способами. При этом, очевидно, любой набор черных шаров может сочетаться с любым набором белых. Поэтому всех выборок объема k , различающихся составом и содержащих ровно k_1 черных шаров, будет $\binom{n_1}{k_1} \binom{n - n_1}{k - k_1}$. Значит, искомая вероятность равна

$$P_{n_1, n}(k_1, k) = \frac{\binom{n_1}{k_1} \binom{n - n_1}{k - k_1}}{\binom{n}{k}}.$$

Набор чисел $P_{n_1, n}(0, k), P_{n_1, n}(1, k), \dots, P_{n_1, n}(k, k)$ образует так называемое *гипергеометрическое распределение*. Из полученной формулы следует, в частности, что при любом $0 < n_1 < n$

$$\sum_{k_1=0}^k \binom{n_1}{k_1} \binom{n - n_1}{k - k_1} = \binom{n}{k}.$$

Пример. В последнее время получила распространение разновидность лотерей, носящая название «спортлото». Участник лотерей из 49 наименований видов спорта (обозначенных простыми цифрами) называет шесть. Выигрыш определяется тем, сколько наименований он угадал из шести других наименований, которые в момент розыгрыша лотерей определяются с помощью специального механического устройства, реализующего на глазах у публики случайный выбор. Спрашивается, какова вероятность того, что участник угадает все шесть наименований? Пять наименований и т. д.?

Нетрудно видеть, что это есть не что иное, как задача о гипергеометрическом распределении, где в генеральной совокупности, состоящей из 49 предметов, владельцем лотерейного билета выделено шесть «белых». Поэтому вероятность того, что из случайно выбранных 6 предметов k_1 предметов окажутся «белыми» (совпадут с отмеченными владельцем билета), равна $P_{6, 49}(k_1, k)$, где объем выборки k равен 6. Например, вероятность угадать все шесть наименований равна

$$P_{6, 49}(6, 6) = \binom{49}{6}^{-1} \approx 7,2 \cdot 10^{-8}.$$

В связи с гипергеометрическим распределением можно сделать одно замечание о природе задач теории вероятностей и математической статистики. Зная состав генеральной совокупности,

мы с помощью гипергеометрического распределения можем выяснить, каким может быть состав выборки. Это типичная *прямая* задача теории вероятностей. Но в естественных науках обычно приходится решать *обратные* задачи — по составу выборки определять природу генеральных совокупностей. Такого рода обратные задачи, образно говоря, и составляют содержание математической статистики.

§ 3. Схема Бернулли

Пусть из генеральной совокупности, состоящей из двух элементов $\{0, 1\}$, производится выборка с возвращением объема r . Всего выборок будет 2^r . Пусть p — число из интервала $[0, 1]$. На множестве Ω всех выборок определим неотрицательную функцию P следующим образом: если в выборке содержится ровно k единиц, то $P(\omega) = p^k (1-p)^{r-k}$. Чтобы убедиться, что P есть вероятность, надо доказать равенство

$$P(\Omega) = 1.$$

Легко понять, что k единиц на r местах можно расположить $\binom{r}{k}$ способами. Значит, выборок, содержащих ровно k единиц, будет столько же. Теперь уже можно подсчитать вероятность Ω :

$$P(\Omega) = \sum_{k=0}^r \binom{r}{k} p^k (1-p)^{r-k} = (p + (1-p))^r = 1.$$

Среднее равенство здесь есть формула бинома Ньютона. Заодно мы выяснили, какова вероятность того, что в выборке содержится ровно k единиц:

$$P(k, r) = \binom{r}{k} p^k (1-p)^{r-k}.$$

Это так называемое *биномиальное распределение*. Его можно рассматривать как распределение числа «успехов» в последовательности r испытаний с двумя возможными исходами в каждом испытании: 1 («успех») и 0 («неудача»). Такую последовательность испытаний с вероятностью $P(\omega)$, определенной как $p^k (1-p)^{r-k}$, где k — число успехов в ω , называют *схемой Бернулли*. Оказывается, что испытания в схеме Бернулли обладают свойством независимости, которое будет обсуждаться в следующей главе.

Нетрудно проверить, что вероятность появления 1 на фиксированном месте в выборке (скажем, на месте с номером s) равна p . Действительно, удалив из выборки элемент с номером s , мы получим выборку из той же совокупности, но объема $r-1$.

Мы найдем искомую вероятность, если вероятности этих укороченных выборок умножим на p и просуммируем по всем коротким выборкам. Ясно, что получится p . Поэтому число p в схеме Бернулли часто называют вероятностью успеха.

Рассуждая таким же образом, обнаружим, что вероятность появления 1 на k фиксированных местах в выборке равна p^k .

Рассмотрим теперь, как ведут себя вероятности различных исходов $P(k, r)$, когда меняется k . Обратимся к отношению

$$R(k, r) = \frac{P(k, r)}{P(k-1, r)} = \frac{p}{1-p} \frac{r-k+1}{k} = \frac{p}{1-p} \left(\frac{r+1}{k} - 1 \right).$$

Очевидно, что оно монотонно убывает с ростом k , причем при $\frac{k}{r+1} < p$ это отношение больше 1, при $\frac{k}{r+1} > p$ — меньше. Это означает, что вероятности $P(k, r)$ сначала возрастают с ростом k , а затем при $k > p(r+1)$ убывают.

Сказанное позволяет оценивать с помощью величины $P(k, r)$ вероятности

$$Q(k, r) = \sum_{j=0}^k P(j, r)$$

того, что число успехов в схеме Бернулли не превосходит k . Именно, при $k < p(r+1)$

$$\begin{aligned} Q(k, r) &= P(k, r) \left(1 + \frac{1}{R(k, r)} + \frac{1}{R(k, r) R(k-1, r)} + \dots \right) \leq \\ &\leq P(k, r) \frac{R(k, r)}{R(k, r) - 1} = P(k, r) \frac{(r+1-k)p}{(r+1)p - k}. \end{aligned}$$

Нетрудно понять, что эта оценка будет весьма точной, если числа k и r велики, а отношение $k/(pr)$ не очень близко к 1. В этом случае сумма

$$1 + \frac{1}{R(k, r)} + \frac{1}{R(k, r) R(k-1, r)} + \dots$$

будет мало отличаться от суммы геометрической прогрессии

$$\sum_{j=0}^{\infty} R^{-j}(k, r) = \frac{R(k, r)}{R(k, r) - 1}$$

и будет справедливо приближенное равенство

$$Q(k, r) \approx P(k, r) \frac{(r+1-k)p}{(r+1)p - k}. \quad (1)$$

Например, при $r = 30$, $p = 0,7$, $k = 16$ имеем $rp = 21$, $P(k, r) \approx 0,023$. Здесь отношение $\frac{(r+1-k)p}{(r+1)p - k}$ равно $15 \cdot 0,7/5,7 \approx 1,84$. Следовательно, правая часть в (1), оценивающая $Q(k, r)$, равна

приблизленно $0,023 \cdot 1,84 \approx 0,042$. Истинное значение $Q(k, r)$ при выбранных значениях r, p, k равно 0,040 (с точностью до трех знаков после запятой).

Формула (1) будет использована в примере § 5.2.

Рассмотрим теперь генеральную совокупность, состоящую из n элементов, из них n_1 элементов первого вида и $n_2 = n - n_1$ второго вида. Производится выборка без возвращения объема r .

Теорема 1. Пусть n и n_1 стремятся к бесконечности так, что $n_1/n \rightarrow p$, где p — число из отрезка $[0, 1]$. Тогда для гипергеометрического распределения справедливо соотношение

$$P_{n_1, n}(r_1, r) \rightarrow P(r_1, r).$$

Доказательство. Разделим в формуле для $P_{n_1, n}(r_1, r)$ (см. § 2) числитель и знаменатель на n^r . Положив $r_2 = r - r_1$, получим

$$\begin{aligned} P_{n_1, n}(r_1, r) &= \frac{r! (n-r)!}{n!} \frac{n_1!}{r_1! (n_1-r_1)!} \frac{n_2!}{r_2! (n_2-r_2)!} = \\ &= \frac{r!}{r_1! r_2!} \frac{\frac{n_1}{n} \left(\frac{n_1}{n} - \frac{1}{n} \right) \left(\frac{n_1}{n} - \frac{2}{n} \right) \dots \left(\frac{n_1}{n} - \frac{r_1-1}{n} \right)}{\frac{n}{n} \left(1 - \frac{1}{n} \right) \dots \left(1 - \frac{r-1}{n} \right)} \times \\ &\times \frac{\frac{n_2}{n} \left(\frac{n_2}{n} - \frac{1}{n} \right) \dots \left(\frac{n_2}{n} - \frac{r_2-1}{n} \right)}{\dots} \rightarrow \binom{r}{r_1} p^{r_1} (1-p)^{r_2} = P(r_1, r) \end{aligned}$$

при $n \rightarrow \infty$. $\triangleleft$

При достаточно больших n , в силу доказанного предложения, $P_{n_1, n}(r_1, r)$ близко к $P(r_1, r)$. Поэтому схему Бернулли можно представлять себе как выборку без возвращения из очень большой генеральной совокупности с соответствующим составом (доля черных шаров равна p).

Рассмотрим в заключение две задачи.

Представим себе n ячеек, в которые случайно размещаются r перенумерованных частиц. Каждая частица может попасть в любую из n ячеек, поэтому всего различных размещений r частиц в n ячейках будет n^r . Размещение частиц в ячейках можно представить как выборку с возвращением объема r из генеральной совокупности, содержащей n элементов. Мы будем предполагать, что имеем дело с классической схемой, когда вероятность каждого исхода равна $1/n^r$.

1) Чему равна вероятность того, что в k -ю ячейку попало ровно r_1 частиц? Остальные $r - r_1$ частиц, которые не попали в ячейку k , распределены по $n - 1$ оставшимся ячейкам. Способов разместить эти $r - r_1$ частиц по $n - 1$ ячейкам будет $(n - 1)^{r - r_1}$. Из r частиц $r - r_1$ частиц, не попавших в ячейку k , можно

выбирать $\binom{r}{r-r_1}$ способами. Поэтому искомая вероятность равна

$$\binom{r}{r-r_1} \frac{(n-1)^{r-r_1}}{n^r} = \binom{r}{r-r_1} \left(\frac{1}{n}\right)^{r_1} \left(1 - \frac{1}{n}\right)^{r-r_1}.$$

Эта вероятность совпадает с $P(r_1, r)$ в схеме Бернулли при $p = 1/n$.

2) Подсчитаем теперь вероятность того, что хотя бы одна ячейка окажется пустой. Обозначим это событие буквой A . Пусть A_k означает, что k -я ячейка пуста, тогда

$$A = \bigcup_{k=1}^n A_k.$$

Чтобы найти вероятность события A , нам потребуется формула для вероятности суммы (объединения) событий. При этом мы не можем воспользоваться аддитивностью вероятности, поскольку в нашем случае события A_k пересекаются.

§ 4. Вероятность объединения событий. Примеры

Вернемся к произвольному дискретному вероятностному пространству.

Теорема 2. Пусть $A_1, A_2, \dots, A_n$ — события. Тогда

$$P\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) = \sum_{i=1}^n P(A_i) - \sum_{i < j} P(A_i A_j) + \sum_{i < j < k} P(A_i A_j A_k) - \dots + (-1)^{n-1} P(A_1 \dots A_n).$$

Доказательство. Надо воспользоваться индукцией и свойством вероятности

$$P(A + B) = P(A) + P(B) - P(AB),$$

доказанным в § 1. При $n=2$ утверждение теоремы верно. Предположим, что оно верно для произвольных $(n-1)$ событий $A_1, \dots, A_{n-1}$. Тогда, обозначив $B = \bigcup_{i=1}^{n-1} A_i$, получим

$$P\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) = P(B + A_n) = P(B) + P(A_n) - P(A_n B).$$

Подставляя сюда известные значения

$$P(B) = P\left(\bigcup_{i=1}^{n-1} A_i\right) \text{ и } P(A_n B) = P\left(\bigcup_{i=1}^{n-1} (A_i A_n)\right),$$

получим утверждение теоремы. ◀

Обратимся теперь к задаче о ячейках (см. § 3) и найдем вероятность события A , состоящего в том, что хотя бы одна ячейка окажется пустой. Мы представим A в виде $\bigcup_{k=1}^n A_k$, где A_k означает, что все r частиц не попадают в k -ю ячейку. Имеем

$$P(A_k) = \frac{(n-1)^r}{n^r} = \left(1 - \frac{1}{n}\right)^r, \quad k \leq n.$$

Событие $A_k A_l$ означает, что все r частиц размещаются в $n-2$ ячейках с номерами, не равными k и l , поэтому

$$P(A_k A_l) = \frac{(n-2)^r}{n^r} = \left(1 - \frac{2}{n}\right)^r, \quad k, l \leq n.$$

Аналогично

$$P(A_k A_l A_m) = \frac{(n-3)^r}{n^r} = \left(1 - \frac{3}{n}\right)^r, \quad k, l, m \leq n$$

и т. д. Вероятность события A по теореме 2 равна

$$\begin{aligned} P(A) &= n \left(1 - \frac{1}{n}\right)^r - \binom{n}{2} \left(1 - \frac{2}{n}\right)^r + \dots = \\ &= \sum_{j=1}^n (-1)^{j-1} \binom{n}{j} \left(1 - \frac{j}{n}\right)^r. \end{aligned}$$

Обсуждение этой задачи будет продолжено в примере 4.5.

В качестве примера использования теоремы 2 рассмотрим еще одну задачу, имеющую много разного рода приложений. Это так называемая *задача о совпадениях*.

Имеется n элементов, расположенных в некотором порядке. Случайным образом они переставляются (все $n!$ перестановок равновероятны). Какова вероятность того, что хотя бы один элемент окажется на своем месте?

Всего перестановок $n!$. Пусть A_k означает, что k -й элемент окажется на своем месте. Это событие содержит $(n-1)!$ исходов, а его вероятность равна

$$P(A_k) = \frac{(n-1)!}{n!}.$$

Событие $A_k A_l$ означает, что k -й и l -й элементы попали на свои места; поэтому

$$P(A_k A_l) = \frac{(n-2)!}{n!}, \dots, \quad P(A_1 \dots A_n) = \frac{(n-(n-1))!}{n!} = \frac{1}{n!}.$$

Событие $\bigcup_{k=1}^n A_k$ и есть событие, состоящее в том, что хотя бы один элемент попал на свое место. Таким образом, мы можем

воспользоваться только что доказанной формулой

$$\begin{aligned} P\left(\bigcup_{k=1}^n A_k\right) &= \binom{n}{1} \frac{(n-1)!}{n!} - \binom{n}{2} \frac{(n-2)!}{n!} + \binom{n}{3} \frac{(n-3)!}{n!} - \\ &- \dots + (-1)^{n-1} \frac{1}{n!} = 1 - \frac{1}{2!} + \frac{1}{3!} - \dots + \frac{(-1)^{n-1}}{n!} = \\ &= 1 - \left(1 - 1 + \frac{1}{2!} - \frac{1}{3!} + \dots + \frac{(-1)^n}{n!}\right). \end{aligned}$$

Выражение в скобках есть первые $n+1$ членов разложения в ряд e^{-1} . Поэтому, если $n \rightarrow \infty$, то

$$P\left(\bigcup_{k=1}^n A_k\right) \rightarrow 1 - e^{-1}. \quad \blacktriangleleft$$

ПРОИЗВОЛЬНОЕ ПРОСТРАНСТВО ЭЛЕМЕНТАРНЫХ СОБЫТИЙ

§ 1. Аксиомы теории вероятностей. Вероятностное пространство

До сих пор мы рассматривали такие задачи, в которых множество исходов состояло не более чем из счетного числа элементов. В этом случае вероятность $P(A)$ определялась нами с помощью вероятностей $P(\omega)$ элементарных исходов ω . Ею оказалась функция, определенная на всех подмножествах A пространства элементарных событий Ω и обладающая свойствами:

- 1) $P(A) \geq 0$.
- 2) $P(\Omega) = 1$.
- 3) Для непересекающихся событий $A_1, A_2, \dots$:

$$P(\cup A_j) = \sum P(A_j).$$

Однако, как уже отмечалось, легко можно представить себе задачу, где множество всех исходов несчетно. Например, случайное бросание точки в отрезок $[t_1, t_2]$ (скажем, эксперимент с измерением температуры) имеет континуум исходов, так как результатом может быть любая точка отрезка. При этом если в экспериментах, имеющих конечное или счетное множество исходов, любая совокупность исходов представляла событие, то в рассматриваемом примере дело обстоит иначе. Мы встретимся с большими трудностями, если будем считать событием любое подмножество этого отрезка. Здесь в качестве событий нужно выделить специальный класс подмножеств.

Пусть пространство элементарных событий Ω есть произвольное множество, а $\mathcal{A}$ — некоторая система подмножеств множества Ω .

Определение 1. $\mathcal{A}$ называется алгеброй, если:

A1. $\Omega \in \mathcal{A}$.

A2. Из того, что $A \in \mathcal{A}$ и $B \in \mathcal{A}$ следует, что

$$A \cup B \in \mathcal{A}, \quad A \cap B \in \mathcal{A}.$$

A3. Если $A \in \mathcal{A}$, то $\bar{A} \in \mathcal{A}$.

Нетрудно видеть, что в условии A2 достаточно требовать выполнения лишь одного из приведенных двух соотношений. Второе будет выполняться автоматически.

Алгебру $\mathcal{A}$ иногда называют также *кольцом*, так как в $\mathcal{A}$ определены две операции (сложения и умножения), не выводящие из $\mathcal{A}$. Алгебра $\mathcal{A}$ является *кольцом с единицей*, т. к. $\Omega \in \mathcal{A}$ и $A\Omega = \Omega A = A$ для любого $A \in \mathcal{A}$.

Определение 2. Класс множеств $\mathfrak{F}$ называется σ -алгеброй (или σ -кольцом, или борелевским полем событий), если свойство A2 выполняется для любых последовательностей множеств:

A2'. Если $\{A_n\}$ есть последовательность множеств из $\mathfrak{F}$, то

$$\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n \in \mathfrak{F}, \quad \bigcap_{n=1}^{\infty} A_n \in \mathfrak{F}.$$

Здесь, как и в A2, достаточно, чтобы выполнялось лишь одно из этих двух соотношений. Второе будет следствием равенства $\overline{\bigcup A_n} = \bigcap \overline{A_n}$.

Таким образом, алгебра есть класс множеств, замкнутый относительно *конечного* числа операций дополнения, объединения и пересечения; σ -алгебра есть класс множеств, замкнутый относительно *счетного* числа этих операций.

Если задано множество Ω и какая-нибудь алгебра или σ -алгебра $\mathfrak{F}$ его подмножеств, то говорят, что задано *измеримое пространство* $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$.

На отрезке $[0, 1]$ все множества, составленные из конечного числа отрезков или интервалов, образуют алгебру, но не σ -алгебру.

Рассмотрим все σ -алгебры, содержащие интервалы (по крайней мере одна такая σ -алгебра имеется, поскольку совокупность всех подмножеств данного множества образует, очевидно, σ -алгебру). Легко видеть, что пересечение всех таких σ -алгебр (т. е. совокупность множеств, принадлежащих всем σ -алгебрам одновременно) снова образует σ -алгебру. Это есть *минимальная σ -алгебра, содержащая интервалы*; ее называют *борелевской*. Борелевскую σ -алгебру, грубо говоря, можно представлять себе как совокупность множеств, полученных из интервалов с помощью счетного числа операций объединения, пересечения и взятия дополнений. Это весьма богатый класс множеств, заведомо достаточный для практических целей. Элементы борелевской σ -алгебры называют *борелевскими множествами*.

Наряду с интервалами (a, b) борелевскими множествами являются одноточечные множества $\{a\}$ и множества вида $(a, b]$, $[a, b]$, $[a, b)$ (a и b могут принимать и бесконечные значения). Это утверждение следует, например, из представлений вида

$$\{a\} = \bigcap_1 \left(a - \frac{1}{n}, a + \frac{1}{n} \right), \quad (a, b] = \bigcap_1 \left(a, b + \frac{1}{n} \right).$$

Таким образом, все счетные множества и счетные объединения интервалов или отрезков также являются борелевскими.

Если дан какой-нибудь класс $\mathcal{A}$ множеств из Ω , то мы можем рассмотреть снова пересечение всех σ -алгебр, содержащих $\mathcal{A}$ и получить таким способом *наименьшую σ -алгебру, содержащую $\mathcal{A}$* .

Определение 3. Наименьшая σ -алгебра, содержащая $\mathcal{B}$, называется σ -алгеброй, порожденной классом $\mathcal{B}$, и обозначается $\sigma(\mathcal{B})$.

В этих терминах борелевская σ -алгебра в n -мерном евклидовом пространстве R^n есть σ -алгебра, порожденная прямоугольниками или сферами. Если Ω счетно, то σ -алгебра, порожденная элементами $\omega \in \Omega$, очевидно, совпадает с σ -алгеброй всех подмножеств Ω .

В качестве упражнения предлагаем читателю описать алгебру и σ -алгебру множеств на $\Omega = [0, 1]$, порожденную: а) интервалами $(0, 1/3)$ и $(1/3, 1)$; б) полуинтервалами вида $(a, 1]$, $0 < a < 1$; в) отдельными точками.

Чтобы формализовать какую-либо вероятностную задачу, надо соответствующему эксперименту приписать измеримое пространство $\langle \Omega, \mathcal{F} \rangle$. Ω означает множество элементарных исходов эксперимента, а алгебра или σ -алгебра $\mathcal{F}$ выделяет класс событий. Все остальные подмножества Ω , не входящие в $\mathcal{F}$, событиями не являются. При этом класс событий $\mathcal{F}$ часто будет удобно определять как σ -алгебру, порожденную той или иной алгеброй $\mathcal{A}$.

Выделение той или иной алгебры или σ -алгебры событий $\mathcal{F}$ обусловлено, с одной стороны, существом рассматриваемой задачи, с другой стороны — природой множества Ω . Как мы увидим, далеко не всегда можно определить вероятность так, чтобы она имела смысл для *любого* подмножества Ω .

В гл. 1 уже отмечалось, что в теории вероятностей наряду с обычной теоретико-множественной терминологией используется несколько иная терминология, связанная с тем, что множества из Ω (принадлежащие $\mathcal{F}$) интерпретируются как события. В связи с этим само множество Ω часто называют *достоверным событием*. По аксиомам А1 и А3 пустое множество $\emptyset$ также принадлежит $\mathcal{F}$; его называют *невозможным событием*. $\bar{A}$ называется *противоположным* или *дополнительным событием* к A . Если $A \cap B = \emptyset$, то события A и B называются *несовместными*.

Теперь осталось ввести понятие вероятности событий. Рассмотрим пространство Ω и какую-нибудь выделенную в нем систему множеств $\mathcal{A}$, образующую алгебру событий.

Определение 4. Вероятность на $\langle \Omega, \mathcal{A} \rangle$ есть числовая функция, определенная на множествах из $\mathcal{A}$ и обладающая следующими свойствами:

P1. $P(A) \geq 0$ для любого $A \in \mathcal{A}$.

P2. $P(\Omega) = 1$.

P3. Если последовательность $\{A_n\}$ событий такова, что $A_i A_j = \emptyset$ при $i \neq j$, $\bigcup_{i=1}^{\infty} A_n \in \mathcal{A}$, то

$$P\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n\right) = \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n). \quad (1)$$

Эквивалентным аксиоме P3 будет требование аддитивности (1) для *конечного* набора событий A_i и следующая *аксиома непрерывности*.

P3'. Пусть последовательность $\{B_n\}$ событий такова, что $B_{n+1} \subset B_n$ и $\bigcap_{n=1}^{\infty} B_n = B \in \mathcal{A}$, тогда $P(B_n) \rightarrow P(B)$ при $n \rightarrow \infty$.

Доказательство эквивалентности. Пусть выполнено P3 и пусть $B_{n+1} \subset B_n$, $\bigcap_{n=1}^{\infty} B_n = B \in \mathcal{A}$. Тогда последовательность событий $B, C_k = B_k \setminus B_{k+1}$, $k = 1, 2, \dots$, состоит из попарно несовместных событий и $B_n = B + \bigcup_{k=n}^{\infty} C_k$ для любого n . Воспользовавшись теперь свойством P3, получим, что ряд $P(B_1) = P(B) + \sum_{k=1}^{\infty} P(C_k)$ сходится, а это значит, что при $n \rightarrow \infty$

$$P(B_n) = P(B) + \sum_{k=n}^{\infty} P(C_k) \rightarrow P(B).$$

Это и есть свойство P3'.

Наоборот, если $\{A_n\}$ — последовательность несовместных событий, то

$$P\left(\bigcup_{h=1}^{\infty} A_h\right) = P\left(\bigcup_{h=1}^n A_h\right) + P\left(\bigcup_{h=n+1}^{\infty} A_h\right)$$

и имеют место равенства

$$\begin{aligned} \sum_{h=1}^{\infty} P(A_h) &= \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{h=1}^n P(A_h) = \lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\bigcup_{h=1}^n A_h\right) = \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} \left\{ P\left(\bigcup_{h=1}^{\infty} A_h\right) - P\left(\bigcup_{h=n+1}^{\infty} A_h\right) \right\} = P\left(\bigcup_{h=1}^{\infty} A_h\right). \end{aligned}$$

Последнее равенство следует из P3'. ◀

Определение 5. Тройка $\langle \Omega, \mathcal{A}, P \rangle$ называется *вероятностным пространством в широком смысле*.

Если некоторая алгебра $\mathcal{F}$ образует σ -алгебру ($\tilde{\mathcal{F}} = \sigma(\mathcal{F})$), то условие $\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i \in \mathcal{F}$ в аксиоме P3 (для вероятности на $\langle \Omega, \mathcal{F} \rangle$) будет выполняться автоматически.

Определение 6. Тройка $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$, где $\mathcal{F}$ — σ -алгебра, называется просто *вероятностным пространством*.

Вероятность P на $\langle \Omega, \mathcal{F} \rangle$ называют иногда также *распределением вероятностей* на Ω или просто *распределением* на Ω (на $\langle \Omega, \mathcal{F} \rangle$).

Таким образом, задание вероятностного пространства есть задание счетно-аддитивной неотрицательной меры на измеримом

пространстве, такой что мера Ω равна 1. В таком виде аксиоматика теории вероятностей была сформулирована А. Н. Колмогоровым. Введенная система аксиом является неполной и непротиворечивой.

Построение вероятностного пространства $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ является *основным этапом* в создании математической модели (формализации) того или иного эксперимента.

Дискуссии о том, что следует понимать под вероятностью, имеют длинную историю и связаны с желанием увязать определение вероятности с ее «физической» природой. Однако ввиду сложности последней такие попытки всегда наталкивались на существенные трудности не только математического, но и философского характера (см. Введение). Наиболее важные этапы этой дискуссии связаны с именами Бореля, Мизеса, Бирнштейна, Колмогорова. Появление аксиоматики Колмогорова как бы отделяет математическую сторону вопроса от всего остального. При таком подходе «физическая трактовка» понятия вероятности появляется уже в виде теоремы (усиленный закон больших чисел, см. гл. 5, 7), в силу которой частота появления некоторого события при неограниченном повторении независимых испытаний сближается (в строго определенном смысле) с вероятностью этого события.

Рассмотрим теперь примеры наиболее употребимых измеримых и вероятностных пространств.

1. *Дискретное измеримое пространство.* Так мы будем называть пространство $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$, где Ω состоит из конечного или счетного числа элементов, а σ -алгебра $\mathfrak{F}$ обычно составлена из всех подмножеств множества Ω . *Дискретные вероятностные пространства*, построенные на дискретных измеримых пространствах, изучались в гл. 1. Там же рассмотрено много конкретных примеров.

2. *Измеримое пространство $\langle R, \mathfrak{B} \rangle$,* где R — вещественная прямая (или ее часть), $\mathfrak{B}$ — σ -алгебра борелевских множеств. Необходимость рассматривать такие пространства возникает в тех случаях, когда результаты интересующих нас наблюдений могут принимать любые значения из R .

Пример 1. Рассмотрим эксперимент, состоящий в «случайном бросании» точки на отрезок $[0, 1]$. Под этим будем понимать следующее. Множеством Ω элементарных исходов здесь является отрезок $[0, 1]$. В качестве σ -алгебры $\mathfrak{F}$ возьмем множество подмножеств B , для которых определено понятие длины (меры Лебега) $\mu(B)$, например, σ -алгебру $\mathfrak{B}$ измеримых по Борелю множеств. Слова «произведено испытание» здесь означают, что выбрана точка $\omega \in \Omega = [0, 1]$ и вероятность события $\omega \in B$ равна $\mu(B)$. Ясно, что для вероятностного пространства $\langle [0, 1], \mathfrak{B}, \mu \rangle$ все аксиомы выполнены. Мы получили так называемое *равномерное распределение* на $[0, 1]$.

Почему в качестве $\mathfrak{F}$ мы выбрали в этом примере σ -алгебру борелевских множеств $\mathfrak{B}$? Если бы мы на $\Omega = [0, 1]$ рассмотрели σ -алгебру, порожденную «отдельными» точками отрезка, то получили бы множества, лебегова мера которых равна либо 0, либо 1. Другими словами, мы получили бы множества либо очень «плотные», либо очень «худые» (счетные), так что интервалы (a, b) при $b - a < 1$ не принадлежат этой σ -алгебре.

С другой стороны, если рассмотреть на $\Omega = [0, 1]$ σ -алгебру всех подмножеств Ω , то задать вероятностную меру на ней так, чтобы $P([a, b]) = b - a$ (т. е. равномерное распределение) оказывается невозможным*).

Если обратиться снова с равномерному распределению P на $\Omega = [0, 1]$, то легко понять, что это распределение невозможно задать тем же способом, который мы использовали при определении вероятности на дискретном пространстве элементарных событий (т. е. путем задания вероятностей элементарных исходов ω). Так как в этом примере ω есть отдельные точки из $[0, 1]$ то, очевидно, $P(\omega) = 0$ для любого ω .

3. Измеримое пространство $\langle R^n, \mathfrak{B}^n \rangle$ возникает в тех случаях, когда наблюдения представляют собой вектор. Здесь R^n — n -мерное евклидово пространство ($R^n = R_1 \times \dots \times R_n$, где $R_1, \dots, R_n$ суть n экземпляров вещественной прямой), $\mathfrak{B}^n$ — σ -алгебра борелевских множеств в R^n , т. е. σ -алгебра, порожденная множествами $B = B_1 \times \dots \times B_n$, где $B_i \subset R_i$ есть борелевские множества на прямой. Вместо R^n можно рассматривать также какую-нибудь измеримую часть $\Omega \in \mathfrak{B}^n$ (например, куб, шар), а вместо $\mathfrak{B}^n$ — сужение $\mathfrak{B}^n$ на Ω . Например, можно аналогично предыдущему построить вероятностное пространство для случайного бросания точки в куб $\Omega = [0, 1]^n$. Здесь полагаем $P(\omega \in B) = \mu(B)$, где $\mu(B)$ — мера Лебега (объем) множества B . Вместо куба $[0, 1]^n$ мы могли бы рассматривать и любой другой куб, например, $[a, b]^n$, но только в этом случае надо полагать $P(\omega \in B) = \mu(B)/\mu(\Omega) = \mu(B)/(b - a)^n$. Это будет равномерное распределение на кубе.

В теории вероятностей возникают и более сложные вероятностные пространства. Как быть, если результатом эксперимента является бесконечная числовая последовательность? В этом случае наиболее подходящим часто оказывается пространство $\langle R^\infty, \mathfrak{B}^\infty \rangle$.

4. Измеримое пространство $\langle R^\infty, \mathfrak{B}^\infty \rangle$, где $R^\infty = \prod_1^\infty R_i$ есть пространство всех последовательностей $(x_1, x_2, \dots)$, а $\mathfrak{B}^\infty$ есть σ -алгебра, порожденная множествами вида $\bigcap_{h=1}^N B_{j_h}$, $B_{j_h} \in \mathfrak{B}_{j_h}$

*) См. [14], с. 80.

при любых $N, j_1, \dots, j_N$, где $\mathfrak{B}_j$ — σ -алгебра борелевских множеств из R_j .

5. Если результатом эксперимента является, скажем, непрерывная функция на отрезке $[a, b]$ (траектория движения частицы, электрокардиограмма больного и т. д.), то вероятностные пространства, рассмотренные выше, окажутся непригодными. В этом случае в качестве Ω следовало бы взять пространство $C(a, b)$ всех непрерывных функций на $[a, b]$ или пространство $R^{[a, b]}$ всех функций на $[a, b]$. Вопрос о выборе подходящей σ -алгебры здесь несколько усложняется и мы обсудим его позже в гл. 15.

Вернемся теперь к определению вероятностного пространства.

Пусть тройка $\langle \Omega, \mathcal{A}, P \rangle$ образует вероятностное пространство в широком смысле ($\mathcal{A}$ есть алгебра). Как мы уже видели, с каждой алгеброй $\mathcal{A}$ связана σ -алгебра $\mathfrak{F} = \sigma(\mathcal{A})$, порожденная $\mathcal{A}$. Существенный интерес представляет следующий вопрос: определяет ли вероятностная мера P на $\mathcal{A}$ меру на $\mathfrak{F} = \sigma(\mathcal{A})$ и однозначно ли это происходит? Другими словами, достаточно ли для построения вероятностного пространства $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ задать вероятность P лишь на какой-нибудь алгебре $\mathcal{A}$, порождающей $\mathfrak{F}$ (т. е. построить какое-нибудь вероятностное пространство в широком смысле $\langle \Omega, \mathcal{A}, P \rangle$, где $\sigma(\mathcal{A}) = \mathfrak{F}$). Ответ на этот важный вопрос содержится в следующей теореме Каратеодори.

Теорема о продолжении меры. Пусть $\langle \Omega, \mathcal{A}, P \rangle$ — вероятностное пространство в широком смысле. Тогда существует и притом единственная вероятностная мера Q , определенная на $\mathfrak{F} = \sigma(\mathcal{A})$, такая, что

$$Q(A) = P(A) \text{ для всех } A \in \mathcal{A}.$$

Следствие. Каждое вероятностное пространство в широком смысле $\langle \Omega, \mathcal{A}, P \rangle$ автоматически определяет вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ с $\mathfrak{F} = \sigma(\mathcal{A})$.

Этим фактом мы будем широко пользоваться в дальнейшем. Из него следует, в частности, что для определения вероятности на измеримом пространстве $\langle R, \mathfrak{B} \rangle$ достаточно задать вероятности интервалов.

Доказательство теоремы Каратеодори отнесено в Приложение 1.

В заключение этого параграфа сделаем одно замечание общего характера. Математика качественно отличается от таких наук, как физика, химия и др. тем, что она в своих выводах не опирается постоянно на опытные данные, с помощью которых естествоиспытатель пытается получить ответы на свои вопросы, а развивается в рамках исходной конструкции или системы аксиом, которыми человек описал исследуемый объект. Таким образом, математика и, в частности, теория вероятностей, исследует природу окружающих нас явлений методологически иначе — изуча-

ются не сами явления непосредственно, а *модели* этих явлений, созданные однажды на основе человеческого опыта. Ценность той или иной модели определяется соответствием выводов теории и наших наблюдений и поэтому зависит от выбора аксиом, характеризующих объект.

В этом смысле аксиомы P_1 , P_2 и аддитивность вероятности представляются бесспорными и естественными (сравните с замечаниями во введении о желательных свойствах вероятности). Счетная аддитивность вероятности и вместе с ней свойство σ -алгебры A_2' являются качествами более тонкими и менее контролируемыми нашей интуицией (так же, впрочем, как и многое другое, связанное с понятием бесконечности). Введение последних двух свойств обусловлено главным образом возможностью построения содержательной математической теории. Многочисленные приложения теории вероятностей, развитой из сформулированной в этом параграфе системы аксиом, обнаруживают ее высокую эффективность и целесообразность.

§ 2. Свойства вероятности

1) $P(\emptyset) = 0$. Это следует из равенства $\emptyset + \Omega = \Omega$ и свойств вероятности P_2 , P_3 .

2) $P(\bar{A}) = 1 - P(A)$, так как $A + \bar{A} = \Omega$ и $A \cap \bar{A} = \emptyset$.

3) Если $A \subset B$, то $P(A) \leq P(B)$. Это следует из того, что $P(A) + P(\bar{A}B) = P(B)$.

4) $P(A) \leq 1$ (см. свойство 3) и P_2).

5) $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(AB)$, так как $A \cup B = A + (B - AB)$, $P(B - AB) = P(B) - P(AB)$.

6) $P(A \cup B) \leq P(A) + P(B)$ следует из предыдущего.

7)
$$P\left(\bigcup_{k=1}^n A_k\right) = \sum_{k=1}^n P(A_k) - \sum_{k < l} P(A_k A_l) + \sum_{k < l < m} P(A_k A_l A_m) - \dots (-1)^{n-1} P(A_1 \dots A_n).$$

Эта формула была уже доказана и использована для дискретного Ω . Здесь читатель может доказать ее точно так же — используя индукцию и свойство 5).

8) $P\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n\right) \leq \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n)$. Так как

$$\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n = \bigcup_{n=1}^{\infty} B_n A_n, \text{ где } B_n = \Omega - \bigcup_{k=1}^{n-1} A_k$$

и события $A_n B_n$ не пересекаются, то

$$P\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n\right) = \sum_{n=1}^{\infty} P(B_n A_n) \leq \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n).$$

9) Если A_n есть монотонно возрастающая последовательность множеств ($A_n \subset A_{n+1}$) и $A = \bigcup_{n=1}^{\infty} A_n$, то

$$P(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} P(A_n).$$

Это другая форма аксиомы непрерывности, эквивалентная $P3'$.

Действительно, введя в рассмотрение множества $B_n = A - A_n$, мы получим $B_{n+1} \subset B_n$, $\bigcap_{n=1}^{\infty} B_n = \emptyset$. Стало быть, по аксиоме непрерывности при $n \rightarrow \infty$

$$P(A - A_n) = P(A) - P(A_n) \rightarrow 0. \blacktriangleleft$$

Утверждение в обратную сторону получается аналогичным образом.

§ 3. Условная вероятность. Независимость событий и испытаний

Начнем с примеров. Пусть эксперимент состоит в трехкратном подбрасывании симметричной монеты. Вероятность того, что герб выпадет ровно один раз, т. е. что произойдет одно из элементарных событий (grr) , (rgr) , (rrg) , в классической схеме равна $3/8$. Обозначим это событие буквой A . Предположим теперь, что об исходе эксперимента дополнительно известно, что произошло событие

$$B = \{\text{число выпавших гербов нечетно}\}.$$

Какова вероятность события A при этой дополнительной информации? Событие B состоит из 4 элементарных исходов. Событие же A составляется из 3 исходов события B . В рамках классической схемы естественно принять новую вероятность события A равной $3/4$.

Рассмотрим еще один более общий пример. Пусть задана классическая схема с n исходами. Событие A состоит из r исходов, событие B — из m исходов, а событие AB содержит k исходов. Вероятность события A при условии, что произошло событие B , по аналогии с предыдущим примером естественно определить следующим образом:

$$P(A/B) = \frac{k}{m} = \frac{k/n}{m/n}.$$

Полученное отношение равно $P(AB)/P(B)$, так как

$$P(AB) = k/n, \quad P(B) = m/n.$$

Можно перейти теперь к общему определению. Пусть задано вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ и пусть A и B —

произвольные события. Если $P(B) > 0$, то *условная вероятность* события A при условии, что произошло событие B , по определению полагается равной

$$P(A/B) = \frac{P(AB)}{P(B)}.$$

Определение 7. События A и B называются *независимыми*, если

$$P(AB) = P(A)P(B).$$

Некоторые свойства независимых событий.

1) Если $P(B) > 0$, то независимость A и B эквивалентна равенству

$$P(A/B) = P(A).$$

Доказательство очевидно.

2) Если A и B независимы, то независимы $\bar{A}$ и B .

Действительно,

$$\begin{aligned} P(\bar{A}B) &= P(B - AB) = \\ &= P(B) - P(AB) = P(B)(1 - P(A)) = P(\bar{A})P(B). \end{aligned}$$

3) Пусть события A и B_1 независимы и независимы также события A и B_2 , при этом $B_1B_2 = \emptyset$. Тогда независимы события A и $B_1 + B_2$.

Следующие равенства доказывают это свойство:

$$\begin{aligned} P(A(B_1 + B_2)) &= P(AB_1 + AB_2) = P(AB_1) + P(AB_2) = \\ &= P(A)(P(B_1) + P(B_2)) = P(A)P(B_1 + B_2). \end{aligned}$$

Как мы увидим ниже, требование $B_1B_2 = \emptyset$ здесь существенно.

Пример 2. Пусть событие A означает выпадение герба в первом из двух бросаний симметричной монеты, а событие B — выпадение решетки во втором бросании. Вероятность каждого из этих событий равна $1/2$. Вероятность пересечения AB будет равна

$$P(AB) = \frac{1}{4} = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2} = P(A)P(B).$$

Таким образом, события A и B независимы.

Пример 3. Рассмотрим равномерное распределение на квадрате $[0, 1]^2$ (см. § 1). Пусть событие A состоит в том, что случайно брошенная точка попала в область, расположенную правее абсциссы a , событие B — в том, что точка попала в область, расположенную выше ординаты b .

На рис. 2 обе области заштрихованы. Событие AB на рисунке заштриховано в клеточку. Очевидно, $P(AB) = P(A)P(B)$ и, значит, события A и B независимы.

Легко проверить также, что если событие B означает попадание брошенной точки в треугольник FCD (см. рис. 2), то события A и B будут уже зависимыми.

Определение 8. События $B_1, B_2, \dots, B_n$ независимы в совокупности, если для любых $1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_r \leq n$, $r = 2, 3, \dots, n$.

$$P\left(\bigcap_{k=1}^r B_{i_k}\right) = \prod_{k=1}^r P(B_{i_k}).$$

Попарной независимости событий недостаточно для независимости n событий в совокупности. Это показывает следующий пример.

Пример 4 (пример Бернштейна). Рассмотрим такой эксперимент. На плоскость бросается тетраэдр, три грани которого покрашены соответственно в красный, синий и зеленый цвета, а на четвертую нанесены все три цвета. Событие K означает, что при бросании тетраэдра на плоскость выпала грань, содержащая красный цвет, событие C — грань, содержащая синий цвет, и событие $З$ — грань, содержащая зеленый цвет. Так как каждый из трех цветов содержится на двух гранях, то $P(K) = P(C) = P(З) = 1/2$. Вероятность пересечения любой пары введенных событий равна

$\frac{1}{4} = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2}$, так как любая пара цветов присутствует только на одной грани. Это означает попарную независимость всех трех событий. Но

$$P(KЗC) = 1/4 \neq P(K)P(З)P(C) = 1/8. \quad \blacktriangleleft$$

Теперь легко построить пример, когда при $B_1 B_2 \neq \emptyset$ свойство 3) независимых событий не будет иметь места.

В качестве примера последовательности событий, независимых в совокупности, можно привести последовательность исходов в схеме Бернулли.

Если считать, что каждый исход получен в результате *отдельного испытания*, то мы обнаружим, что любое событие, относящееся к фиксированному испытанию, будет независимым от любого события, относящегося к остальным испытаниям. В таких случаях говорят о последовательности *независимых испытаний*.

Чтобы дать общее определение, рассмотрим два произвольных эксперимента G_1 и G_2 и обозначим $\langle \Omega_1, \mathcal{F}_1, P_1 \rangle$ и $\langle \Omega_2, \mathcal{F}_2, P_2 \rangle$ соответствующие им вероятностные пространства. Рассмотрим

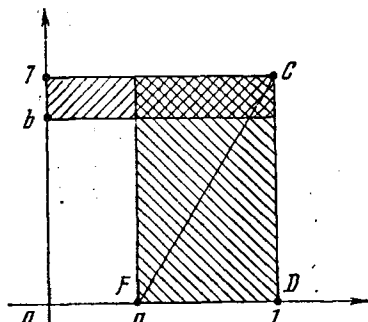


Рис. 2

также «составной» эксперимент G с вероятностным пространством $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$, где $\Omega = \Omega_1 \times \Omega_2$ есть прямое произведение пространств Ω_1 и Ω_2 , а σ -алгебра $\mathfrak{F}$ порождена прямым произведением $\mathfrak{F}_1 \times \mathfrak{F}_2$ (т. е. событиями $B = B_1 \times B_2$, $B_1 \in \mathfrak{F}_1$, $B_2 \in \mathfrak{F}_2$).

Определение 9. Мы будем говорить, что *испытания* G_1 и G_2 *независимы*, если для любых $B = B_1 \times B_2$, $B_1 \in \mathfrak{F}_1$, $B_2 \in \mathfrak{F}_2$ выполняется

$$P(B) = P_1(B_1)P_2(B_2) = P(B_1 \times \Omega_2)P(\Omega_1 \times B_2).$$

Независимость n испытаний $G_1, \dots, G_n$ определяется аналогично с помощью равенства

$$P(B) = P_1(B_1) \dots P_n(B_n),$$

где $B = B_1 \times \dots \times B_n$, $B_k \in \mathfrak{F}_k$, $\langle \Omega_k, \mathfrak{F}_k, P_k \rangle$ — вероятностное пространство, соответствующее эксперименту G_k , $k = 1, \dots, n$.

В схеме Бернулли вероятность каждой последовательности исходов, состоящей из r нулей и единиц и содержащей k единиц, равна $p^k(1-p)^{r-k}$. Поэтому схему Бернулли можно рассматривать как результат r независимых испытаний, в каждом из которых с вероятностью p появляется 1 (успех) и с вероятностью $1-p$ появляется 0 (неуспех). Таким образом, вероятность появления

k успехов в r независимых испытаниях равна $\binom{r}{k} p^k(1-p)^{r-k}$.

Верно и в некотором смысле обратное утверждение: любая последовательность независимых одинаковых испытаний с двумя исходами образует схему Бернулли.

В гл. 3 будет приведен ряд замечаний о связи введенных понятий независимости с общепринятым пониманием причинной зависимости.

§ 4. Формула полной вероятности и формула Байеса

Пусть A — некоторое событие, $B_1, B_2, \dots, B_n$ — попарно несовместные события, имеющие положительные вероятности и такие, что $A \subset \bigcup_{j=1}^n B_j$. Тогда имеет место *формула полной вероятности*:

$$P(A) = \sum_{j=1}^n P(B_j)P(A/B_j).$$

Доказательство. Из приведенных условий следует, что $A = \bigcup_{j=1}^n B_j A$. Кроме того, события $AB_1, AB_2, \dots, AB_n$ несовместны, поэтому

$$P(A) = \sum_{j=1}^n P(AB_j) = \sum_{j=1}^n P(B_j)P(A/B_j). \quad \triangleleft$$

Пример 5. В экспериментах на встречных электрон-позитронных пучках вероятность того, что за единицу времени произойдет j столкновений, сопровождающихся рождением новых элементарных частиц, равна

$$p_j = \frac{e^{-\lambda} \lambda^j}{j!}, \quad j = 0, 1, \dots$$

где λ — положительный параметр (это так называемое распределение Пуассона, которое подробно будет рассмотрено в гл. 3, 5, 16). При каждом столкновении в результате взаимодействия могут возникнуть различные группы элементарных частиц, при этом вероятность появления каждой группы фиксирована и не зависит от результатов взаимодействия при остальных столкновениях. В качестве одной из таких групп рассмотрим пару μ -мезонов и обозначим через p вероятность их появления при одном столкновении. Чему равна тогда вероятность события A_k , при котором за единицу времени рождается k пар μ -мезонов?

Допустим, что наступило событие B_j , состоящее в том, что за единицу времени происходит j столкновений. При этом условии будем иметь последовательность j независимых испытаний, и вероятность появления k пар μ -мезонов будет равна $\binom{j}{k} p^k (1-p)^{j-k}$.

Поэтому по формуле полной вероятности

$$\begin{aligned} P(A_k) &= \sum_{j=k}^{\infty} P(B_j) P(A_k/B_j) = \sum_{j=k}^{\infty} \frac{e^{-\lambda} \lambda^j}{j!} \frac{j!}{k! (j-k)!} p^k (1-p)^{j-k} = \\ &= \frac{e^{-\lambda} p^k \lambda^k}{k!} \sum_{j=0}^{\infty} \frac{(\lambda (1-p))^j}{j!} = \frac{e^{-\lambda p} (p\lambda)^k}{k!}. \end{aligned}$$

Таким образом, мы получили снова распределение Пуассона, но с параметром λp .

Приведенное решение задачи было не формализованным. Формальное решение требует прежде всего построения вероятностного пространства. Оно оказывается здесь достаточно сложным. Обозначим Ω_j пространство элементарных событий в схеме Бернулли, соответствующей j испытаниям, и пусть ω_j — элемент Ω_j . Тогда в качестве Ω можно взять всевозможные пары $\{(j, \omega_j)\}_{j=0}^{\infty}$, где цифра указывает число столкновений, ω_j означает последовательность длины j «успехов» и «неуспехов» («успех» — появление μ -мезонов). Если ω_j содержит k «успехов», то следует положить

$$P((j, \omega_j)) = p_j p^k (1-p)^{j-k}.$$

Чтобы получить $P(A_k)$, остается просуммировать эти вероятности по всем ω_j , содержащим k успехов, и по всем $j \geq k$ (принцип

формулы полной вероятности здесь используется неявно при рас-
слоении A_k на события (j, ω_j) . ◀

Тот факт, что число столкновений частиц описывается рас-
пределением Пуассона, нетрудно понять в силу следующих об-
стоятельств, вызванных существом физического процесса. Пусть
событие $B_j(t, u)$ состоит в том, что за интервал времени $[t, t + u)$
произошло j столкновений. Тогда оказывается, что

а) пары событий $B_j(v, t)$ и $B_k(v + t, u)$, относящиеся к непе-
ресекающимся интервалам времени, независимы при всех
 v, t, u, j, k ;

б) при малых Δ вероятность столкновения за время Δ про-
порциональна Δ :

$$P(B_1(t, \Delta)) = \lambda\Delta + o(\Delta)$$

и, кроме того, $P(B_k(t, \Delta)) = o(\Delta)$, $k \geq 2$.

Используя снова формулу полной вероятности при гипотезах
 $B_j(v, t)$, получим для вероятностей $p_k(t) = P(B_k(v, t))$ следу-
ющие соотношения:

$$\begin{aligned} p_k(t + \Delta) &= \sum_{j=0}^k p_j(t) P(B_k(v, t + \Delta) | B_j(v, t)) = \\ &= \sum_{j=0}^k p_j(t) P(B_{k-j}(v + t, \Delta)) = o(\Delta) + p_{k-1}(t)(\lambda\Delta + o(\Delta)) + \\ &\quad + p_k(t)(1 - \lambda\Delta - o(\Delta)), \quad k \geq 1; \\ p_0(t + \Delta) &= p_0(t)(1 - \lambda\Delta - o(\Delta)). \end{aligned}$$

Преобразуя последнее уравнение, находим

$$\frac{p_0(t + \Delta) - p_0(t)}{\Delta} = -\lambda p_0(t) + o(1).$$

Следовательно, существует производная

$$p_0'(t) = -\lambda p_0(t).$$

Аналогичным образом устанавливаем, что существуют

$$p_k'(t) = \lambda p_{k-1}(t) - \lambda p_k(t), \quad k \geq 1. \quad (1)$$

Заметим теперь, что так как функции $p_k(t)$ непрерывны, то сле-
дует положить $p_0(0) = 1$, $p_k(0) = 0$. Поэтому

$$p_0(t) = e^{-\lambda t}.$$

Пользуясь индукцией и подставляя в (1) $p_{k-1}(t) = \frac{(\lambda t)^{k-1} e^{-\lambda t}}{(k-1)!}$
устанавливаем (удобно произвести замену $p_k = e^{-\lambda t} u_k$, тогда урав-

нение (1) примет вид $u'_k = \frac{\lambda (\lambda t)^{k-1}}{(k-1)!}$, что

$$p_k(t) = \frac{(\lambda t)^k e^{-\lambda t}}{k!}, \quad k = 0, 1, \dots$$

Это есть распределение Пуассона с параметром λt .

Чтобы понять конструкцию вероятностного пространства в этой задаче, следует обратиться к множеству Ω всех ступенчатых неубывающих функций $x(t) \geq 0$, $t \geq 0$, принимающих значения 0, 1, 2, ... Каждая такая функция может играть роль элементарного события: точки ее скачков будут указывать моменты столкновений, само значение $x(t)$ будет означать число столкновений за интервал времени $(0, t)$. Чтобы избежать здесь громоздких рассуждений, связанных с заданием σ -алгебры, можно для наших вычислений считать вероятность P заданной на алгебре $\mathcal{A}$ (см. § 1), порожденной множествами $\{x(t) = k\}$, $t \geq 0$; $k = 0, 1, \dots$ (ведь все рассматриваемые в этой задаче события являются именно такими множествами). Приведенные выше рассуждения показывают, что следует положить

$$P(x(v+t) - x(v) = k) = \frac{e^{-\lambda t} (\lambda t)^k}{k!}.$$

(См. также о пуассоновских процессах в гл. 16.) ◀

Приведенными примерами мы хотели не только проиллюстрировать применение формулы полной вероятности, но и показать, что построение вероятностных пространств в реальных задачах далеко не всегда оказывается простым.

Разумеется, проведение таких построений в каждой задаче вовсе не обязательно, но рекомендуется все же делать это до появления достаточно твердых навыков.

Пусть события A и $B_1, \dots, B_n$ удовлетворяют условиям, сформулированным в начале § 4. Если $P(A) > 0$, то при этих условиях имеет место формула Байеса:

$$P(B_j/A) = \frac{P(B_j)P(A/B_j)}{\sum_{k=1}^n P(B_k)P(A/B_k)}.$$

Эта формула есть просто иная форма записи равенства

$$P(B_j/A) = \frac{P(B_jA)}{P(A)},$$

где в числителе надо воспользоваться определением условной вероятности события A при условии B_j , а в знаменателе — формулой полной вероятности. ◀

Пример 6. Некоторое изделие выпускается двумя заводами. При этом объем продукции второго завода в k раз превосходит объем продукции первого. Доля брака у 1-го завода P_1 ,

у 2-го — P_2 . Предположим теперь, что изделия, выпущенные заводами за одинаковый промежуток времени, перемешали и в таком виде пустили в продажу. Какова вероятность того, что вы приобрели изделие со второго завода, если оно оказалось испорченным?

Пусть событие B_1 означает, что выбранное нами изделие с первого завода, а B_2 — со второго. Легко видеть, что

$$P(B_1) = \frac{1}{1+k}, \quad P(B_2) = \frac{k}{1+k}.$$

Это так называемые *априорные* вероятности событий B_1, B_2 . Пусть событие A означает, что выбрано бракованное изделие. Нам даны условные вероятности $P(A/B_1) = P_1$ и $P(A/B_2) = P_2$. Теперь, воспользовавшись формулой Байеса, можно ответить на поставленный вопрос:

$$P(B_2/A) = \frac{\frac{k}{1+k} P_2}{\frac{1}{1+k} P_1 + \frac{k}{1+k} P_2} = \frac{k P_2}{P_1 + k P_2}.$$

Аналогично
$$P(B_1/A) = \frac{P_1}{P_1 + k P_2}. \quad \triangleleft$$

Вероятности $P(B_1/A)$ и $P(B_2/A)$ называют иногда *апостериорными* вероятностями соответственно событий B_1, B_2 , после того как произошло событие A .

Пример 7. Студенту предложили решить числовую задачу. Ответ задачи известен и представляет собой одно из чисел $1, \dots, k$. Решая задачу, студент может либо найти правильный путь решения задачи, либо ошибиться. Подготовка студента такова, что он находит правильный путь решения задачи с вероятностью p . В этом случае ответ, полученный им, совпадает с данным. С дополнительной вероятностью $1-p$ студент ошибается. В этом случае мы будем предполагать, что в качестве ответа может получиться любое из чисел $1, \dots, k$ с вероятностью $1/k$.

Известно, что студент получил правильный ответ. Какова при этом условии вероятность того, что он верно решил задачу?

Пусть B_1 (B_2) есть событие, означающее, что студент решил задачу верно (неверно). Тогда по условию априорные вероятности этих событий равны $P(B_1) = p$, $P(B_2) = 1-p$. Если событие A состоит в том, что студент получил правильный ответ, то

$$P(A/B_1) = 1, \quad P(A/B_2) = 1/k.$$

По формуле Байеса искомая апостериорная вероятность $P(B_1/A)$ равна

$$P(B_1/A) = \frac{P(B_1)P(A/B_1)}{P(B_1)P(A/B_1) + P(B_2)P(A/B_2)} = \frac{p}{p + \frac{1-p}{k}} = \frac{1}{1 + \frac{1-p}{kp}}.$$

Очевидно, что $P(B_1/A) > P(B_1) = p$ и что $P(B_1/A)$ близка к 1 при больших k .

Глава 3

СЛУЧАЙНЫЕ ВЕЛИЧИНЫ И ФУНКЦИИ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ

§ 1. Определения и примеры

Пусть $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ — произвольное вероятностное пространство.

Определение 1. *Случайной величиной ξ называется измеримая функция $\xi = \xi(\omega)$, отображающая Ω в множество действительных чисел R , т. е. функция, для которой прообраз $\xi^{-1}(B) = \{\omega: \xi(\omega) \in B\}$ любого борелевского множества $B \in \mathfrak{B}$ есть множество из σ -алгебры $\mathfrak{F}$.*

В таких случаях говорят также, что ξ *осуществляет измеримое отображение $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$ в $\langle R, \mathfrak{B} \rangle$.*

Например, при бросании монеты Ω состоит из двух точек: герба и решетки. Если гербу поставить в соответствие 1, а решетке 0, то, очевидно, получим случайную величину.

Случайной величиной будет также число очков на выпавшей грани кости.

Расстояние от начала координат до случайно брошенной точки в квадрат $[0 \leq x \leq 1, 0 \leq y \leq 1]$ тоже будет случайной величиной, так как множество $\{(x, y): x^2 + y^2 < t\}$ измеримо. Читатель, наверно, заметил, что в этих примерах придумать неизмеримую функцию от ω , которая отвечала бы какой-нибудь реальной задаче, очень трудно. Такое явление имеет место часто, но не всегда. В гл. 15, посвященной случайным процессам, нас будут интересовать множества, которые, вообще говоря, событиями не являются и требуют специальных модификаций для того, чтобы их можно было считать событиями.

Как отмечалось выше, из определения случайной величины следует, что для любого множества B из σ -алгебры борелевских множеств $\mathfrak{B}$ на прямой

$$\xi^{-1}(B) = \{\omega: \xi(\omega) \in B\} \in \mathfrak{F}.$$

Следовательно, на измеримом пространстве $\langle R, \mathfrak{B} \rangle$ определена вероятность $P_\xi(B) = P(\xi \in B)$, которая порождает вероятностное пространство $\langle R, \mathfrak{B}, P_\xi \rangle$.

Определение 2. Вероятность $P_\xi(B)$ называется *распределением случайной величины ξ .*

Если положить $B = (-\infty, x)$, то получим функцию $F_\xi(x) = P(\xi < x)$, определенную на всей вещественной оси, которая называется *функцией распределения случайной величины ξ .*

Ниже увидим, что функция распределения случайной величины полностью определяет ее распределение и часто используется для описания последнего.

Там, где это не вызовет недоразумений, вместо $F_{\xi}(x)$ будем писать просто $F(x)$.

Так как случайная величина ξ есть отображение Ω в R , то $P(|\xi| < \infty) = 1$. Иногда наряду с такими случайными величинами бывает удобно рассматривать также случайные величины, которые могут принимать значения $\pm\infty$ (они будут осуществлять измеримое отображение Ω в $R \cup \{\pm\infty\}$). Если $P(|\xi| = \infty) > 0$, то такие случайные величины $\xi(\omega)$ мы будем называть *несобственными*. Каждый случай, когда такие величины будут появляться, будем особо оговаривать.

Пример 1. Рассмотрим схему Бернулли с вероятностью успеха p и объемом выборки k (см. § 1.3). Как известно, множество элементарных исходов Ω в этом случае есть множество всевозможных последовательностей из нулей и единиц длины k . За σ -алгебру $\mathcal{F}$ возьмем систему всех подмножеств Ω . Определим на Ω случайную величину следующим образом: каждой последовательности из нулей и единиц поставим в соответствие число единиц в этой последовательности.

Вероятность r успехов, как мы уже знаем, есть

$$P(r, k) = \binom{k}{r} p^r (1-p)^{k-r}.$$

Поэтому функция распределения $F(x)$ введенной случайной величины будет определяться следующим образом:

$$F(x) = \sum_{r \leq x} P(r, k).$$

Суммирование здесь ведется по всем целым r , меньшим x . Если $x < 0$, то $F(x) = 0$, если же $x > k$, то $F(x) = 1$.

Пример 2. Пусть на отрезок $[a, b]$ вещественной прямой случайным образом бросается точка, т. е. вероятность попадания точки в некоторое множество из $[a, b]$ полагается пропорциональной лебеговой мере этого множества. Ω здесь есть отрезок $[a, b]$, σ -алгебра $\mathcal{F}$ есть класс борелевских подмножеств из $[a, b]$. Определим случайную величину ξ так:

$$\xi(\omega) = \omega, \quad \omega \in [a, b],$$

т. е. случайная величина равна тому числу из $[a, b]$, в которое попала бросаемая точка. Это измеримая функция. Если $x < a$, то $F(x) = P(\xi < x) = 0$. Пусть $x \in [a, b]$. Тогда $\{\xi < x\}$ означает, что точка попала в интервал $[a, x]$. Вероятность попадания в этот интервал пропорциональна длине этого интервала, значит,

$$F(x) = P(\xi < x) = \frac{x-a}{b-a}.$$

Если же $x > b$, то понятно, что $F(x) = 1$. Окончательно находим

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x < a, \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ 1, & x > b. \end{cases} \quad (1)$$

Эта функция распределения определяет так называемое *равномерное распределение* на интервале $[a, b]$.

Если $\mu(B)$ — мера Лебега на $\langle R, \mathfrak{B} \rangle$, то, как мы увидим в следующем параграфе, нетрудно установить также, что в этом случае $P_{\xi}(B) = \frac{1}{b-a} \mu(B \cap [a, b])$.

§ 2. Свойства функций распределения и примеры

Пусть $F(x)$ есть функция распределения случайной величины ξ . Тогда имеют место следующие свойства $F(x)$:

F1. *Свойство монотонности: если $x_1 \leq x_2$, то $F(x_1) \leq F(x_2)$.*

F2. $\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0$ и $\lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1$.

F3. *Свойство непрерывности слева: $\lim_{x \uparrow x_0} F(x) = F(x_0)$.*

Доказательство. Так как $\{\xi < x_1\} \subseteq \{\xi < x_2\}$, где $x_1 \leq x_2$, то F1 сразу следует из свойства 3) вероятности (см. § 2.2).

Для доказательства F2 рассмотрим две числовые последовательности $\{x_n\}$ и $\{y_n\}$, при этом последовательность $\{x_n\}$ убывает так, что $x_n \rightarrow -\infty$, а последовательность y_n возрастает, $y_n \rightarrow \infty$. Введем обозначения $A_n = \{\xi < x_n\}$, $B_n = \{\xi < y_n\}$. Из того, что $\{x_n\}$ монотонно стремится к $-\infty$, следует, что последовательность множеств A_n убывает и $\bigcap A_n = \emptyset$. В силу аксиомы непрерывности P3' (см. § 1 гл. 2) $P(A_n) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$ или, что то же, $\lim_{n \rightarrow \infty} F(x_n) = 0$. Отсюда и из монотонности $F(x)$ следует, что

$$\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0.$$

Так как последовательность $\{y_n\}$ монотонно сходится к ∞ , то последовательность множества B_n возрастает и $\bigcup B_n = \Omega$, поэтому (см. свойство 9) § 2.2) $P(B_n) \rightarrow 1$. Отсюда, как и прежде, следует, что

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F(y_n) = 1, \quad \lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1.$$

Свойство F3 доказывается аналогичным способом. Пусть $A = \{\xi < x_0\}$, $A_n = \{\xi < x_n\}$, где последовательность $\{x_n\}$ возрастает, $x_n \uparrow x_0$. Последовательность множеств A_n также возрастает и $\bigcup A_n = A$. Следовательно, $P(A_n) \rightarrow P(A)$. Это означает, что

$$\lim_{x \uparrow x_0} F(x) = F(x_0). \quad \triangleleft$$

Нетрудно видеть, что функция F была бы непрерывной справа, если бы мы положили $F(x) = P(\xi \leq x)$.

При принятом определении функция F , вообще говоря, не является непрерывной справа, так как по аксиоме непрерывности

$$F(x+0) - F(x) = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(F\left(x + \frac{1}{n}\right) - F(x) \right) = \\ = \lim_{n \rightarrow \infty} P\left(x \leq \xi < x + \frac{1}{n}\right) = P\left(\bigcap_{n=1}^{\infty} \left\{ \xi \in \left[x, x + \frac{1}{n}\right) \right\}\right) = P(\xi = x).$$

Сказанное означает, что $F(x)$ непрерывна тогда и только тогда, когда $P(\xi = x) = 0$ при любом x . Примеры 1, 2 показывают, что весьма обычны как непрерывные, так и разрывные $F(x)$.

Из приведенных соотношений следует также, что

$$P(x \leq \xi \leq y) = P_{\xi}([x, y]) = F(y+0) - F(x).$$

Теорема 1. Если функция $F(x)$ обладает свойствами F1, F2 и F3, то существует вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ и случайная величина ξ на нем такая, что $F_{\xi}(x) = F(x)$.

Доказательство. Построим сначала вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$. В качестве Ω возьмем вещественную прямую R , а в качестве $\mathfrak{F}$ возьмем σ -алгебру $\mathfrak{B}$ измеримых по Борелю множеств. Как мы уже знаем (см. § 2.1), для построения вероятностного пространства $\langle R, \mathfrak{B}, P \rangle$ достаточно задать вероятность P на алгебре $\mathcal{A}$, порожденной, скажем, полуинтервалами вида $[\cdot, \cdot)$ (тогда $\sigma(\mathcal{A}) = \mathfrak{B}$). Произвольный элемент A алгебры $\mathcal{A}$ имеет вид конечного объединения непересекающихся полуинтервалов:

$$A = \bigcup_{i=1}^n [a_i, b_i), \quad a_i < b_i$$

(числа a_i и b_i могут быть бесконечными). Полагаем по определению

$$P(A) = \sum_{i=1}^n (F(b_i) - F(a_i)).$$

Совершенно очевидно, что в силу F1, F2 аксиомы P1, P2 выполнены. Остается проверить счетную аддитивность или непрерывность P на алгебре $\mathcal{A}$. Пусть $B_n \in \mathcal{A}$, $B_{n+1} \subset B_n$, $\bigcap_{n=1}^{\infty} B_n = B \in \mathcal{A}$. Надо показать, что $P(B_n) \rightarrow P(B)$ или, что то же, $P(B_n \setminus B) \rightarrow 0$ ($B_n \setminus B \in \mathcal{A}$). Для этого достаточно убедиться, что $P(B_n \setminus BC_N) \rightarrow 0$ при любом фиксированном N , где $C_N = [-N, N)$. Действительно, для заданного $\varepsilon > 0$ по свойству F2 выберем N так, что $P(\bar{C}_N) < \varepsilon$. Тогда $P(B_n \setminus B \setminus \bar{C}_N) \leq P(\bar{C}_N) \leq \varepsilon$,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(B_n \setminus B) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} P(B_n \setminus B \setminus \bar{C}_N) + \varepsilon.$$

Так как ε произвольно, то сходимость $P(B_n \bar{B} C_N) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$ означает требуемую сходимость $P(B_n \bar{B}) \rightarrow 0$. Из сказанного вытекает, что можно считать множества B_n ограниченными ($B_n \subset [-N, N]$) при каком-нибудь $N < \infty$). Кроме того, не ограничивая общности, можно считать, что B есть пустое множество. В силу сделанных выше замечаний B_n допускают представление

$$B_n = \bigcup_{i=1}^{k_n} [a_i^n, b_i^n], \quad k_n < \infty,$$

где a_i^n, b_i^n конечны. Заметим далее, что для заданного $\varepsilon > 0$ и для любого полуинтервала $[a, b]$ всегда можно найти вложенный в него полуинтервал $[a, b - \delta)$, $\delta > 0$, такой, что $P([a, b - \delta)) \geq P([a, b]) - \varepsilon$. Это вытекает непосредственно из свойства F3: $F(b - \delta) \rightarrow F(b)$ при $\delta \downarrow 0$. Следовательно, для заданного $\varepsilon > 0$ и множества B_n существуют $\delta_i^n > 0$, $i = 1, \dots, k_n$, такие, что

$$\tilde{B}_n = \bigcup_{i=1}^{k_n} [a_i^n, b_i^n - \delta_i^n] \subset B_n, \quad P(\tilde{B}_n) > P(B_n) - \varepsilon 2^{-n}.$$

Присоединим теперь к множеству $\tilde{B}_n$ правые концы полуинтервалов и рассмотрим замкнутое ограниченное множество

$$K_n = \bigcup_{i=1}^{k_n} [a_i^n, b_i^n - \delta_i^n].$$

Очевидно, что

$$\tilde{B}_n \subset K_n \subset B_n, \quad K = \bigcap_{n=1}^{\infty} K_n = \emptyset,$$

$$P(B_n - K_n) = P(B_n \bar{K}_n) \leq \varepsilon 2^{-n}.$$

Из соотношения $K = \emptyset$ следует, что $K_n = \emptyset$ при всех достаточно больших n . Действительно, все множества K_n принадлежат замыканию $[C_N] = [-N, N]$, которое является компактом. Множества $\{\Delta_n = [C_N] - K_n\}_{n=1}^{\infty}$ образуют *открытое покрытие* $[C_N]$, так как $\bigcup \Delta_n = [C_N] \cup (\bigcup \bar{K}_n) = [C_N] \cup (\bigcap \bar{K}_n) = [C_N]$. Таким образом, по лемме Гейне — Бореля существует *конечное подпокрытие* $\{\Delta_n\}_{n=1}^{n_0}$, $n_0 < \infty$, такое, что $\bigcup_{n=1}^{n_0} \Delta_n = [C_N]$ или, что то же, $\bigcap_{n=1}^{n_0} K_n = \emptyset$. Поэтому

$$\begin{aligned} P(B_{n_0}) &= P\left(B_{n_0} \left(\bigcap_{n=1}^{n_0} K_n\right)\right) = P\left(B_{n_0} \left(\bigcup_{n=1}^{n_0} \bar{K}_n\right)\right) = \\ &= P\left(\bigcup_{n=1}^{n_0} B_{n_0} \bar{K}_n\right) \leq P\left(\bigcup_{n=1}^{n_0} B_n \bar{K}_n\right) \leq \sum_{n=1}^{n_0} \varepsilon 2^{-n} < \varepsilon. \end{aligned}$$

Итак, для заданного $\varepsilon > 0$ нашлось n_0 (оно зависит от ε) такое, что $P(B_{n_0}) < \varepsilon$. Это значит, что $P(B_n) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$. Выполнение аксиомы 3 доказано.

Итак, вероятностное пространство построено. Остается в качестве случайной величины ξ взять тождественное отображение действительных чисел на себя. Тогда

$$F_{\xi}(x) = P(\xi < x) = P(-\infty, x) = F(x). \triangleleft$$

При изучении функций распределений на основании доказанного утверждения часто используют удобную модель *выборочного* вероятностного пространства.

Определение 3. Вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ называется *выборочным* для случайной величины $\xi(\omega)$, если Ω есть подмножество вещественной прямой R и $\xi(\omega) \equiv \omega$.

Вероятность P в соответствии с определением 1 § 1 будет называться *распределением* ξ . Этот факт будем обозначать символом

$$\xi \in P. \quad (2)$$

Очевидно, что построение выборочного вероятностного пространства всегда возможно. Достаточно положить $\Omega = R$, $\mathfrak{F} = \mathfrak{B}$, $P(B) = P(\xi \in B)$. Для целочисленных ξ пространство $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$ можно выбрать и более «экономным» образом, положив $\Omega = \{\dots, -1, 0, 1, \dots\}$.

Так как функция распределения $F(x)$ случайной величины ξ по теореме 1 однозначно определяет распределение P этой случайной величины, то наряду с (2) будем писать также $\xi \in F$.

Приведем теперь примеры некоторых наиболее распространенных распределений.

1. *Вырожденное распределение* I_a . Распределение I_a определяется соотношением

$$I_a(B) = \begin{cases} 1, & \text{если } a \in B, \\ 0, & \text{если } a \notin B. \end{cases}$$

Это распределение, сосредоточенное в точке a : если $\xi \in I_a$, то $P(\xi = a) = 1$. Функция распределения для I_a имеет вид

$$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{при } x \leq a, \\ 1 & \text{при } x > a. \end{cases}$$

Следующие два распределения были описаны в примерах 1, 2 § 1.

2. *Биномиальное распределение* B_p^n . По определению $\xi \in B_p^n$ (n — целое, $p \in (0, 1)$), если $P(\xi = k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$, $0 \leq k \leq n$. Распределение B_p^1 будем обозначать через B_p .

3. *Равномерное распределение* $U_{a,b}$. Если $\xi \in U_{a,b}$, то $P(\xi \in B) = \frac{\mu(B \cap [a, b])}{\mu([a, b])}$, где μ — мера Лебега. Мы видели, что это распределение имеет функцию распределения (1).

Следующее распределение играет особую роль в теории вероятностей, мы будем сталкиваться с ним многократно.

4. *Нормальное распределение* Φ_{α, σ^2} (нормальный закон или закон Гаусса). Будем писать $\xi \in \Phi_{\alpha, \sigma^2}$, если

$$P(\xi \in B) = \Phi_{\alpha, \sigma^2}(B) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int_B e^{-(u-\alpha)^2/2\sigma^2} du. \quad (3)$$

Распределение Φ_{α, σ^2} зависит от двух параметров: α и $\sigma > 0$. Если $\alpha = 0$, $\sigma = 1$, то нормальное распределение называют *стандартным*. Функция распределения $\Phi_{0,1}$ (будем обозначать ее через $\Phi(x)$), равна

$$\Phi(x) = \Phi_{0,1}((-\infty, x)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-u^2/2} du.$$

Очевидно, что функция распределения для Φ_{α, σ^2} равна $\Phi\left(\frac{x-\alpha}{\sigma}\right)$, так что параметры α и σ имеют смысл параметров «сдвига» и «масштаба» распределения.

Тот факт, что формула (3) определяет распределение, следует хотя бы из теоремы 1 и того, что функция $\Phi(x)$ (или $\Phi\left(\frac{x-\alpha}{\sigma}\right)$) удовлетворяет свойствам F1 — F3, так как $\Phi(-\infty) = 0$, $\Phi(\infty) = 1$, $\Phi(x)$ непрерывна и монотонна. Можно использовать и непосредственно тот факт, что интеграл в (3) есть счетно-аддитивная функция множества (см. § 6 и Приложение 3).

5. *Показательное распределение* Γ_α . Соотношение $\xi \in \Gamma_\alpha$ означает, что ξ неотрицательна и

$$P(\xi \in B) = \Gamma_\alpha(B) = \alpha \int_{B \cap (0, \infty)} e^{-\alpha u} du.$$

Функция распределения $\xi \in \Gamma_\alpha$ имеет, очевидно, вид

$$P(\xi < x) = \begin{cases} 1 - e^{-\alpha x} & \text{при } x \geq 0, \\ 0 & \text{при } x < 0. \end{cases}$$

Показательное распределение есть частный случай Γ -распределения $\Gamma_{\alpha, \lambda}$, которое мы рассмотрим более подробно в § 7.7.

6. Дискретный аналог показательного распределения называют иногда *геометрическим*. Оно имеет вид

$$P(\xi = k) = (1-p)p^k, \quad p \in (0, 1), \quad k = 0, 1, \dots$$

7. *Распределение Коши* $K_{\alpha, \sigma}$. Как и нормальное распределение, это есть распределение, зависящее от двух параметров α и $\sigma > 0$, которые также являются параметрами сдвига и масштаба. Если $\xi \in K_{\alpha, \sigma}$ то

$$P(\xi \in B) = \frac{1}{\pi\sigma} \int_B \frac{du}{1 + \left(\frac{u - \alpha}{\sigma}\right)^2}.$$

Функция распределения $K(x)$ распределения $K_{\alpha, \sigma}$ равна

$$K(x) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^x \frac{du}{1 + u^2}.$$

Функция распределения для $K_{\alpha, \sigma}$ равна $K\left(\frac{x - \alpha}{\sigma}\right)$. Здесь сохраняются все замечания, сделанные по поводу нормального распределения.

Пример 3. Предположим, что в некоторой точке (α, σ) , $\sigma > 0$, на плоскости находится источник излучения частиц. Следы излучения фиксируются детектором, который совпадает с осью x (осью абсцисс). Направление, в котором движутся излучаемые частицы, случайно и имеет равномерное распределение на окружности. Другими словами, угол η , составленный этим направлением с осью $(-y, 0)$, имеет равномерное распределение $U_{-\pi, \pi}$ на отрезке $[-\pi, \pi]$. Результатами наблюдений являются координаты $\xi_1, \xi_2, \dots$ точек на оси абсцисс, в которых произошло взаимодействие частиц с детектором. Что из себя представляет распределение случайной величины $\xi = \xi_1$?

Чтобы найти это распределение, рассмотрим частицу, вылетевшую из точки (α, σ) при условии, что эта точка достигла детектора (т. е. при условии, что $\eta \in [-\pi/2, \pi/2]$). Ясно, что условное распределение η при этом условии ($P(\eta \in [-\pi/2, \pi/2]) = 1/2$) совпадает с $U_{-\pi/2, \pi/2}$. Так как $(\xi - \alpha)/\sigma = \operatorname{tg} \eta$, то

$$\begin{aligned} P(\xi < x) &= P(\alpha + \sigma \operatorname{tg} \eta < x) = \\ &= P\left(\frac{\eta}{\pi} < \frac{1}{\pi} \operatorname{arctg} \frac{x - \alpha}{\sigma}\right) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \operatorname{arctg} \frac{x - \alpha}{\sigma}. \end{aligned}$$

Поскольку $(\operatorname{arctg} u)' = \frac{1}{1 + u^2}$, то

$$\begin{aligned} \operatorname{arctg} x &= \int_0^x \frac{du}{1 + u^2} = \int_{-\infty}^x \frac{du}{1 + u^2} - \frac{\pi}{2}, \\ P(\xi < x) &= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\frac{x - \alpha}{\sigma}} \frac{du}{1 + u^2} = K\left(\frac{x - \alpha}{\sigma}\right). \end{aligned}$$

Таким образом, координаты наблюдаемых на осп абсцисс следов излучения из точки (α, σ) имеют распределение Коши $K_{\alpha, \sigma}$.

8. *Распределение Пуассона* P_{λ} . Мы будем писать $\xi \in P_{\lambda}$, если ξ принимает только целые неотрицательные значения с вероятностями

$$P(\xi = m) = \frac{\mu^m}{m!} e^{-\mu}, \quad \mu > 0, \quad m = 0, 1, 2, \dots$$

Функция распределения, так же как и в примере 1, будет иметь вид суммы:

$$F(x) = \begin{cases} \sum_{m \leq x} \frac{\mu^m}{m!} e^{-\mu} & \text{для } x > 0, \\ 0 & \text{для } x \leq 0. \end{cases}$$

Все распределения, рассмотренные в приведенных выше примерах, можно разбить на два типа.

Дискретные распределения.

Определение 4. Распределение случайной величины ξ называется *дискретным*, если ξ может принимать лишь конечное или счетное число значений $x_1, x_2, \dots$ так что

$$p_k = P(\xi = x_k) > 0, \quad \sum p_k = 1.$$

Очевидно, что дискретное распределение $\{p_k\}$ всегда можно задать на дискретном вероятностном пространстве. Характеризовать такое распределение бывает удобно с помощью таблиц:

Значения	$x_1 \quad x_2 \quad \dots$
Вероятности	$p_1 \quad p_2$

К дискретным распределениям относятся распределения I_n , B_p^n , P_{λ} , геометрическое распределение. Производная функций распределения $F(x)$ для этих распределений всюду равна нулю, за исключением точек $x_1, x_2, \dots$, где $F(x)$ терпит разрыв, причем

$$F(x_k + 0) - F(x_k) = p_k.$$

Абсолютно непрерывные распределения.

Определение 5. Распределение P случайной величины ξ называется *абсолютно непрерывным* *), если для любого борелев-

*) Имеется в виду абсолютная непрерывность относительно меры Лебега. Если на $\langle R, \mathfrak{B} \rangle$ задана мера μ (см. Приложение 3), то распределение P называется *абсолютно непрерывным относительно μ* , если для любого $B \in \mathfrak{B}$

$$P(B) = \int_B f(x) \mu(dx).$$

В этом смысле дискретные распределения также являются абсолютно не-

ского множества B

$$P(B) = P(\xi \in B) = \int_B f(x) dx, \quad (4)$$

где $f(x) \geq 0$, $\int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1$.

Функция $f(x)$ в равенстве (4) называется *плотностью* распределения.

Из доказательства теоремы 1 (точнее, из теоремы о единственности продолжения меры) нетрудно получить, что приведенное выше определение абсолютной непрерывности эквивалентно представлению

$$F_{\xi}(x) = \int_{-\infty}^x f(u) du$$

для всех $x \in R$. Функции распределения, обладающие таким свойством, также называются абсолютно непрерывными.

Функция $f(x)$ определяется приведенными выше равенствами с точностью до значений на множестве меры 0. Для нее почти всюду (по мере Лебега) имеет место равенство *) $f(x) = \frac{dF(x)}{dx}$.

Абсолютно непрерывными являются распределения $U_{a,b}$, Φ_{α,σ^2} , $K_{\alpha,\sigma}$, Γ_{α} . Плотность нормального закона с параметрами α , σ равна

$$\varphi_{\alpha,\sigma^2}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(x-\alpha)^2/(2\sigma^2)}$$

Из приведенных ранее равенств очевидным образом можно получить и плотности распределений $U_{a,b}$, $K_{\alpha,\sigma}$, Γ_{α} . Плотность для $K_{\alpha,\sigma}$ имеет вид, напоминающий вид нормальной плотности, но имеет более «толстые хвосты» (более медленное убывание при $|x| \rightarrow \infty$).

Итак, распределения могут быть дискретными и абсолютно непрерывными. Возможны, конечно, смеси двух типов распределений. Но существует еще третий тип, не описываемый преды-

дующими, но относительно считающей меры m . Действительно, если положить $f(x_k) = p_k$, $m(B) = \{\text{число точек из множества } (x_1, x_2, \dots), \text{ попавших в } B\}$, то

$$P(B) = \sum_{x_k \in B} p_k = \sum_{x_k \in B} f(x_k) = \int_B f(x) m(dx)$$

(см. Приложение 3).

*) Утверждение о единственности «почти всюду» функции f следует также из теоремы Радона — Никодима (см. Приложение 3).

дущими двумя. Это *сингулярный тип*. Характеризуется он тем, что функция распределения $F(x)$ непрерывна, но точки роста $F(x)$ образуют множество нулевой меры Лебега. (Точка x называется *точкой роста* $F(x)$, если для любого $\varepsilon > 0$ $F(x + \varepsilon) - F(x - \varepsilon) > 0$.)

Таким образом, здесь $F(x)$ непрерывна, $\frac{dF(x)}{dx} = 0$ почти всюду, а $F(\infty) - F(-\infty) = 1$.

Примером такой функции распределения может служить известная кривая Кантора, все изменение которой сосредоточено на отрезке $[0, 1]$: $F(x) = 0$ при $x \leq 0$, $F(x) = 1$ при $x \geq 1$. Строится она следующим образом (процесс построения кривой Кантора показан на рис. 3). Отрезок $[0, 1]$ разбивается на три равные части $[0, 1/3]$, $[1/3, 2/3]$, $[2/3, 1]$. На внутреннем сегменте полагаем $F(x) = 1/2$. Оставшиеся два сегмента снова разбиваются на три равные части каждый, и на внутренних сегментах $F(x)$ полагается равной соответственно $1/4$ и $3/4$.

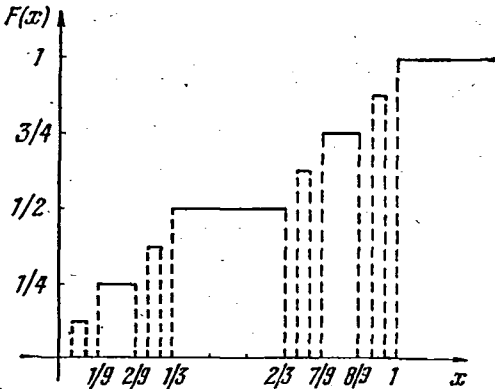


Рис. 3

Каждый из оставшихся сегментов снова делится на три части и на внутренних $F(x)$ определяется как постоянная, равная среднему арифметическому между соседними, уже определенными значениями $F(x)$, и т. д. В точках, не принадлежащих таким внутренним сегментам, $F(x)$ определяется по непрерывности. Нетрудно видеть, что суммарная длина «внутренних» сегментов, на которых $F(x)$ постоянна, равна

$$\frac{1}{3} + \frac{2}{9} + \frac{4}{27} + \dots = \frac{1}{3} \sum_{k=0}^{\infty} \left(\frac{2}{3}\right)^k = \frac{1}{3} \frac{1}{1 - \frac{2}{3}} = 1,$$

так что функция $F(x)$ растет на множестве меры 0, но без скачков.

Известна теорема Лебега *) о том, что любая функция распределения $F(x)$ может быть единственным образом представлена в виде суммы трех компонент: дискретной, абсолютно непрерывной и сингулярной. Отсюда следует, что произвольная функция распределения не может иметь более чем счетное число скачков

*) См. § 5 Приложения 3.

(это видно и непосредственно: мы перечислим все скачки, если перенумеруем сначала все скачки, большие $1/2$, затем все скачки, большие $1/3$, затем — большие $1/4$, и т. д.). Это означает, в частности, что $F(x)$ непрерывна всюду, за исключением, быть может, счетного или конечного множества точек.

В заключение приведем ряд свойств функций распределения и плотностей, возникающих при переходе к новым случайным величинам.

Пусть $F_{\xi}(x) = P(\xi < x)$ и $g(x)$ есть борелевская функция ($g(x)$ называется *борелевской*, если прообраз $g^{-1}(B) = \{x: g(x) \in B\}$ борелевского множества B есть снова борелевское множество). Тогда функция распределения случайной величины $\eta = g(\xi)$ равна

$$F_{g(\xi)}(x) = P(g(\xi) < x) = P(\xi \in g^{-1}(-\infty, x)).$$

Если $g(x)$ — неубывающая функция, для которой определена обратная $g^{-1}(x)$, то

$$F_{g(\xi)}(x) = P(\xi \leq g^{-1}(x)) = F_{\xi}(g^{-1}(x)).$$

Полагая $g = F_{\xi}$ получим отсюда, в частности, что если F_{ξ} непрерывна, то случайная величина $\eta = F_{\xi}(\xi)$ распределена равномерно на $[0, 1]$. Наоборот, пусть η — равномерно распределенная случайная величина и F — заданная непрерывная функция распределения. Тогда случайная величина $\xi = F^{-1}(\eta)$ будет иметь функцию распределения $F(x)$. Мы получили, таким образом, важный способ построения случайных величин с наперед заданными распределениями с помощью случайных величин, распределенных равномерно.

В другом частном случае, когда $g(x) = a + bx$, $b > 0$, получаем $F_{g(\xi)}(x) = F_{\xi}\left(\frac{x-a}{b}\right)$. Этим соотношением мы уже в какой-то мере пользовались при рассмотрении распределений Φ_{α, σ^2} и $K_{\alpha, \nu}$.

Если функция g строго возрастает и дифференцируема (в этом случае определена g^{-1}), а ξ имеет плотность $f(x)$, то существует плотность для $g(\xi)$, равная

$$f_{g(\xi)}(y) = f(g^{-1}(y))(g^{-1}(y))' = f(x) \frac{dx}{dy},$$

где $x = g^{-1}(y)$, $y = g(x)$. Аналогичное рассмотрение для убывающих g приводит к общей формуле

$$f_{g(\xi)}(y) = f(x) \left| \frac{dx}{dy} \right|.$$

При $g(x) = a + bx$, $b \neq 0$, получаем

$$f_{a+bx}(y) = \frac{1}{|b|} f\left(\frac{y-a}{b}\right).$$

§ 3. Многомерные случайные величины

Пусть $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ — случайные величины, заданные на вероятностном пространстве $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$. Каждому ω эти случайные величины ставят в соответствие n -мерный вектор $\xi(\omega) = (\xi_1(\omega), \xi_2(\omega), \dots, \xi_n(\omega))$.

Определение 6. Обращение $\Omega \rightarrow R^n$, задаваемое случайными величинами $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$, называется *случайным вектором* или *многомерной случайной величиной*.

Обращение $\Omega \rightarrow R^n$ следует рассматривать как измеримое отображение $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$ на пространство $\langle R^n, \mathfrak{B}^n \rangle$, где $\mathfrak{B}^n$ есть σ -алгебра борелевских множеств в R^n . Поэтому для любого борелевского множества B определена функция $P_\xi(B) = P(\xi \in B)$.

Определение 7. Функция $P_\xi(B)$ называется *распределением вектора* ξ .

Функция

$$F_{\xi_1 \dots \xi_n}(x_1, \dots, x_n) = P(\xi_1 < x_1, \dots, \xi_n < x_n)$$

называется *функцией распределения* случайного вектора $(\xi_1, \dots, \xi_n)$ или *функцией совместного распределения* случайных величин $\xi_1, \dots, \xi_n$.

Приведем некоторые свойства функций распределения случайного вектора, которые называются *свойствами согласованности*:

$$\text{FF1. } \lim_{x_n \rightarrow \infty} F_{\xi_1 \dots \xi_n}(x_1, \dots, x_n) = F_{\xi_1 \dots \xi_{n-1}}(x_1, \dots, x_{n-1}),$$

$$\text{FF2. } \lim_{x_n \rightarrow -\infty} F_{\xi_1 \dots \xi_n}(x_1, \dots, x_n) = 0.$$

То, что пределы рассматриваются по последнему аргументу, несущественно, так как всегда можно перенумеровать случайные величины.

Доказываются эти свойства так же, как свойство F2 функций распределения одномерной случайной величины. Их можно дополнить еще двумя свойствами, подобными F1 и F3, и тогда каждая функция $F(x_1, \dots, x_n)$ с набором таких свойств будет функцией распределения некоторой случайной величины.

Как и в одномерном случае, рассматривая случайные векторы $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)$, мы можем пользоваться простейшей *выборочной* моделью вероятностного пространства $(\Omega, \mathfrak{F}, P)$. Именно, пусть Ω совпадает с R^n , а σ -алгебра $\mathfrak{F} = \mathfrak{B}^n$ составлена из борелевских множеств. Мы закончим построение требуемого вероятностного пространства, если для любого $B \in \mathfrak{B}^n$ положим $P(B) = P_\xi(B) = P(\xi \in B)$. Остается в качестве случайной величины принять само значение элементарного события, т. е. считать, что $\xi(\omega) = \omega$, где ω есть точка в R^n .

Нетрудно видеть, что функция распределения $F_{\xi_1, \dots, \xi_n}$ однозначно определяет распределение $P_{\xi}(B)$. Действительно, $F_{\xi_1, \dots, \xi_n}$ определяет вероятность на алгебре $\mathcal{A}$, порожденной прямоугольниками $\{a_i \leq x_i < b_i; i = 1, \dots, n\}$. Например, в двумерном случае

$$\begin{aligned} P(a_1 \leq \xi_1 < b_1, a_2 \leq \xi_2 < b_2) &= \\ &= P(\xi_1 < b_1, a_2 \leq \xi_2 < b_2) - P(\xi_1 < a_1, a_2 \leq \xi_2 < b_2) = \\ &= [F_{\xi_1, \xi_2}(b_1, b_2) - F_{\xi_1, \xi_2}(b_1, a_2)] - [F_{\xi_1, \xi_2}(a_1, b_2) - F_{\xi_1, \xi_2}(a_1, a_2)]. \end{aligned}$$

Но $\mathfrak{B}^n = \sigma(\mathcal{A})$, и нам остается воспользоваться теоремой о продолжении меры (см. § 2.1).

Таким образом, по функции распределения $F_{\xi_1, \dots, \xi_n} = F$ мы всегда можем построить выборочное вероятностное пространство $\langle R^n, \mathfrak{B}^n, P_{\xi} \rangle$ и случайную величину $\xi(\omega) \equiv \omega$ на нем, которая будет иметь заданное распределение F_{ξ} .

Так же, как и в одномерном случае, мы отнесем распределение случайного вектора к дискретному типу, если случайный вектор принимает не более чем счетное число значений. Распределение случайного вектора будет абсолютно непрерывного типа, если для любого борелевского множества $B \subset R^n$

$$P_{\xi}(B) = P(\xi \in B) = \int_B f(x) dx,$$

где, очевидно, $f(x) \geq 0$, $\int_{\Omega} f(x) dx = 1$.

Это определение можно заменить на эквивалентное, потребовав, чтобы

$$F_{\xi_1, \dots, \xi_n}(x_1, \dots, x_n) = \int_{-\infty}^{x_1} \dots \int_{-\infty}^{x_n} f(t_1, \dots, t_n) dt_1 \dots dt_n. \quad (5)$$

Действительно, если имеет место (5), то мы определим счетно-аддитивную функцию множеств $Q(B) = \int_B f(x) dx$ (см. свойства интеграла в Приложении 3), которая на прямоугольниках совпадает с $P_{\xi}(B)$. Следовательно, $P_{\xi}(B) = Q(B)$.

Функция $f(x)$ называется плотностью распределения ξ или плотностью совместного распределения $\xi_1, \dots, \xi_n$. Для нее почти всюду имеет место равенство

$$\frac{\partial^n F_{\xi_1, \dots, \xi_n}(x_1, \dots, x_n)}{\partial x_1 \dots \partial x_n} = f(x_1, \dots, x_n).$$

Если вектор ξ имеет плотность $f(x_1, \dots, x_n)$, то, очевидно, любой «подвектор» $(\xi_{k_1}, \dots, \xi_{k_s})$, $k_i \leq n$, также имеет плотность,

равную (пусть для простоты $k_i = i$, $i = 1, \dots, s$)

$$f(x_1, \dots, x_s) = \int f(x_1, \dots, x_n) dx_{s+1} \dots dx_n.$$

Пусть в некоторой области $A \subset R^n$ заданы непрерывно дифференцируемые функции $y_i = g_i(x_1, \dots, x_n)$, которые однозначно разрешимы относительно $x_1, \dots, x_n$: $x_i = g_i^{-1}(y_1, \dots, y_n)$, при этом якобиан $J = \left| \frac{\partial x_i}{\partial y_j} \right| \neq 0$ в A . Обозначим через B образ A в пространстве значений $(y_1, \dots, y_n)$. Пусть далее случайный вектор $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)$ имеет плотность $f_\xi(x)$. Тогда $\eta_i = g_i(\xi_1, \dots, \xi_n)$ будут случайными величинами с плотностью совместного распределения в точке $(y_1, \dots, y_n) \in B$, равной

$$f_\eta(y_1, \dots, y_n) = f_\xi(x_1, \dots, x_n) |J|; \quad (6)$$

кроме того

$$\begin{aligned} P(\xi \in A) &= \int_A f_\xi(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n = \\ &= \int_B f_\xi(x_1, \dots, x_n) |J| dy_1 \dots dy_n = \int_B f_\eta(y_1, \dots, y_n) dy_1 \dots dy_n = \\ &= P(\eta \in B). \end{aligned} \quad (7)$$

Это есть, очевидно, обобщение на многомерный случай свойства плотности, рассмотренного в конце § 2. Формулы (7) для интегралов хорошо известны в классическом анализе как формулы о замене переменной в интеграле и могут служить доказательством (6).

Рассмотрим два важных примера многомерных распределений (мы продолжаем список наиболее употребительных распределений, начатый в § 2).

9. *Полиномиальное распределение* B_r^n . Мы используем здесь тот же символ B_r^n , что и для биномиального распределения, с той лишь разницей, что под r будем понимать здесь вектор

$p = (p_1, \dots, p_r)$, $p_i \geq 0$, $\sum_{j=1}^r p_j = 1$, который можно интерпретировать как набор вероятностей r несовместных событий A_j , $\cup A_j = \Omega$. Для целочисленного случайного вектора $v = (v_1, \dots, v_r)$

будем писать $v \in B_r^n$, если для $k = (k_1, \dots, k_r)$, $k_i \geq 0$, $\sum_{j=1}^r k_j = n$ справедливо

$$P(v = k) = \frac{n!}{k_1! \dots k_r!} p_1^{k_1} \dots p_r^{k_r}. \quad (8)$$

Справа здесь стоит элемент разложения полинома $(p_1 + \dots + p_r)^n$ по степеням $p_1, \dots, p_r$. Это объясняет название распределения.

Если p — число, то, очевидно, $B_p^n = B_{(p, 1-p)}^n$, так что биномиальное распределение есть полиномиальное при $r = 2$.

Числа v_i можно интерпретировать как частоты появлений событий A_i после n независимых испытаний (вероятность появления A_i в каждом испытании равна p_i). Действительно, вероятность любой фиксированной последовательности исходов, содержащей соответственно $k_1, \dots, k_r$ исходов $A_1, \dots, A_r$, равна $p_1^{k_1} \dots p_r^{k_r}$, а число различных таких последовательностей равно $n! / k_1! \dots k_r!$ (из $n!$ перестановок надо оставить те, которые отличаются не только перестановками элементов внутри группы $k_1, \dots, k_r$). Получим в результате вероятность (8).

Пример 4. Простейшей вероятностной моделью турнира между двумя шахматистами можно считать следующую. В каждой партии независимо от исходов предыдущих партий 1-й игрок выигрывает с вероятностью p , проигрывает с вероятностью q и делает ничью с вероятностью $1 - p - q$. В этом случае вероятность того, что в n партиях 1-й игрок одержит i побед и потерпит j поражений ($i + j \leq n$), будет равна

$$p(n; i, j) = \frac{n!}{i!j!(n-i-j)!} p^i q^j (1-p-q)^{n-i-j}.$$

Допустим, что турнир продолжается до тех пор, пока один из двух игроков не наберет N выигрышей (ему и присуждается победа). Если обозначить через η продолжительность турнира (число партий до его окончания), то

$$P(\eta = n) = \sum_{i=0}^{N-1} p(n-1; N-1, i) p + \sum_{i=0}^{N-1} p(n-1; i, N-1) q.$$

10. Многомерное нормальное распределение Φ_{α, σ^2} . Пусть α есть вектор $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_r)$ и $\sigma^2 = \|\sigma_{ij}\|$, $i, j = 1, \dots, r$, есть симметричная положительно определенная матрица, $A = \|a_{ij}\|$ — матрица, обратная к $\sigma^2 = A^{-1}$. Мы будем говорить, что вектор $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_r)$ имеет нормальное распределение $\xi \in \Phi_{\alpha, \sigma^2}$, если это распределение имеет плотность

$$\varphi_{\alpha, \sigma^2}(x) = \frac{\sqrt{|A|}}{(2\pi)^{r/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x - \alpha) A (x - \alpha)^T \right\}.$$

Здесь T означает операцию транспонирования:

$$xAx^T = \sum a_{ij} x_i x_j.$$

Нетрудно проверить, что

$$\int \varphi_{\alpha, \sigma^2}(x) dx_1 \dots dx_r = 1$$

(см. также § 6.6).

§ 4. Независимость случайных величин и классов событий

1. Независимость случайных величин.

Определение 8. Случайные величины $\xi_1, \dots, \xi_n$ называются *независимыми*, если

$$P(\xi_1 \in B_1, \dots, \xi_n \in B_n) = P(\xi_1 \in B_1) \dots P(\xi_n \in B_n) \quad (9)$$

для любых борелевских множеств $B_1, \dots, B_n$ на прямой.

Можно ввести понятие *последовательности* независимых случайных величин. Случайные величины последовательности $\{\xi_n\}_{n=1}^{\infty}$, заданные на вероятностном пространстве $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$, *независимы*, если для любого целого числа n выполняется (9) так, что независимость последовательности случайных величин сводится к независимости любого конечного набора случайных величин из этой последовательности. Как увидим позже, для последовательности независимых случайных величин будут независимыми любые два события, относящиеся к непересекающимся группам случайных величин из этой последовательности.

Другое возможное определение независимости случайных величин вытекает из следующего утверждения.

Теорема 2. Случайные величины $\xi_1, \dots, \xi_n$ *независимы тогда и только тогда, когда*

$$F_{\xi_1 \dots \xi_n}(x_1, \dots, x_n) = F_{\xi_1}(x_1) \dots F_{\xi_n}(x_n).$$

Доказательство этой теоремы отнесено нами в п. 3 этого параграфа.

Если распределение $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)$ *абсолютно непрерывно*, то важный критерий независимости ξ_i содержится в теореме 3.

Теорема 3. Пусть случайные величины $\xi_1, \dots, \xi_n$ имеют плотности $f_1(x), \dots, f_n(x)$ соответственно. Тогда для независимости $\xi_1, \dots, \xi_n$ необходимо и достаточно, чтобы существовала плотность $f(x_1, \dots, x_n)$ вектора $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)$, равная

$$f(x_1, \dots, x_n) = f_1(x_1) \dots f_n(x_n).$$

Таким образом, если окажется, что плотность ξ равна произведению плотностей ξ_i , то это будет означать независимость ξ_i .

Мы предоставляем читателю пользуясь этой теоремой убедиться, что компоненты нормального вектора $(\xi_1, \dots, \xi_n)$ независимы тогда и только тогда, когда $a_{ij} = 0$, $\sigma_{ij} = 0$ при $i \neq j$.

Доказательство теоремы 3. Если функция распределения случайной величины ξ_i равна

$$F_{\xi_i}(x_i) = \int_{-\infty}^{x_i} f_i(t_i) dt_i$$

и ξ_i независимы, то совместная функция распределения будет

определяться формулой

$$F_{\xi_1 \dots \xi_n}(x_1, \dots, x_n) = F_{\xi_1}(x_1) \dots F_{\xi_n}(x_n) = \\ = \int_{-\infty}^{x_1} f_1(t_1) dt_1 \dots \int_{-\infty}^{x_n} f_n(t_n) dt_n = \int_{-\infty}^{x_1} \dots \int_{-\infty}^{x_n} f_1(t_1) \dots f_n(t_n) dt_1 \dots dt_n.$$

Обратно, предположив, что

$$F_{\xi_1 \dots \xi_n}(x_1, \dots, x_n) = \int_{-\infty}^{x_1} \dots \int_{-\infty}^{x_n} f_1(t_1) \dots f_n(t_n) dt_1 \dots dt_n,$$

получим равенство

$$F_{\xi_1 \dots \xi_n}(x_1, \dots, x_n) = F_{\xi_1}(x_1) \dots F_{\xi_n}(x_n). \blacktriangleleft$$

Рассмотрим теперь дискретный случай. Пусть для простоты компоненты ξ могут принимать лишь целочисленные значения. Тогда для независимости ξ_j необходимо и достаточно, чтобы при всех $k_1, \dots, k_n$

$$P(\xi_1 = k_1, \dots, \xi_n = k_n) = P(\xi_1 = k_1) \dots P(\xi_n = k_n).$$

Проверка этого утверждения не вызывает затруднений, и мы оставляем ее читателю.

Понятие независимости является весьма важным в теории вероятностей и будет использоваться на протяжении всего курса. Допустим, что мы формализуем какую-нибудь практическую задачу (строим подходящую вероятностную модель, в которой присутствуют различные случайные величины). Как установить, будут ли эти случайные величины (или события) независимыми? В такого рода ситуациях *оправдано правило считать независимыми события и случайные величины, не связанные причинно.*

В связи с этим выявление «вероятностной» независимости в математической модели случайного явления часто связано с глубоким проникновением в его физическую сущность.

Рассмотрим некоторые простые примеры. Известно, например, что вероятность новорожденному оказаться мальчиком имеет довольно устойчивое значение $P(A) = 22/43$. Если B означает условие, что рождение происходит в день соединения Юпитера с Марсом, то в предположении, что расположение планет не определяет индивидуальных судеб людей, условная вероятность $P(A/B)$ будет иметь то же самое значение: $P(A/B) = 22/43$, т. е. фактический подсчет частоты рождения мальчиков при таких специальных астрологических условиях привел бы именно к частоте $22/43$. Хотя такой подсчет в достаточно обширных размерах, возможно, никем не проводился, нет оснований сомневаться в его результатах.

Естественно, что связь между «математической» и причинной независимостью не следует абсолютизировать. Например, в силу закона всемирного тяготения несомненно, что полет одного артиллерийского снаряда оказывает некоторое влияние на происходящий одновременно полет другого снаряда. Но очевидно, что на практике с этим влиянием можно не считаться. Сказанное поясняет также, что независимость событий и величин в том конкретном и относительном понимании этого термина, которое каждый раз имеет место, никак не противоречит принципу всеобщей связи всех явлений.

Любопытно отметить также, что формальное определение независимости событий или случайных величин значительно шире понятия реальной независимости в смысле принадлежности к причинно не связанным явлениям. Это следует из того, что «математическая» независимость может иметь место и в тех случаях, когда нет никаких оснований предполагать отсутствие причинной связи. Сказанное можно проиллюстрировать с помощью следующего примера. Пусть η есть равномерно распределенная на $[0, 1]$ случайная величина. Тогда в разложении η в двучную дробь

$$\eta = \frac{\xi_1}{2} + \frac{\xi_2}{4} + \frac{\xi_3}{8} + \dots$$

случайные величины ξ_k будут независимыми (см. пример 10.1), хотя все они связаны по своему происхождению.

Понятно, что это обстоятельство лишь расширяет сферу применения всех утверждений, которые получены нами ниже при выполнении формального условия независимости *).

С понятием независимости случайных величин тесно связано понятие *независимости σ -алгебр*.

2. Независимость классов событий. Пусть $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ — вероятностное пространство, а $\mathcal{A}_1$ и $\mathcal{A}_2$ — классы событий, содержащиеся в σ -алгебре $\mathfrak{F}$.

Определение 9. Классы событий $\mathcal{A}_1$ и $\mathcal{A}_2$ называются *независимыми*, если для любых событий A_1 и A_2 таких, что $A_1 \in \mathcal{A}_1$ и $A_2 \in \mathcal{A}_2$, имеет место равенство

$$P(A_1 A_2) = P(A_1)P(A_2).$$

Следующее определение вводит понятие независимости последовательности классов событий.

*) Более подробное обсуждение связи причинной и вероятностной независимости можно найти у А. Н. Колмогорова в книге [10], из которой заимствованы приведенные здесь примеры.

Определение 10. Классы событий $\{\mathcal{A}_n\}_{n=1}^{\infty}$ независимы, если для каждого набора целых чисел $n_1, \dots, n_k$

$$P\left(\bigcap_{j=1}^k A_{n_j}\right) = \prod_{j=1}^k P(A_{n_j})$$

при любых $A_{n_j} \in \mathcal{A}_{n_j}$.

Например, в последовательности независимых испытаний σ -подалгебры событий, относящихся к различным испытаниям, будут независимы. Независимость последовательности алгебр событий также сводится к независимости любого конечного набора алгебр из этой последовательности. Ясно, что подалгебры событий независимых алгебр событий также независимы.

Теорема 4. σ -алгебры $\mathcal{A}_1$ и $\mathcal{A}_2$, порожденные соответственно независимыми алгебрами событий $\mathcal{A}_1$ и $\mathcal{A}_2$, независимы.

Прежде чем доказывать это утверждение, получим полезную для дальнейшего теорему об аппроксимации, в силу которой любое событие A из σ -алгебры $\mathcal{A}$, порожденной некоторой алгеброй $\mathcal{A}$, можно приближать в известном смысле событиями из $\mathcal{A}$. Чтобы быть более точными, введем в рассмотрение «расстояние» между событиями

$$d(A, B) = P(A\bar{B} \cup \bar{A}B) = P(A\bar{B}) + P(\bar{A}B) = P(A - B) + P(B - A).$$

Оно обладает свойствами

$$\begin{aligned} d(\bar{A}, \bar{B}) &= d(A, B), \\ d(A, C) &\leq d(A, B) + d(B, C), \\ d(AB, CD) &\leq d(A, C) + d(B, D), \\ |P(A) - P(B)| &\leq d(A, B). \end{aligned} \quad (10)$$

Первое из этих соотношений очевидно. Неравенство треугольника вытекает из того, что

$$\begin{aligned} d(A, C) &= P(A\bar{C}) + P(\bar{A}C) = P(A\bar{C}B) + P(A\bar{C}\bar{B}) + \\ &+ P(\bar{A}CB) + P(\bar{A}C\bar{B}) \leq P(\bar{C}B) + P(\bar{A}\bar{B}) + P(\bar{A}B) + \\ &+ P(C\bar{B}) = d(A, B) + d(B, C). \end{aligned}$$

Третье соотношение в (10) получается аналогично путем укрупнения событий под знаком вероятности. Наконец, последнее неравенство в (10) есть следствие того, что

$$P(A) = P(AB) + P(A\bar{B}) = P(B) - P(B\bar{A}) + P(A\bar{B}).$$

Теорема 5 (теорема аппроксимации). Пусть $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ — вероятностное пространство и $\mathcal{A}$ есть σ -алгебра, порожденная некоторой алгеброй $\mathcal{A}$ событий из $\mathcal{F}$. Тогда для любого $A \in \mathcal{A}$

существует последовательность $A_n \in \mathcal{A}$, обладающая свойством

$$\lim_{n \rightarrow \infty} d(A, A_n) = 0. \quad (11)$$

В силу последнего неравенства в (10) утверждение теоремы означает, что $P(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} P(A_n)$ и каждое событие $A \in \mathcal{A}$ может быть с точностью до множества нулевой вероятности представлено как предел последовательности событий из порождающей алгебры $\mathcal{A}$ (см. также Приложение 1).

Доказательство *). Событие $A \in \mathcal{F}$ назовем *аппроксимируемым*, если для него существует последовательность $A_n \in \mathcal{A}$, обладающая свойством (11), т. е. $d(A_n, A) \rightarrow 0$.

Так как $d(A, A) = 0$, то совокупность аппроксимируемых событий $\mathcal{A}^*$ содержит $\mathcal{A}$. Поэтому для доказательства теоремы достаточно убедиться, что $\mathcal{A}^*$ есть σ -алгебра.

Тот факт, что $\mathcal{A}^*$ образует алгебру, очевиден, поскольку соотношения $A \in \mathcal{A}^*$, $B \in \mathcal{A}^*$ влекут за собой $\bar{A}$, $A \cup B$, $A \cap B \in \mathcal{A}^*$. (Например, если $d(A, A_n) \rightarrow 0$, $d(B, B_n) \rightarrow 0$, то в силу третьего неравенства в (10) $d(AB, A_n B_n) \leq d(A, A_n) + d(B, B_n) \rightarrow 0$, $AB \in \mathcal{A}^*$.)

Пусть теперь

$$C = \bigcup_{k=1}^{\infty} C_k, \quad C_k \in \mathcal{A}^*,$$

Так как $\mathcal{A}^*$ — алгебра, то $D_n = \bigcup_{k=1}^n C_k \in \mathcal{A}^*$; при этом

$$d(D_n, C) = P(C - D_n) = P(C) - P(D_n) \rightarrow 0,$$

Поэтому можно выбрать $A_n \in \mathcal{A}$ так, что $d(D_n, A_n) < 1/n$ и, следовательно, в силу (10)

$$d(C, A_n) \leq d(C, D_n) + d(D_n, A_n) \rightarrow 0.$$

Таким образом, $C \in \mathcal{A}^*$ и $\mathcal{A}^*$ образует σ -алгебру. ◀

Доказательство теоремы 4 получить теперь нетрудно. Если $A_1 \in \mathcal{A}_1$ и $A_2 \in \mathcal{A}_2$, то по теореме 5 существуют последовательности $A_{1n} \in \mathcal{A}_1$ и $A_{2n} \in \mathcal{A}_2$ такие, что $d(A_i, A_{in}) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$, $i = 1, 2$. Обозначив $B = A_1 A_2$, $B_n = A_{1n} A_{2n}$, получим

$$d(B, B_n) \leq d(A_1, A_{1n}) + d(A_2, A_{2n}) \rightarrow 0$$

при $n \rightarrow \infty$,

$$P(A_1 A_2) = \lim_{n \rightarrow \infty} P(B_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} P(A_{1n}) P(A_{2n}) = P(A_1) P(A_2). \quad \blacktriangleleft$$

*) Эта теорема является также прямым следствием леммы из Приложения 1.

3. Связь введенных понятий. Нам понадобится еще следующее определение. Пусть ξ — случайная величина (или вектор), определенная на вероятностном пространстве $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$.

Определение 11. Класс $\mathfrak{F}_\xi$ множеств из $\mathfrak{F}$ мы назовем σ -алгеброй, порожденной случайной величиной ξ , если он образован событиями вида $A = \xi^{-1}(B) = \{\omega: \xi(\omega) \in B\}$, где B — борелевские множества.

То, что $\mathfrak{F}_\xi$ образует σ -алгебру, очевидно, поскольку каждой операции над множествами A соответствует такая же операция над множествами $B = \xi(A)$, образующими σ -алгебру.

σ -алгебру $\mathfrak{F}_\xi$, порожденную случайной величиной ξ , будем обозначать также символом $\sigma(\xi)$.

Рассмотрим, например, вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathfrak{B}, P \rangle$, где $\Omega = R$ есть вещественная прямая, а $\mathfrak{B}$ — σ -алгебра борелевских множеств. Если

$$\xi = \xi(\omega) = \begin{cases} 0, & \omega < 0, \\ 1, & \omega \geq 0, \end{cases}$$

то $\mathfrak{F}_\xi$, очевидно, будет состоять из 4 множеств: R , $\emptyset$, $\{\omega < 0\}$, $\{\omega \geq 0\}$. Более «тонких» событий так определенная случайная величина ξ «выделять» из $\mathfrak{B}$ не может. В то же время очевидно, что ξ будет измерима ($\{\xi \in B\} \in \mathfrak{B}_1$) относительно любой другой более «богатой» σ -подалгебры $\mathfrak{B}_1$ такой, что $\sigma(\xi) \subset \mathfrak{B}_1 \subset \mathfrak{B}$.

Если $\xi = \xi(\omega) = [\omega]$ есть целая часть ω , то $\mathfrak{F}_\xi$ будет σ -алгеброй множеств, составленных из событий $\{k \leq \omega < k+1\}$, $k = \dots, -1, 0, 1, \dots$

Если, наконец, $\xi(\omega) = \varphi(\omega)$, где φ непрерывна и монотонна, $\varphi(\infty) = \infty$, $\varphi(-\infty) = -\infty$, то $\mathfrak{F}_\xi$ будет совпадать с σ -алгеброй борелевских множеств $\mathfrak{B}$.

Лемма 1. Пусть на $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ заданы две случайные величины ξ и η , величина ξ является измеримой относительно $\sigma(\eta)$. Тогда ξ и η функционально связаны, т. е. существует борелевская функция g такая, что $\xi = g(\eta)$.

Доказательство. По условию

$$A_{k,n} = \{\xi \in [k/2^n, (k+1)/2^n)\} \in \sigma(\eta).$$

Обозначим $B_{k,n} = \{\eta(\omega): \omega \in A_{k,n}\}$ образы множеств $A_{k,n}$ на прямой R при отображении $\eta(\omega)$ и положим $g_n(x) = k/2^n$ при $x \in B_{k,n}$. Тогда $g_n(\eta) = [2^n \xi]/2^n$, и поскольку $A_{k,n} \in \sigma(\eta)$, то $B_{k,n} \in \mathfrak{B}$ и g_n есть борелевская функция. Так как $g_n(x) \uparrow$ при каждом x , то существует $\lim_{n \rightarrow \infty} g_n(x) = g(x)$, который также является борелевской функцией. Остается заметить, что по самому построению $\xi = \lim_{n \rightarrow \infty} g_n(\eta) = g(\eta)$: $\triangleleft$

Теперь сформулируем очевидное предложение, связывающее независимость случайных величин и σ -алгебр.

Случайные величины $\xi_1, \dots, \xi_n$ независимы тогда и только тогда, когда независимы σ -алгебры $\sigma(\xi_1), \dots, \sigma(\xi_n)$.

Это есть прямое следствие определений независимости случайных величин и σ -алгебр.

Мы можем получить теперь доказательство теоремы 2. Заметим предварительно, что конечные объединения полуинтервалов вида $[\cdot, \cdot)$ (возможно, с бесконечно удаленными концами) образуют алгебру $\mathcal{A}$, которая порождает борелевскую σ -алгебру $\mathfrak{B}$ на прямой: $\mathfrak{B} = \sigma(\mathcal{A})$.

Доказательство теоремы 2. Так как в одну сторону утверждение теоремы очевидно, то достаточно убедиться, что равенство для совместной функции распределения $F(x_1, \dots, x_n) = F_{\xi_1}(x_1) \dots F_{\xi_n}(x_n)$ влечет за собой независимость $\sigma(\xi_1), \dots, \sigma(\xi_n)$. Положим для простоты $n=2$ и обозначим Δ и Λ соответственно полуинтервалы $[x_1, x_2)$ и $[y_1, y_2)$. Тогда будут справедливы равенства

$$\begin{aligned} P(\xi_1 \in \Delta, \xi_2 \in \Lambda) &= P(\xi_1 \in [x_1, x_2), \xi_2 \in [y_1, y_2)) = \\ &= F(x_2, y_2) - F(x_1, y_2) - F(x_2, y_1) + F(x_1, y_1) = \\ &= (F_{\xi_1}(x_2) - F_{\xi_1}(x_1))(F_{\xi_2}(y_2) - F_{\xi_2}(y_1)) = \\ &= P\{\xi_1 \in \Delta\} P\{\xi_2 \in \Lambda\}. \end{aligned}$$

Следовательно, если $\Delta_i, i=1, \dots, n$, и $\Lambda_j, j=1, \dots, m$, — две системы не пересекающихся полуинтервалов, то

$$\begin{aligned} P\left(\xi_1 \in \bigcup_{i=1}^n \Delta_i, \xi_2 \in \bigcup_{j=1}^m \Lambda_j\right) &= \sum_{i,j} P(\xi_1 \in \Delta_i, \xi_2 \in \Lambda_j) = \\ &= \sum_{i,j} P(\xi_1 \in \Delta_i) P(\xi_2 \in \Lambda_j) = P\left(\xi_1 \in \bigcup_{i=1}^n \Delta_i\right) P\left(\xi_2 \in \bigcup_{j=1}^m \Lambda_j\right). \quad (12) \end{aligned}$$

Но класс событий $\{\omega: \xi(\omega) \in A\} = \xi^{-1}(A)$, где $A \in \mathcal{A}$, вместе с $\mathcal{A}$ образует алгебру (обозначим ее $\alpha(\xi)$) и при этом $\sigma(\alpha(\xi)) = \sigma(\xi)$. Мы доказали в (12), что $\alpha(\xi_1)$ и $\alpha(\xi_2)$ независимы. Следовательно, по теореме 4 будут независимы $\sigma(\xi_1) = \sigma(\alpha(\xi_1))$ и $\sigma(\xi_2) = \sigma(\alpha(\xi_2))$. ◀

Сформулируем теперь в виде теоремы следующий факт.

Теорема 6. Пусть φ_1, φ_2 — борелевские функции и ξ_1 и ξ_2 — независимые случайные величины, тогда $\eta_1 = \varphi_1(\xi_1)$ и $\eta_2 = \varphi_2(\xi_2)$ — также независимые случайные величины.

Доказательство. Нам надо убедиться, что

$$P(\varphi_1(\xi_1) \in B_1, \varphi_2(\xi_2) \in B_2) = P(\varphi_1(\xi_1) \in B_1) P(\varphi_2(\xi_2) \in B_2). \quad (13)$$

Но множества $\{x: \varphi_i(x) \in B_i\} = \varphi_i^{-1}(B_i) = B_i^*$ снова являются

борелевскими. Поэтому

$$\{\omega : \varphi_i(\xi_i) \in B_i\} = \{\omega : \xi_i \in B_i^*\}$$

и требуемая мультипликативность вероятности (13) следует из независимости ξ_i . $\blacktriangleleft$

Пусть $\{\xi_n\}_{n=1}^\infty$ — последовательность независимых случайных величин. Рассмотрим случайные величины $\xi_k, \xi_{k+1}, \dots, \xi_m$, где $k < m \leq \infty$. Пусть $\sigma(\xi_k, \dots, \xi_m)$ (при $m = \infty$ мы будем писать $\sigma(\xi_k, \xi_{k+1}, \dots)$) означает σ -алгебру событий, порожденную событиями $\bigcap_{i=k}^m A_i$, где $A_i \in \sigma(\xi_i)$.

Определение 12. σ -алгебра $\sigma(\xi_k, \dots, \xi_m)$ называется порожденной случайными величинами $\xi_k, \dots, \xi_m$.

Для дальнейшего нам понадобится следующее предложение.

Теорема 7. Для любого $k \geq 1$ σ -алгебра $\sigma(\xi_{n+k})$ не зависит от $\sigma(\xi_1, \dots, \xi_n)$.

Доказательство. Чтобы доказать это утверждение, воспользуемся теоремой 4. Для этого мы должны убедиться, что алгебра $\mathcal{A}$, порожденная множествами вида $B = \bigcap_{i=1}^n A_i$, где $A_i \in \sigma(\xi_i)$, не зависит от $\sigma(\xi_{n+k})$. Пусть $A \in \sigma(\xi_{n+k})$, тогда из независимости σ -алгебр $\sigma(\xi_1), \sigma(\xi_2), \dots, \sigma(\xi_n), \sigma(\xi_{n+k})$ следует

$$P(AB) = P(A)P(A_1) \dots P(A_n) = P(A) \cdot P(B).$$

Аналогично убеждаемся, что

$$P\left(\bigcup_{i=1}^n A_i A\right) = P\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right)P(A)$$

(надо лишь $\bigcup_{i=1}^n A_i$ представить в виде объединения непересекающихся множеств из $\mathcal{A}$). Таким образом, алгебра $\mathcal{A}$ не зависит от $\sigma(\xi_{n+k})$. Следовательно, $\sigma(\xi_1, \dots, \xi_n)$ и $\sigma(\xi_{n+k})$ независимы. $\blacktriangleleft$

Нетрудно понять, что заключения, аналогичные предыдущим, можно сделать и относительно векторных случайных величин $\xi_1, \xi_2, \dots$, определив их независимость с помощью соотношений

$$P(\xi_1 \in B_1, \dots, \xi_n \in B_n) = \prod P(\xi_j \in B_j),$$

где B_j — борелевские множества в пространствах соответствующей размерности.

В заключение этого параграфа отметим, что вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle (\langle R^n, \mathcal{B}^n, P_\xi \rangle)$, на котором заданы независимые случайные величины $\xi_1, \dots, \xi_n$ с данными распределениями F_{ξ_j} , компонент ξ_j , всегда можно построить, если эти распределения F_{ξ_j} известны. Это следует непосредственно из

§ 3, так как в нашем случае функция совместного распределения $F_{\xi}(x_1, \dots, x_n)$ вектора $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)$ однозначно определяется функциями распределения $F_{\xi_j}(x)$ величин ξ_j

$$F_{\xi}(x_1, \dots, x_n) = \prod_1^n F_{\xi_j}(x_j).$$

§ 5*. О бесконечных последовательностях случайных величин

Бесконечные последовательности случайных величин уже упоминались. Такие последовательности в дальнейшем не раз будут предметом наших рассмотрений. Однако возникает вопрос, всегда ли можно на вероятностном пространстве задать бесконечную последовательность так, чтобы ее координаты обладали наперед заданными свойствами (например, были одинаково распределены и независимы).

Как мы видели, *конечную* последовательность независимых случайных величин задать всегда можно, рассмотрев для «составной» случайной величины $(\xi_1, \dots, \xi_n)$ выборочное вероятностное пространство $R_1 \times R_2 \times \dots \times R_n = R^n$ и σ -алгебру $\mathfrak{B}_1 \times \mathfrak{B}_2 \times \dots \times \mathfrak{B}_n = \mathfrak{B}^n$, порожденную множествами вида $B_1 \times B_2 \times \dots \times B_n \subset R^n$, где B_i — борелевские множества. На алгебре этих множеств достаточно задать вероятность. Однако в бесконечномерном случае дело обстоит сложнее. Здесь уже недостаточно теоремы 1 и ее обобщения на многомерный случай. Надо суметь

задать вероятность на такой алгебре событий из $R^{\infty} = \prod_{k=1}^{\infty} R_k$, замыкание которой относительно счетного числа операций $\cup$ и $\cap$ образовывало бы σ -алгебру $\mathfrak{B}^{\infty}$, порожденную произведениями $\cap B_{j_k}, B_{j_k} \in \mathfrak{B}_{j_k}$.

Пусть N — некоторое подмножество целых чисел. Обозначим $R^N = \prod_{k \in N} R_k$ прямое произведение пространств R_k по $k \in N$, $\mathfrak{B}^N = \prod_{k \in N} \mathfrak{B}_k$. Мы будем говорить, что распределения P_N и $P_{N'}$ на $(R^N, \mathfrak{B}^N)$ и $(R^{N'}, \mathfrak{B}^{N'})$ согласованы, если меры на пересечении $R^N = R^{N'} \cap R^{N''}$ (для R^N здесь $N = N' \cap N''$), которые индуцированы мерами $P_{N'}$ и $P_{N''}$, совпадают. Эти меры на R^N называются *проекциями* соответственно $P_{N'}$ и $P_{N''}$ на R^N . Ответ на поставленный выше вопрос о существовании бесконечной последовательности случайных величин содержится в следующей теореме Колмогорова (доказательство ее приведено в Приложении 2).

Теорема Колмогорова. *Задание на конечномерных пространствах R^N согласованных распределений P_N определяет*

на $\langle R^\infty, \mathfrak{B}^\infty \rangle$ такую единственную вероятностную меру P_∞ , что каждая вероятность P_N есть проекция P_∞ на R^N .

Из этой теоремы следует, в частности, что на соответствующем пространстве всегда можно задать бесконечную последовательность произвольных независимых случайных величин. Ведь прямые произведения мер, заданных на $R_1, R_2, \dots$, для различных произведений $R^{N'}$ и $R^{N''}$, очевидно, всегда согласованы.

§ 6. Интегралы

1. Интеграл по мере. Как уже отмечалось, задание вероятностного пространства означает задание конечной счетно-аддитивной меры. Это делает возможным рассмотрение интегралов по введенной мере

$$\int g(\xi(\omega)) P(d\omega) \quad (14)$$

по множеству Ω для борелевской функции g и для любой случайной величины ξ на $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ (напомним, что $g(x)$ называется борелевской, если $\{x: g(x) < t\}$ при любом t есть борелевское множество на прямой).

Определение, конструкция и основные свойства интеграла по мере предполагаются известными читателю. Если читатель чувствует себя недостаточно подготовленным, то мы рекомендуем ему познакомиться с Приложением 3, где содержатся все необходимые сведения. Но читатель может и не делать этого, если он готов ограничить себя в дальнейшем только рассмотрением дискретных и абсолютно непрерывных распределений, для которых интегралы превращаются в суммы или в обычные римановы интегралы. Для дальнейшего полезно также знание интеграла Стильтеса; комментарии по этому поводу см. в п. 2.

Мы уже знаем, что случайная величина $\xi(\omega)$ индуцирует меру P_ξ на прямой, задаваемую равенством

$$P_\xi([x, y)) = P(x \leq \xi < y) = F_\xi(y) - F_\xi(x).$$

С помощью этой меры интеграл (14) можно записать в виде

$$\int g(\xi(\omega)) P(d\omega) = \int g(x) P_\xi(dx).$$

Это равенство есть результат подстановки $x = \xi(\omega)$. Доказать его можно, выписав определения обоих интегралов. Интеграл в правой части, называемый *интегралом Лебега — Стильтеса* от функции $g(x)$ по мере P_ξ , может быть записан также в виде

$$\int g(x) dF_\xi(x). \quad (15)$$

2. Интеграл Стильтеса. Интеграл (15) часто называется просто интегралом Стильтеса, как, впрочем, и интеграл Римана —

Стилтьеса, который определяется несколько иначе и для более узкого класса функций $g(x)$.

Если $g(x)$ — непрерывная функция, то интеграл Лебега — Стилтьеса совпадает с интегралом Римана — Стилтьеса, равным по определению

$$\int g(x) dF(x) = \lim_{a \rightarrow -\infty} \lim_{b \rightarrow \infty} \sum_{N \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^N g(\tilde{x}_k) [F(x_{k+1}) - F(x_k)], \quad (16)$$

где предел в правой части не зависит от разбиения $x_0, x_1, \dots, x_N$ полуинтервала $[a, b]$ и выбора точек $\tilde{x}_k \in \Delta_k = [x_k, x_{k+1})$. Разбиение $x_0, x_1, \dots, x_N$ (свое для каждого N) обладает тем свойством, что $\max_k (x_{k+1} - x_k) \rightarrow 0$ при $N \rightarrow \infty$.

Действительно, как мы знаем (см. Приложение 3), интеграл Лебега — Стилтьеса есть

$$\int g(x) dF(x) = \lim_{a \rightarrow -\infty} \lim_{b \rightarrow \infty} \int_a^b g_N(x) P_{\xi}(dx), \quad (17)$$

где g_N — любая последовательность простых функций (принимаящих конечное число значений), монотонно сходящихся к $g(x)$. Из приведенных определений видно, что достаточно доказать

совпадение интегралов $\int_a^b$ в конечных пределах. Так как инте-

грал Лебега — Стилтьеса $\int_a^b g dF$ от непрерывной функции g

всегда существует, то в его определении можно в качестве g_N взять две последовательности простых функций g_N^* и g_N^{**} , постоянных на полуинтервалах Δ_k и равных на них соответственно

$$g^*(x_k) = \sup_{x \in \Delta_k} g(x) \quad \text{и} \quad g^{**}(x_k) = \inf_{x \in \Delta_k} g(x).$$

Обе последовательности в (17), построенные по g_N^* и g_N^{**} , будут, очевидно, монотонно сходиться с разных сторон к одному и тому

же пределу, равному интегралу Лебега — Стилтьеса $\int_a^b g(x) dF(x)$.

Но для любых $\tilde{x}_k \in \Delta_k$ будет выполняться

$$g^{**}(x_k) \leq g(\tilde{x}_k) \leq g^*(x_k)$$

и, следовательно, интегральная сумма в (1) будет заключена в границах

$$\int_a^b g_N^{**} dF(x) \leq \sum_{k=0}^N g(\tilde{x}_k) [F(x_{k+1}) - F(x_k)] \leq \int_a^b g_N^* dF(x).$$

Эти неравенства и доказывают, очевидно, требуемое совпадение.

Нетрудно проверить, что такое же совпадение (17) и (16) будет и в том случае, если $F(x)$ непрерывна, а $g(x)$ есть функция ограниченной вариации, при этом

$$\int_a^b g(x) dF(x) = g(x) F(x) \Big|_a^b - \int_a^b F(x) dg(x).$$

Пользуясь здесь этим обстоятельством, мы можем определение интеграла Римана — Стильеса распространить и на случай, когда $g(x)$ есть функция ограниченной вариации, а $F(x)$ — произвольная функция распределения. Действительно, пусть $F(x) = F_n(x) + F_d(x)$ есть представление F в виде суммы непрерывной и дискретной компонент, и $y_1, y_2, \dots$ есть точки скачков функции $F_d(x)$:

$$p_k = F_d(y_k + 0) - F_d(y_k) > 0.$$

Тогда следует по определению положить

$$\int g(x) dF(x) = \sum p_k g(y_k) + \int g(x) dF_n(x),$$

где интеграл Римана — Стильеса $\int g dF_n(x)$ можно понимать уже, как мы отмечали, в смысле определения (16).

Как общепринято, будем говорить, что $\int g dF$ существует, если $\int |g| dF$ конечен. Из определения интеграла Стильеса легко обнаружить, что для ступенчатых $F(x)$ (распределение дискретно) интеграл превращается в сумму

$$\int g(x) dF(x) = \sum_k g(x_k) F(x_k + 0) - F(x_k) = \sum_k g(x_k) P(\xi = x_k),$$

где $x_1, x_2, \dots$ — точки скачков $F(x)$. Если же $F(x) = \int_{-\infty}^x p(x) dx$ абсолютно непрерывна, а $p(x)$ и $g(x)$ интегрируемы по Риману, то интеграл Стильеса

$$\int g(x) dF(x) = \int g(x) p(x) dx$$

превращается в обычный интеграл Римана.

Еще раз отметим, что читателю, плохо знакомому с техникой интеграла Стильеса и интегрированием по мере, можно продолжить чтение книги, имея в виду лишь эти две интерпретации интеграла. Этого вполне достаточно для понимания существа изложения. К тому же большинство практически важных распределений относится именно к этим типам — дискретному или абсолютно непрерывному.

Напомним некоторые другие свойства интеграла Стильеса (непосредственно вытекающие из определений (17) или (16)):

$$\begin{aligned}\int_a^b dF &= F(b) - F(a); \\ \int_a^b g dF &= \int_a^c g dF + \int_c^b g dF; \\ \int (g_1 + g_2) dF &= \int g_1 dF + \int g_2 dF; \\ \int c g dF &= c \int g dF \quad \text{при } c = \text{const}; \\ \int_a^b g dF &= gF \Big|_a^b - \int_a^b F dg,\end{aligned}$$

если g — функция ограниченной вариации.

3. Интегралы от многомерных случайных величин. Распределение суммы независимых случайных величин. Интегралы по мере (14) сохраняют свой смысл и для многомерных $\xi(\omega) = (\xi_1(\omega), \dots, \xi_n(\omega))$ (этого нельзя сказать об интегралах Римана — Стильеса (16)). Имеется в виду интеграл

$$\int_{\Omega} g(\xi_1(\omega), \dots, \xi_n(\omega)) P(d\omega), \quad (18)$$

где g есть борелевская функция, отображающая R^n в R , так что $g(\xi_1(\omega), \dots, \xi_n(\omega))$ будет измеримым образом отображать Ω в R .

Если $\langle R^n, \mathfrak{B}^n, P_{\xi} \rangle$ — выборочное вероятностное пространство для ξ , то интеграл (18) можно записать в виде

$$\int_{R^n} g(x) P_{\xi}(dx), \quad x = (x_1, \dots, x_n) \in R^n.$$

Обратимся теперь к случаю, когда компоненты $\xi_1, \dots, \xi_n$ вектора ξ независимы и пусть сначала $n = 2$. Для множества

$$B = B_1 \times B_2 = \{(x_1, x_2): x_1 \in B_1, x_2 \in B_2\} \subset R^2,$$

где B_1 и B_2 принадлежат R и измеримы, выполняется равенство $P(\xi \in B) = P(\xi_1 \in B_1, \xi_2 \in B_2) = P(\xi_1 \in B_1) P(\xi_2 \in B_2)$. (19)

В этом случае говорят, что мера $P_{\xi_1, \xi_2}(dx_1, dx_2) = P(\xi_1 \in dx_1, \xi_2 \in dx_2)$ в R^2 , соответствующая (ξ_1, ξ_2) , является *прямым произведением мер*

$$P_{\xi_1}(dx_1) = P(\xi_1 \in dx_1) \quad \text{и} \quad P_{\xi_2}(dx_2) = P(\xi_2 \in dx_2).$$

Как мы уже знаем, равенство (19) однозначно определяет меру в $\langle R^2, \mathfrak{B}^2 \rangle$ по заданным распределениям ξ_1 и ξ_2 в $\langle R, \mathfrak{B} \rangle$. При этом оказывается, что интеграл

$$\int g(x_1, x_2) P_{\xi_1 \xi_2}(dx_1, dx_2) \quad (20)$$

по мере $P_{\xi_1 \xi_2}$ можно выразить через интегралы по мерам P_{ξ_1} и P_{ξ_2} . Именно, справедлива следующая теорема Фубини (доказательство ее см. в Приложении 3 или см. свойство 5А § 4.8).

Теорема 8 (теорема о повторном интегрировании). Для борелевской функции $g(x, y) \geq 0$ и для независимых ξ_1 и ξ_2

$$\int g(x_1, x_2) P_{\xi_1 \xi_2}(dx_1, dx_2) = \int \left[\int g(x_1, x_2) P_{\xi_2}(dx_2) \right] P_{\xi_1}(dx_1). \quad (21)$$

Если $g(x, y)$ разноточна, то для выполнения равенства (21) требуется существование интеграла в левой части (21). Индексы 1 и 2 в правой части (21) можно менять местами.

В Приложении 3 показано, что измеримость $g(x, y)$ влечет измеримость подынтегральных функций в правой части (21).

Следствие 1. Пусть $g(x_1, x_2) = g_1(x_1)g_2(x_2)$. Тогда, если выполнено хотя бы одно из трех условий

1) $g_1 \geq 0, g_2 \geq 0,$

2) $\int g_1(x_1) g_2(x_2) P_{\xi_1 \xi_2}(dx_1, dx_2)$ существует,

3) $\int g_j(x_j) P_{\xi_j}(dx_j), j = 1, 2,$ существуют,

то

$$\int g_1(x_1) g_2(x_2) P_{\xi_1 \xi_2}(dx_1, dx_2) = \int g_1(x_1) P_{\xi_1}(dx_1) \int g_2(x_2) P_{\xi_2}(dx_2). \quad (22)$$

Чтобы избежать тривиальных затруднений, предполагаем, что $P(g_j(\xi_j) = 0) \neq 1, j = 1, 2$.

Доказательство. При выполнении первых двух условий утверждение следствия немедленно вытекает из теоремы Фубини. Для произвольных g_1, g_2 положим $g_j = g_j^+ - g_j^-, g_j^\pm \geq 0, j = 1, 2$.

Если $\int g_j^\pm dP_{\xi_j} < \infty$ (будем использовать здесь эту сокращенную запись интегралов), то

$$\begin{aligned} & \int g_1 g_2 dP_{\xi_1} dP_{\xi_2} = \\ &= \int g_1^+ g_2^+ dP_{\xi_1} dP_{\xi_2} - \int g_1^+ g_2^- dP_{\xi_1} dP_{\xi_2} - \int g_1^- g_2^+ dP_{\xi_1} dP_{\xi_2} + \\ &+ \int g_1^- g_2^- dP_{\xi_1} dP_{\xi_2} = \int g_1^+ dP_{\xi_1} \int g_2^+ dP_{\xi_2} - \\ &- \int g_1^+ dP_{\xi_1} \int g_2^- dP_{\xi_2} - \int g_1^- dP_{\xi_1} \int g_2^+ dP_{\xi_2} + \int g_1^- dP_{\xi_1} \int g_2^- dP_{\xi_2} = \\ &= \int g_1 dP_{\xi_1} \int g_2 dP_{\xi_2}. \quad \blacktriangleleft \end{aligned}$$

Следствие 2. В частном случае, когда $g(x_1, x_2) = I_B(x_1, x_2)$ есть индикатор множества $B \in \mathfrak{B}^2$, получаем формулу о последовательном вычислении меры множества B :

$$P((\xi_1, \xi_2) \in B) = \int P((x_1, \xi_2) \in B) P_{\xi_2}(dx_1).$$

Вероятность события $\{(x_1, \xi_2) \in B\}$ можно записать также в виде $P(\xi_2 \in B_{x_1}) = P_{\xi_2}(B_{x_1})$, где $B_{x_1} = \{x_2: (x_1, x_2) \in B\}$ есть «сечение» множества B в точке x_1 .

Если $B = \{(x_1, x_2): x_1 + x_2 < x\}$, мы получим

$$\begin{aligned} P((\xi_1, \xi_2) \in B) &= P(\xi_1 + \xi_2 < x) \equiv F_{\xi_1 + \xi_2}(x) = \\ &= \int P(x_1 + \xi_2 < x) P_{\xi_1}(dx_1) = \int F_{\xi_2}(x - x_1) dF_{\xi_1}(x_1). \end{aligned} \quad (23)$$

Мы получили формулу для функции распределения суммы независимых случайных величин, выражающую $F_{\xi_1 + \xi_2}$ через F_{ξ_1} и F_{ξ_2} . Интеграл в правой части (23) называется *сверткой* функций распределения $F_{\xi_1}(x)$ и $F_{\xi_2}(x)$ и обозначается $F_{\xi_1} * F_{\xi_2}(x)$. Таким же образом можно получить равенство

$$P(\xi_1 + \xi_2 < x) = \int_{-\infty}^{\infty} F_{\xi_1}(x - t) dF_{\xi_2}(t).$$

Правую часть здесь можно рассматривать также как результат интегрирования $\int dF_{\xi_1}(t) F_{\xi_2}(x - t)$ по частям.

Если хотя бы одна функция распределения имеет плотность, то и свертка имеет плотность. Это непосредственно следует из формул для свертки. Пусть, например, $F_{\xi_2}(x) = \int_{-\infty}^x f_{\xi_2}(u) du$.

Тогда

$$\begin{aligned} F_{\xi_1 + \xi_2}(x) &= \int_{-\infty}^{\infty} P_{\xi_1}(dt) \int_{-\infty}^x f_{\xi_2}(u - t) du = \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \left(\int_{-\infty}^{\infty} P_{\xi_1}(dt) f_{\xi_2}(x - t) \right) du_x \end{aligned}$$

так что плотность $f(x)$ суммы $\xi_1 + \xi_2$ равна

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} P_{\xi_1}(dt) f_{\xi_2}(x - t) = \int_{-\infty}^{\infty} f_{\xi_2}(x - t) dF_{\xi_1}(t).$$

Пример 5. Пусть $\xi_1, \xi_2, \dots$ независимы и равномерно распределены на $[0, 1]$, т. е. $\xi_1, \xi_2, \dots$ имеют одну и ту же функцию распределения с плотностью

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x \in [0, 1], \\ 0, & x \notin [0, 1]. \end{cases} \quad (24)$$

Тогда плотность суммы $\xi_1 + \xi_2$ равна

$$f_{\xi_1 + \xi_2}(x) = \int_0^1 f(x-t) dt = \begin{cases} 0, & x \notin [0, 2], \\ x, & x \in [0, 1], \\ 2-x, & x \in [1, 2]. \end{cases} \quad (25)$$

Присутствующий здесь интеграл равен, очевидно, длине пересечения отрезков $[0, 1]$ и $[x-1, x]$. Плотность суммы $\xi_1 + \xi_2 + \xi_3$ будет уже склеена из 3 кусков парабол:

$$f_{\xi_1 + \xi_2 + \xi_3}(x) = \int_0^1 f_{\xi_1 + \xi_2}(x-t) dt = \begin{cases} 0, & x \notin [0, 3], \\ \frac{x^2}{2}, & x \in [0, 1], \\ 1 - \frac{(2-x)^2}{2} - \frac{(x-1)^2}{2}, & x \in [1, 2], \\ \frac{(3-x)^2}{2}, & x \in [2, 3]. \end{cases}$$

Вычисление этого интеграла становится наглядным, если воспользоваться рис. 4, а, где заштрихованные площади соответ-

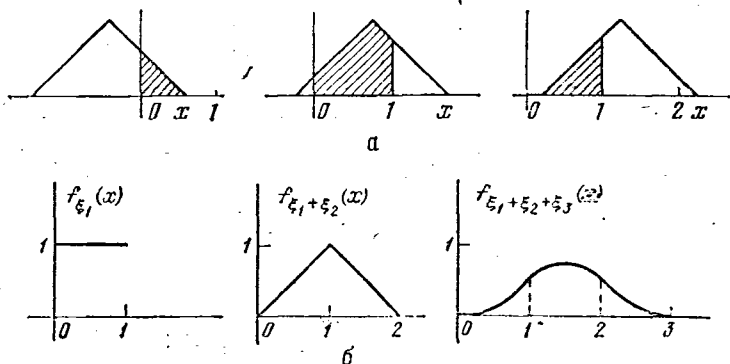


Рис. 4

ствуют значениям $f_{\xi_1 + \xi_2 + \xi_3}(x)$ при разных x . Вид плотностей для $\xi_1, \xi_1 + \xi_2, \xi_1 + \xi_2 + \xi_3$ представлен на рис. 4б. Плотность суммы $\xi_1 + \xi_2 + \xi_3 + \xi_4$ будет склеена уже из 4 кусков кривых третьего

порядка и т. д. Если начало координат перенести в точку $n/2$, то с точностью до преобразования сжатия внешний вид плотности суммы $\xi_1 + \dots + \xi_n$ с ростом n все больше будет напоминать график функции e^{-x^2} . Мы увидим дальше, что это обстоятельство не является случайным.

В связи с рассмотренным примером можно заметить, что если есть две независимые случайные величины ξ и η , где ξ имеет функцию распределения $F(x)$, а η распределена равномерно на $[0, 1]$, то плотность суммы $\xi + \eta$ в точке x равна

$$f_{\xi+\eta}(x) = \int dF(t) f_{\eta}(x-t) = \int_{x-1}^x dF(t) = F(x) - F(x-1).$$

Глава 4

ЧИСЛОВЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ СЛУЧАЙНЫХ ВЕЛИЧИН

§ 1. Математическое ожидание

Определение 1. Математическим ожиданием или средним значением случайной величины ξ , заданной на вероятностном пространстве $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$, называется число

$$M\xi = \int_{\Omega} \xi(\omega) P(d\omega),$$

если интеграл, стоящий в правой части, существует.

В силу сделанных выше замечаний (см. § 3.6) мы можем $M\xi$ определить также как

$$M\xi = \int x P_{\xi}(dx) = \int x dF(x), \quad (1)$$

где $F(x)$ — функция распределения ξ . Из определения следует, что $M\xi$ существует, если $M|\xi| < \infty$. Как нетрудно видеть, $M\xi$ не существует, если, например, $1 - F(x) > 1/x$ при всех достаточно больших x .

Мы уже знаем, что если $F(x)$ — ступенчатая функция, то интеграл Стильеса в (1) превратится в сумму

$$M\xi = \sum_k x_k P(\xi = x_k).$$

Если $F(x)$ имеет плотность $f(x)$, то

$$M\xi = \int x f(x) dx,$$

так что $M\xi$ есть координата «центра тяжести» распределения F единичной массы на прямой и соответствует естественному пониманию среднего значения этого распределения.

Если $g(x)$ — борелевская функция, то $\eta = g(\xi)$ есть снова случайная величина и

$$Mg(\xi) = \int g(\xi(\omega)) P(d\omega) = \int g(x) dF(x) = \int x dF_{g(\xi)}(x).$$

Последнее равенство следует из определения (1).

Основные свойства математических ожиданий совпадают со свойствами интеграла:

М1. Если a и b — постоянные, то $M(a + b\xi) = a + bM\xi$.

М2. $M(\xi_1 + \xi_2) = M\xi_1 + M\xi_2$, если существуют какие-нибудь два участвующих в равенстве математических ожидания.

М3. Если $a \leq \xi \leq b$, то $a \leq M\xi \leq b$. Всегда $M\xi \leq M|\xi|$.

М4. Если $\xi \geq 0$ и $M\xi = 0$, то $\xi = 0$ с вероятностью 1.

М5. Вероятность события A может быть записана в терминах математических ожиданий с помощью равенства

$$P(A) = MI(A),$$

где $I(A)$ есть случайная величина, равная индикатору события A : $I(A) = 1$, если $\omega \in A$, и $I(A) = 0$ в противном случае.

Дальнейшие свойства математических ожиданий см. в Приложении 3.

Рассмотрим несколько примеров.

Пример 1. Математические ожидания, связанные со схемой Бернулли. Пусть $\xi \in B_p$, т. е. ξ принимает два значения: 0 с вероятностью q и 1 с вероятностью p , где $p + q = 1$. Тогда

$$M\xi = 0 \cdot P(\xi = 0) + 1 \cdot P(\xi = 1) = p.$$

Рассмотрим теперь последовательность исходов в схеме Бернулли до момента η появления первого «успеха». Другими словами, рассмотрим последовательность независимых величин $\xi_1, \xi_2, \dots$, распределенных как ξ , до момента времени

$$\eta = \min \{k \geq 1: \xi_k = 1\}.$$

Очевидно, что η является случайной величиной,

$$P(\eta = k) = q^{k-1}p, \quad k \geq 1,$$

так что $\eta - 1$ имеет геометрическое распределение. Следовательно,

$$M\eta = \sum_{k=1}^{\infty} k q^{k-1} p = \frac{p}{(1-q)^2} = \frac{1}{p}.$$

Если обозначить $S_n = \sum_{i=1}^n \xi_i$, то, очевидно, $MS_n = np$. Определим теперь при некотором целом $N \geq 1$ случайную величину $\eta = \min \{k \geq 1: S_k = N\}$ как «время» достижения последовательностью S_n уровня N . Имеем

$$P(\eta = k) = P(S_{k-1} = N-1)p,$$

$$\begin{aligned} M\eta &= p \sum_{N}^{\infty} k \binom{k-1}{N-1} p^{N-1} q^{k-N} = \\ &= \frac{p^N}{(N-1)!} \sum_{N}^{\infty} k(k-1) \dots (k-N+1) q^{k-N}. \end{aligned}$$

Сумма здесь равна производной N -го порядка в точке $z=q$ от функции $\psi(z) = \sum_0^\infty z^k = 1/(1-z)$, т. е. равна $N!/p^{N+1}$. Итак, $M\eta = N/p$. Как мы увидим ниже, это равенство может быть получено как очевидное следствие результатов § 4.

Пример 2. Если $\xi \in \Phi_{a, \sigma^2}$, то

$$\begin{aligned} M\xi &= \int t \varphi_{a, \sigma^2}(t) dt = \int t \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-a)^2}{2\sigma^2}} dt = \\ &= \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int (t-a) e^{-\frac{(t-a)^2}{2\sigma^2}} dt + \frac{a}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int e^{-\frac{(t-a)^2}{2\sigma^2}} dt = \\ &= \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int z e^{-\frac{z^2}{2\sigma^2}} dz + a = a. \end{aligned}$$

Таким образом, параметр a нормального закона равен его математическому ожиданию.

Пример 3. Если $\xi \in \Pi_\lambda$, то $M\xi = \lambda$. Действительно,

$$M\xi = \sum_{k=0}^{\infty} k \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} = \lambda.$$

Пример 4. Если $\xi \in U_{a,b}$, то

$$M\xi = \int_a^b x dx = \frac{1}{2}(b^2 - a^2).$$

Из свойства $M1$ следует, что для $\xi \in U_{a,b}$

$$M\xi = a + \frac{b-a}{2} = \frac{a+b}{2}.$$

Если $\xi \in K_{0,1}$, то $M\xi$ не существует. Это следует из того, что интеграл $\int_1^\infty \frac{x dx}{1+x^2}$ расходится.

Рассмотрим теперь пример, близкий по типу примеру 1 о подсчете $M\eta$, но более сложный, связанный с вычислением среднего значения продолжительности шахматного турнира в реальной ситуации. В примере 3.4 была описана простейшая вероятностная модель шахматного турнира. Первый проиг в каждой партии независимо от исходов предыдущих партий выигрывает с вероятностью p , проигрывает с вероятностью q , $p+q < 1$ и делает ничью с вероятностью $1-p-q$. Конечно, это весьма грубое первое приближение, поскольку независимость на самом деле, по-видимому, отсутствует. С другой стороны, трудно пред-

положить, что для уравновешенных игроков высокого класса названные вероятности сильно менялись бы от партии к партии или в зависимости от предыдущих результатов. Более сложная модель, учитывающая зависимость p и q от исходов предыдущих партий будет рассмотрена в примере 12.6.

Допустим, что турнир продолжается до тех пор, пока один из двух участников не наберет N выигрышей (ему и присуждается победа). Именно по такой схеме при $N=6$ был организован матч на первенство мира по шахматам в 1984 году между А. Карповым и Г. Каспаровым. Что можно сказать в этом случае о математическом ожидании $M\eta$ времени η продолжительности матча?

В примере 3.4 было показано, что

$$P(\eta = n) = p \sum_{i=0}^{N-1} p(n-1; N-1, i) + q \sum_{i=0}^{N-1} p(n-1; i, N-1),$$

где $p(n; i, j) = \frac{n!}{i!j!(n-i-j)!} p^i q^j (1-p-q)^{n-i-j}$. Поэтому при очевидных соглашениях относительно индексов суммирования

$$M\eta = \frac{1}{(N-1)!} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{p^N q^i + p^i q^N}{i!} \sum_{n=0}^{\infty} n(n-1) \dots \\ \dots (n-i-N+1)(1-p-q)^{n-i-N}.$$

Сумма по n подсчитана в примере 1 и равна $\frac{(N+i)!}{(p+q)^{N+i+1}}$.

Следовательно,

$$M\eta = \frac{N}{p+q} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(p^N q^i + p^i q^N) (N+i)!}{i! N! (p+q)^{i+N}} = \\ = \frac{N}{p+q} \sum_{i=0}^{N-1} \binom{N+i}{i} [r^N (1-r)^i + r^i (1-r)^N],$$

где $r = p/(p+q)$.

В интервью газете «Известия» от 3 марта 1985 г. Карпов сообщил, что в среднем в предматчевых турнирах он проигрывал 1 партию из 20. Такими же показателями, по его словам, характеризуется и Каспаров. Если в этих условиях применительно к нашей простейшей модели положить $p=q=1/20$ (строго говоря, такое заключение из приведенных данных сделать нельзя; соотношение $p=q=1/20$ скорее можно рассматривать как одну из возможных гипотез), то при $N=6$ ($r=1/2$) путем непосредственного подсчета получим

$$M\eta = \frac{15}{8} \left[1 + 21 \left(1 + \frac{5}{8} + \frac{11}{16} \right) \right] \approx 93.$$

Таким образом, если верить в адекватность нашей простейшей модели, то ожидаемая продолжительность турнира оказывается очень большой. Некоторым подтверждением правильности сделанных предположений может служить тот факт, что матч между Карповым и Каспаровым был прерван по решению президента шахматной федерации на 48-й партии ввиду того, что этот матч чрезмерно затянулся.

Если учитывать результаты проведенного турнира и последующих партий между Карповым и Каспаровым, то оценка (приближенное значение) чисел p и q может отличаться от $1/20$.

Для рассмотренной модели справедливо также следующее простое неравенство: $\frac{N}{p+q} < M\eta < \frac{2N-1}{p+q}$.

Оно вытекает из соотношения $\eta_N \leq \eta \leq \eta_{2N-1}$, где η_N — число партий до момента, когда суммарное число очков обоих игроков достигнет N . В силу примера 1 $M\eta_N = N/(p+q)$.

Пример 5. В задаче о ячейках в § 3, 4 гл. 1 рассматривалась вероятность события A , состоящего в том, что хотя бы одна из n ячеек, куда наудачу бросают r частиц, останется пустой. Найдём математическое ожидание числа $S_{n,r}$ пустых ячеек после r бросаний. Если A_k означает событие, состоящее в том, что k -я ячейка пуста, а $I(A_k)$ означает индикатор этого события, то

$$S_{n,r} = \sum_{k=1}^n I(A_k), \quad MS_{n,r} = \sum_{k=1}^n P(A_k) = n \left(1 - \frac{1}{n}\right)^r.$$

Заметим теперь, что $MS_{n,r}$ близко к 0, если $(1 - 1/n)^r$ мало по сравнению с $1/n$, т. е. когда $-r \ln(1 - 1/n) - \ln n$ велико. При больших n

$$\ln(1 - 1/n) = -1/n + O(1/n^2)$$

и требуемое соотношение будет иметь место, если $\frac{r - n \ln n}{n}$ велико. Ясно, что в нашем случае (ср. со свойством M4) малость $MS_{n,r}$ будет влечь за собой малость $P(A) = P(S_{n,r} > 0)$.

§ 2. Условные функции распределения и условные математические ожидания

Пусть $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ — вероятностное пространство и событие $B \in \mathfrak{F}$ обладает свойством $P(B) > 0$. Образует новое вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P_B \rangle$, где P_B для любого $A \in \mathfrak{F}$ задан с помощью равенства

$$P_B(A) = P(A/B).$$

Легко проверить свойства вероятности P_1, P_2, P_3 для меры P_B .

Пусть ξ — случайная величина на $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$. Это есть, очевидно, случайная величина и в пространстве $\langle \Omega, \mathcal{F}, P_B \rangle$.

Определение 2. Математическое ожидание ξ в пространстве $\langle \Omega, \mathcal{F}, P_B \rangle$ называется *условным относительно B математическим ожиданием* и обозначается $M(\xi/B)$:

$$M(\xi/B) = \int_{\Omega} \xi(\omega) P_B(d\omega).$$

По определению меры P_B

$$M(\xi/B) = \int_{\Omega} \xi(\omega) P(d\omega/B) = \frac{1}{P(B)} \int_{\Omega} \xi(\omega) P(d\omega \cap B) = \frac{1}{P(B)} \int_B \xi(\omega) P(d\omega).$$

Последний интеграл отличается от $M\xi$ тем, что интегрирование в нем ведется лишь по множеству B . Этот интеграл будем обозначать

$$M(\xi; B) = \int_B \xi(\omega) P(d\omega),$$

так что

$$M(\xi/B) = \frac{1}{P(B)} M(\xi; B).$$

Нетрудно заметить, что функция

$$F(x/B) = P_B(\xi < x) = P(\xi < x/B)$$

является функцией распределения случайной величины ξ , рассматриваемой на $\langle \Omega, \mathcal{F}, P_B \rangle$.

Определение 3. Функция $F(x/B)$ называется *условной функцией распределения* ξ (в исходном пространстве $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$) *при условии B* .

Значение $M(\xi/B)$ можно записать, очевидно, также в виде $\int x dF(x/B)$.

Если σ -алгебра $\sigma(\xi)$, порожденная случайной величиной ξ , не зависит от события B , то $P_B(A) = P(A)$ для любого $A \in \sigma(\xi)$. Следовательно,

$$F(x/B) = F(x), \quad M(\xi/B) = M\xi, \quad M(\xi; B) = P(B) M\xi. \quad (2)$$

Пусть $\{B_n\}$ — последовательность, быть может, конечная, непересекающихся событий, такая, что $\cup B_n = \Omega$ и $P(B_n) > 0$ для любого n . Тогда

$$\begin{aligned} M\xi &= \int_{\Omega} \xi(\omega) P(d\omega) = \sum_n \int_{B_n} \xi(\omega) P(d\omega) = \\ &= \sum_n M(\xi; B_n) = \sum_n P(B_n) M(\xi/B_n). \end{aligned} \quad (3)$$

Мы получили формулу полной вероятности для математических ожиданий. Эта формула бывает весьма полезной.

Пример 6. Пусть время службы какого-нибудь механизма есть случайная величина ξ с функцией распределения $F(x)$. Известно, что механизм проработал время a . Каково распределение оставшегося срока службы? Чему равно его математическое ожидание?

Очевидно, в этой задаче нам надо найти $P(\xi - a \geq x/\xi \geq a)$ и $M(\xi - a/\xi \geq a)$. Предполагается, конечно, что

$$P(a) = P(\xi \geq a) > 0.$$

В силу выписанных выше формул

$$P(\xi - a \geq x/\xi \geq a) = \frac{P(x+a)}{P(a)},$$

$$M(\xi - a/\xi \geq a) = \frac{1}{P(a)} \int_0^{\infty} x dF(x+a).$$

Интересно отметить следующее. Во многих прикладных задачах, особенно когда речь идет о работе сложных механизмов, состоящих из большого числа надежных деталей, распределение ξ можно считать показательным:

$$P(x) = P(\xi \geq x) = e^{-\mu x}, \quad \mu > 0.$$

(Причина этого явления станет ясной позже, при рассмотрении теоремы Пуассона и пуассоновских процессов. Примерами таких механизмов могут служить электронно-вычислительные устройства.) Но для показательного распределения оказывается, что распределение оставшегося срока службы механизма

$$P(\xi - a \geq x/\xi \geq a) = \frac{P(x+a)}{P(a)} = e^{-\mu x} = P(x) \quad (4)$$

совпадает с распределением срока службы нового прибора. Другими словами, новый прибор и прибор, проработавший непрерывно некоторое время a , с точки зрения длительности дальнейшей безотказной работы эквивалентны.

Нетрудно понять, что показательное распределение (вместе со своим дискретным аналогом $P(\xi = k) = q^k(1-q)$, $k = 0, 1, \dots$) является единственным, которое обладает отмеченным выше замечательным свойством. Это видно из равенства (4), в силу которого с необходимостью

$$P(x+a) = P(x)P(a).$$

Пример 7. n агрегатов расположены так, что расстояние между i -м и j -м агрегатом равно a_{ij} , $1 \leq i, j \leq n$. Каждый агрегат время от времени нуждается в обслуживании (палатке, ре-

монте и т. п.). Предположим, что обслуживание производится одним рабочим и что каждый очередной вызов на обслуживание с вероятностью $p_j \left(\sum_{j=1}^n p_j = 1 \right)$ возникает у j -го агрегата. Если, например, в данный момент рабочий закончил обслуживание i -го агрегата, то с вероятностью p_j (от i не зависящей) он следующим будет обслуживать агрегат с номером j ; при этом он пройдет к нему путь длиной a_{ij} . Чему равна средняя длина пройденного пути за один переход?

Пусть событие B_i означает, что номер агрегата, обслуживающего которого предшествовало данному переходу, равен i . Тогда $P(B_i) = p_i$ и вероятность того, что рабочий от i -го агрегата направится к j -му, $j = 1, \dots, n$, равна p_j . Длина перехода при этом составит a_{ij} . Поэтому

$$M(\xi/B_i) = \sum_{j=1}^n p_j a_{ij}$$

и по формуле полной вероятности

$$M\xi = \sum_{i=1}^n P(B_i) M(\xi/B_i) = \sum_{i,j=1}^n p_i p_j a_{ij}.$$

Полученное выражение позволяет сравнивать различные варианты расположения агрегатов с точки зрения минимизации величины $M\xi$ при заданных ограничениях на a_{ij} . Например, если $a_{ij} \geq 1$ и все агрегаты однотипны ($p_j = 1/n$), то при их расположении вдоль одной прямой линии получим $a_{ij} = |j - i|$,

$$M\xi = \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n |j - i| = \frac{2}{n^2} \sum_{k=1}^{n-1} k(n-k) = \frac{n-1}{3} \left(1 + \frac{1}{n} \right)^*,$$

так что $M\xi$ при больших n равно приближенно $n/3$. Таким образом, если в день происходит s вызовов, то средняя длина суммарного перехода составит примерно $sn/3$. Нетрудно показать, что расположение агрегатов по окружности будет более выгодным, однако и оно не будет оптимальным.

Пример 8. Как уже отмечалось, не для всех случайных величин (распределений) существует математическое ожидание. И соответствующие примеры вовсе не являются патологическими — этим свойством обладает, например, распределение Коши

*) Для подсчета этой суммы достаточно заметить, что

$$\sum_{k=1}^{n-1} k(k-1) = \frac{1}{3} (n-2)(n-1)n$$

(сравните начальные значения и приращения этих функций).

$K_{\alpha. c.}$ Мы рассмотрим теперь одну задачу о случайных блужданиях, в которой также появляются случайные величины, не имеющие математических ожиданий. Это задача о так называемой *безобидной* игре. В игре участвуют два игрока. Начальный капитал первого игрока равен z . Каждую партию этот игрок выигрывает или проигрывает с вероятностью $1/2$ независимо от исходов предыдущих партий, при этом его капитал соответственно увеличивается или уменьшается на единицу. Пусть $z + S_k$ — капитал первого игрока после k -й партии, а $\eta(z)$ — число шагов до его разорения при игре с бесконечно богатым противником, когда z есть целое число, т. е.

$$\eta(z) = \min \{k: z + S_k = 0\}, \quad \eta(0) = 0.$$

Если $\inf_k S_k > -z$ (т. е. первый игрок никогда не разорится), мы положим $\eta(z) = \infty$.

Покажем прежде всего, что $\eta(z)$ — *собственная* случайная величина, т. е. случайная величина, с вероятностью 1 принимающая конечные значения. Это обстоятельство для первого игрока будет означать, что он с вероятностью 1 разорится, с каким бы капиталом z он ни начал играть. В качестве Ω здесь можно взять «выборочное» пространство, состоящее из всевозможных последовательностей из 1 и -1 . Каждая такая последовательность ω будет описывать «траекторию» игры. (Например, -1 на k -м месте означает, что первый игрок проиграл k -ю партию.) Мы предоставляем читателю в виде упражнения достроить здесь вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$. Очевидно, что надо сделать так, чтобы вероятность первых n фиксированных исходов игры (первые n координат ω фиксированы) равнялась 2^{-n} .

Положим

$$u(z) = P(\eta(z) < \infty), \quad u(0) = 1$$

и обозначим B_1 событие, состоящее в том, что первая координата ω равна 1 (игрок выиграл), и B_2 — что эта координата равна -1 (проиграл). Замечая, что $P(\eta(z) < \infty / B_1) = u(z+1)$ (если первая партия выиграна, то капитал стал равным $z+1$), мы по формуле полной вероятности при $z \geq 1$ получим

$$\begin{aligned} u(z) &= P(B_1)P(\eta(z) < \infty / B_1) + P(B_2)P(\eta(z) < \infty / B_2) = \\ &= \frac{1}{2}u(z+1) + \frac{1}{2}u(z-1). \end{aligned}$$

Полагая $\delta(z) = u(z+1) - u(z)$, $z \geq 0$, мы находим отсюда $\delta(z) - \delta(z-1) = 0$, $\delta(z) = \delta = \text{const.}$ Так как $u(z+1) = u(0) + \sum_{k=1}^z \delta(k) = u(0) + z\delta$, то ясно, что δ не может быть ничем иным, кроме 0, $u(z) = 1$ при всех z .

Итак, в игре с бесконечно богатым противником игрок разоряется с вероятностью 1. Это объясняет в какой-то мере тот факт, что все азартные игроки (не останавливающиеся «вовремя»; выбор этого «времени» — отдельная задача) рано или поздно кончают разорением. Даже если игра является безобидной.

Покажем теперь, что хотя $\eta(z)$ — конечная случайная величина, $M\eta(z) = \infty$. Допустим противное, что

$$v(z) = M\eta(z) < \infty.$$

Аналогично предыдущему замечаем, что $M(\eta(z)/B_1) = 1 + v(z+1)$ (капитал стал равным $z+1$ и один ход уже сделан). Поэтому по формуле полной вероятности для математических ожиданий при $z \geq 1$ находим

$$v(z) = \frac{1}{2}(1 + v(z+1)) + \frac{1}{2}(1 + v(z-1)), \quad v(0) = 0.$$

Из этой формулы видно, что если $v(z) < \infty$, то $v(k) < \infty$ при всех k . Обозначим $\Delta(z) = v(z+1) - v(z)$. Тогда предыдущее равенство при $z \geq 1$ можно записать в виде

$$-1 = \frac{1}{2}\Delta(z) - \frac{1}{2}\Delta(z-1),$$

или

$$\Delta(z) = \Delta(z-1) - 2.$$

Из этого равенства находим $\Delta(z) = \Delta(0) - 2z$. Поэтому

$$v(z) = \sum_{k=0}^{z-1} \Delta(k) = z\Delta(0) - z(z-1) = zv(1) - z(z-1).$$

Отсюда следует, что $M\eta(z) < 0$ для достаточно больших z . Но $\eta(z)$ — положительная случайная величина, и поэтому $M\eta(z) \geq 0$. Полученное противоречие показывает, что предположение о конечности математического ожидания $\eta(z)$ неверно.

§ 3. Математические ожидания функций независимых случайных величин

Теорема 1. 1. Пусть ξ и η — независимые случайные величины, $g(x, y)$ — борелевская функция. Тогда если $g \geq 0$ или если $Mg(\xi, \eta)$ конечно, то

$$Mg(\xi, \eta) = M[Mg(x, \eta)|_{x=\xi}]. \quad (5)$$

2. Пусть $g(x, y) = g_1(x)g_2(y)$. Если $g_1(\xi) \geq 0$, $g_2(\eta) \geq 0$ или если $Mg_1(\xi)$, $Mg_2(\eta)$ существуют, то

$$Mg(\xi, \eta) = Mg_1(\xi) Mg_2(\eta). \quad (6)$$

Для существования $Mg(\xi, \eta)$ необходимо и достаточно существование $Mg_1(\xi)$ и $Mg_2(\eta)$. (Случаи $P(g_1(\xi) = 0) = 1$ или $P(g_2(\eta) = 0) = 1$ во избежание тривиальных затруднений здесь исключаются.)

Доказательство. Первое утверждение теоремы есть переформулировка теоремы Фубини в терминах математических ожиданий. Первая часть второго утверждения следует непосредственно из следствия 3.1 теоремы Фубини. Так как $|g_1(\xi)| \geq 0$, $|g_2(\eta)| \geq 0$ и эти случайные величины независимы, то

$$M|g_1(\xi)g_2(\eta)| = M|g_1(\xi)|M|g_2(\eta)|.$$

Поскольку $M|g_1(\xi)| \neq 0$, $M|g_2(\eta)| \neq 0$, то отсюда следует последнее утверждение теоремы. $\triangleleft$

Замечание 1. Формулу (5) можно рассматривать как формулу полной вероятности для вычисления $Mg(\xi, \eta)$. Утверждение (6), не ограничивая общности, можно записать в виде

$$M\xi\eta = M\xi M\eta. \quad (7)$$

Чтобы получить отсюда (6), надо в качестве ξ взять $g_1(\xi)$, а в качестве η взять $g_2(\eta)$ — это снова будут независимые случайные величины.

Примеры использования теоремы 1 были приведены в § 3.6 и будут встречаться в дальнейшем.

Обратное утверждение к (6) или (7) неверно. Существуют зависимые случайные величины ξ и η такие, что

$$M\xi\eta = M\xi M\eta.$$

Пусть, например, ξ и ξ независимы, $M\xi = M\xi = 0$. Положим $\eta = \xi\xi$. Тогда ξ и η , очевидно, зависимы (за исключением некоторых тривиальных случаев, таких, например, когда $\xi = \text{const}$), но

$$M\xi\eta = M\xi^2\xi = M\xi^2M\xi = 0 = M\xi M\eta.$$

§ 4. Математическое ожидание случайных величин, не зависящих от будущего

Пусть на $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ задана последовательность $\{\xi_n\}_{n=1}^{\infty}$ независимых случайных величин и целочисленная случайная величина $\nu \geq 0$. Пусть $\mathcal{F}_{k, \infty} = \sigma(\xi_k, \dots, \xi_{\infty})$ означает σ -алгебру, порожденную $n - k + 1$ случайными величинами $\xi_k, \dots, \xi_{\infty}$.

Определение 4. Случайная величина ν называется *не зависящей от будущего*, если событие $\{\nu \leq n\}$ не зависит от $\mathcal{F}_{n+1, \infty}$.

Случайная величина ν называется *марковской*, или *моментом остановки*, если $\{\nu \leq n\} \in \mathcal{F}_{1, n}$. Другими словами, в этом случае

знание значений $\xi_1, \dots, \xi_n$ позволяет сказать, произошло событие $\{v \leq n\}$ или нет.

На основании предыдущего (см. § 5 гл. 3) ясно, что в нашем случае для марковской случайной величины событие $\{v \leq n\}$ (или $\{v > n\}$) и любое событие A из $\mathfrak{F}_{n+1, \infty}$ независимы. Это значит, что марковская величина для последовательности независимых ξ_k не зависит от будущего.

Пример 9. Пусть v — номер первой случайной величины в последовательности $\{\xi_n\}_{n=1}^{\infty}$, которая оказалась больше или равной N , т. е.

$$v = \inf \{k: \xi_k \geq N\}.$$

Если ξ_n независимы, то, очевидно, v не зависит от будущего, так как событие $\{v \leq n\} = \bigcup_{k=1}^n \{\xi_k \geq N\} \in \mathfrak{F}_{1, n}$.

Любая случайная величина v , не зависящая от последовательности $\xi_1, \xi_2, \dots$ (не зависят $\sigma(v)$ и $\mathfrak{F}_{1, \infty}$), является, очевидно, не зависящей от будущего случайной величиной.

Термин «марковская» станет несколько понятнее после введения понятия марковости в гл. 12. Термин «момент остановки» связан с характером большого количества прикладных задач, в которых такие случайные величины появляются. В качестве довольно типичного примера мы можем рассмотреть следующую процедуру. Пусть ξ_k — количество брака в k -й партии продукции предприятия. Статистический приемочный контроль качества продукции состоит в следующем. Вся продукция бракуется, если при последовательной проверке партий обнаружится, что при некотором n значение суммы $S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k$ превзошло заданный допустимый уровень $a + bn$. Номер партии v , при которой это событие произошло,

$$v = \min \{n: S_n \geq a + bn\}$$

есть момент остановки всей процедуры проверки. Чтобы избежать длительной проверки, моментом остановки (в буквальном смысле) делают также и случайную величину

$$v^* = \min \{n: S_n \leq -A + bn\},$$

где $A > 0$ подбирается настолько большим, чтобы гарантировать с высокой вероятностью достаточный уровень качества всей продукции (предположив, например, что ξ_k одинаково распределены). Ясно, что v и v^* удовлетворяют определению марковской величины или момента остановки.

Мы предлагаем читателю привести пример случайной величины v , зависящей от будущего.

Пусть $S_v = \xi_1 + \dots + \xi_v$. Это есть сумма случайного числа случайных величин.

Теорема 2 (Колмогорова — Прохорова). Пусть целочисленная неотрицательная случайная величина v не зависит от будущего. Тогда, если

$$\sum_{k=1}^{\infty} P(v \geq k) M|\xi_k| < \infty \quad (8)$$

то

$$MS_v = \sum_{k=1}^{\infty} P(v \geq k) M\xi_k. \quad (9)$$

Если $\xi_k \geq 0$, то условие (8) излишне.

Доказательство. Имеем

$$\begin{aligned} MS_v &= \sum_{n=1}^{\infty} M(S_v; v = n) = \sum_{n=1}^{\infty} M(S_n; v = n) = \\ &= \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{k=1}^n M(\xi_k; v = n) = \sum_{k=1}^{\infty} M(\xi_k; v \geq k). \end{aligned} \quad (10)$$

Законность перемены порядка суммирования здесь мы поясним позже. Так как событие $\{v \geq k\} = \{v > k-1\}$ не зависит от σ -алгебры $\mathfrak{F}_{k,\infty}$, то оно не зависит и от $\sigma(\xi_k)$. Следовательно, $M(\xi_k; v \geq k) = P(v \geq k) M\xi_k$, и формула (9) доказана. Перемена порядка суммирования в (10) возможна благодаря абсолютной суммируемости соответствующих рядов, так как

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^{\infty} \sum_{n=k}^{\infty} M(|\xi_k|; v = n) &= \sum_{k=1}^{\infty} M(|\xi_k|; v \geq k) = \\ &= \sum_{k=1}^{\infty} P(v \geq k) M|\xi_k| < \infty \end{aligned}$$

по условию теоремы. Если $\xi_k \geq 0$, то все слагаемые будут неотрицательны и перемена порядка суммирования станет законной в любом случае.

Следствие 1 (тождество Вальда). Если случайные величины $\xi_1, \xi_2, \dots$ независимы и одинаково распределены, $M|\xi_k| < \infty$, а случайная величина v не зависит от будущего, $Mv < \infty$, то $MS_v = M\xi_1 Mv$.

Доказательство сразу получается, если заметить, что

$$\sum_{k=1}^{\infty} P(v \geq k) = \sum_{k=1}^{\infty} \sum_{i=k}^{\infty} P(v = i) = \sum_{i=1}^{\infty} i P(v = i) = Mv. \quad \triangleleft$$

Пример 10. Схема цепной реакции. Пусть мы имеем в качестве исходной одну частицу, которая либо исчезает с вероятностью q , либо превращается в m таких же частиц с веро-

ятностью $p = 1 - q$. Каждая частица нового поколения ведет себя таким же образом независимо от судьбы остальных частиц. Чему равно математическое ожидание числа ξ_n частиц в n -м поколении?

Рассмотрим «двойную» последовательность $\{\xi_k^{(n)}\}_{k=1, n=1}^{\infty, \infty}$ независимых одинаково распределенных случайных величин, принимающих значения m и 0 с вероятностями p и q . Очевидно, что последовательности $\{\xi_k^{(1)}\}_{k=1}^{\infty}, \{\xi_k^{(2)}\}_{k=2}^{\infty}, \dots$ будут независимыми между собой. С помощью этих последовательностей случайные величины ξ_n ($\xi_0 = 1$) можно представить в виде

$$\begin{aligned}\xi_1 &= \xi_{\xi_0}^{(1)} = \xi_1^{(1)}, \\ \xi_2 &= \xi_1^{(2)} + \dots + \xi_{\xi_1}^{(2)}, \\ &\dots \dots \dots \\ \xi_n &= \xi_1^{(n)} + \dots + \xi_{\xi_{n-1}}^{(n)}\end{aligned}$$

где в равенстве для ξ_n число слагаемых ξ_{n-1} есть число «частиц-родителей». Так как последовательность $\{\xi_k^{(n)}\}$ не зависит от ξ_{n-1} , и $M\xi_k^{(n)} = pm$, то в силу тождества Вальда

$$M\xi_n = M\xi_1^{(n)} M\xi_{n-1} = pm M\xi_{n-1} = (pm)^n.$$

Пример 11. Вернемся к безобидной игре двух игроков, описанной в примере 8, но уже в случае, когда оба капитала $z_1 > 0$ и $z_2 > 0$ первого и второго игроков конечны. Введем случайные величины ξ_k , изображающие выигрыш первого игрока в k -й партии. Очевидно, ξ_k независимы,

$$\xi_k = \begin{cases} 1 & \text{с вероятностью } 1/2, \\ -1 & \text{с вероятностью } 1/2. \end{cases}$$

Число $z_1 + S_k = z_1 + \sum_{j=1}^k \xi_j$ будет означать капитал первого игрока, а $z_2 - S_k$ — капитал второго игрока после k партий. Величина

$$\eta = \min \{k: z_1 + S_k = 0 \text{ или } z_2 - S_k = 0\}$$

есть время до окончания игры, т. е. до разорения одного из игроков. Спрашивается, чему равна вероятность P_i того, что выиграет i -й игрок ($i = 1, 2$)?

Ясно, что η есть марковский момент, при этом $S_\eta = z_1$ с вероятностью P_2 и $S_\eta = z_2$ с вероятностью $P_1 = 1 - P_2$. Поэтому

$$MS_\eta = P_1 z_2 - P_2 z_1.$$

Если $M\eta < \infty$, то в силу тождества Вальда мы имеем бы

$$P_1 z_2 - P_2 z_1 = M\eta M\xi_1 = 0.$$

Отсюда находим, что $P_i = z_i / (z_1 + z_2)$.

Остается проверить конечность $M\eta$. Пусть для простоты $z_1 + z_2 = 2z$ четно. С вероятностью $2^{-\min(z_1, z_2)} \geq 2^{-z}$ игра может закончиться за $\min(z_1, z_2) \leq z$ партий. Так как в течение игры суммарный капитал обоих игроков не меняется, то

$$P(\eta > z) \leq 1 - 2^{-z}, \dots, P(\eta > zN) \leq (1 - 2^{-z})^N.$$

Это, очевидно, влечет за собой конечность

$$M\eta = \sum_{k=0}^{\infty} P(\eta > k). \triangleleft$$

Мы уже отмечали, что не зависящая от $\{\xi_j\}$ случайная величина ν не зависит от будущего. В то же время ν не будет моментом остановки в смысле определения 4. Приведем теперь менее простой пример случайной величины ν , не зависящей от будущего, но не являющейся моментом остановки.

Пример 9А. Рассмотрим две независимые между собой последовательности независимых случайных величин $\xi_1, \xi_2, \dots$ и $\eta_1, \eta_2, \dots$; $\xi_j \in F$, $\eta_j \in G$. Рассмотрим далее некую систему, состоящую из двух одинаковых приборов. При пуске системы сначала работает первый прибор случайное время ξ_1 , после чего он выходит из строя. Его заменяет второй прибор, который работает время ξ_2 (на интервале времени $(\xi_1, \xi_1 + \xi_2)$). Одновременно в момент выхода из строя первого прибора он поступает в ремонт (восстанавливается), время ремонта длится η_2 . Если $\eta_2 > \xi_2$, то в момент $\xi_1 + \xi_2$ отказа второго прибора оба прибора окажутся неисправными и система дает отказ. Если же $\eta_2 \leq \xi_2$, то в момент $\xi_1 + \xi_2$ в строй снова вступает первый прибор и работает время ξ_3 , а второй прибор поступает в ремонт, который длится время η_3 . Если $\eta_3 > \xi_3$, то система отказывает. Если $\eta_3 \leq \xi_3$, то второй прибор продолжит работу и т. д. Чему равно математическое ожидание времени τ безотказной работы системы?

Пусть $\nu = \min \{k \geq 2: \eta_k > \xi_k\}$. Тогда, очевидно, $\tau = \xi_1 + \dots + \xi_\nu$, где ξ_j независимы и одинаково распределены ($\nu \leq n$) $\in \sigma(\xi_1, \dots, \xi_n; \eta_2, \dots, \eta_n)$. Это означает, что ν не зависит от будущего. В то же время, если $\eta_j \neq \text{const}$, то $\{\nu \leq n\} \notin \sigma(\xi_1, \dots, \xi_n)$ и ν не является марковским моментом относительно последовательности $\xi_1, \xi_2, \dots$. В силу тождества Вальда $M\tau = M\nu M\xi_1$. Так как

$$\{\nu = k\} = \bigcap_{j=2}^{k-1} \{\eta_j \leq \xi_j\} \cap \{\eta_k > \xi_k\}, \quad k \geq 2,$$

то $P(v=k) = q^{k-2}(1-q)$, $k \geq 2$; где

$$q = P(\eta_k \leq \xi_k) = \int dF(t) G(t+0).$$

Следовательно,

$$Mv = \sum_2^{\infty} kq^{k-2}(1-q) = 1 + \sum_1^{\infty} kq^{k-1}(1-q) = 1 + \frac{1}{1-q},$$

$$M\tau = M\xi_1 \frac{2-q}{1-q}.$$

Тождество Вальда допускает целый ряд обобщений (подробнее об этом будет в § 14.2).

§ 5. Дисперсия

Введем еще одну числовую характеристику случайных величин.

Определение 5. Дисперсией $D\xi$ случайной величины ξ называется число

$$D\xi = M(\xi - M\xi)^2.$$

Это есть мера «разброса» или «рассеивания» распределения. Дисперсия равна моменту инерции распределения единичной массы на прямой. Находим

$$D\xi = M\xi^2 - 2M\xi M\xi + (M\xi)^2 = M\xi^2 - (M\xi)^2. \quad (11)$$

Дисперсию можно было бы определить так же, как $\min_a M(\xi - a)^2$. В самом деле, в силу этого определения

$$D\xi = M\xi^2 + \min_a (a^2 - 2aM\xi) = M\xi^2 - (M\xi)^2,$$

так как минимум $a^2 - 2aM\xi$ достигается при $a = M\xi$. Это замечание показывает, что число $a = M\xi$ является наилучшей оценкой (приближением) в среднеквадратичном случайной величины ξ .

Величина $\sqrt{D\xi}$ называется стандартным отклонением.

Пример 12. $\xi \in \Phi_{\alpha, \sigma^2}$. В примере 2 было выяснено, что $\alpha = M\xi$. Следовательно,

$$D\xi = \int (x - \alpha)^2 \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\alpha)^2}{2\sigma^2}} dx = \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} \int t^2 e^{-\frac{t^2}{2}} dt.$$

Последнее равенство получено заменой $(x - \alpha)/\sigma = t$. Интегрируя

по частям, получим

$$D\xi = -\frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} te^{-\frac{t^2}{2}} \Big|_{-\infty}^{\infty} + \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \sigma^2.$$

Пример 13. $\xi \in \Pi_\mu$. В примере 3 было вычислено $M\xi = \mu$. Поэтому

$$\begin{aligned} D\xi &= M\xi^2 - (M\xi)^2 = \sum_{k=0}^{\infty} k^2 \frac{\mu^k e^{-\mu}}{k!} - \mu^2 = \\ &= \sum_{k=2}^{\infty} \frac{k(k-1)\mu^k}{k!} e^{-\mu} + \sum_{k=0}^{\infty} \frac{k\mu^k}{k!} e^{-\mu} - \mu^2 = \mu^2 + \mu - \mu^2 = \mu. \end{aligned}$$

Пример 14. Для $\xi \in U_{0,1}$ имеем

$$M\xi^2 = \int_0^1 x^2 dx = \frac{1}{3}, \quad M\xi = \frac{1}{2}.$$

В силу (11) $D\xi = \frac{1}{12}$.

Пример 15. Для $\xi \in B_p$ в силу соотношений $\xi^2 = \xi$, $M\xi^2 = M\xi = p$ получаем $D\xi = p - p^2 = p(1-p)$.

Рассмотрим теперь некоторые свойства дисперсии.

D1. $D\xi \geq 0$, $D\xi = 0$ тогда и только тогда, когда $P(\xi = c) = 1$, где c — постоянная (не зависит от ω).

Первое очевидно, так как $D\xi = M(\xi - M\xi)^2 \geq 0$. Пусть $P(\xi = c) = 1$, тогда $(M\xi)^2 = M\xi^2 = c^2$ и, значит,

$$D\xi = c^2 - c^2 = 0.$$

Если $D\xi = M(\xi - M\xi)^2 = 0$, то (так как $(\xi - M\xi)^2 \geq 0$) $P(\xi - M\xi = 0) = 1$ или $P(\xi = M\xi) = 1$ (см. свойство M4).

D2. Если a и b постоянные, то

$$D(a + b\xi) = b^2 D\xi.$$

Это свойство следует непосредственно из определения $D\xi$.

D3. Если случайные величины ξ и η независимы, то

$$D(\xi + \eta) = D\xi + D\eta.$$

Действительно,

$$\begin{aligned} D(\xi + \eta) &= M(\xi + \eta)^2 - (M\xi + M\eta)^2 = \\ &= M\xi^2 + 2M\xi M\eta + M\eta^2 - (M\xi)^2 - (M\eta)^2 - 2M\xi M\eta = \\ &= M\xi^2 - (M\xi)^2 + M\eta^2 - (M\eta)^2 = D\xi + D\eta. \end{aligned}$$

Из этих вычислений видно, что аддитивность дисперсии будет иметь место не только для независимых ξ и η , но и во всех

случаях, когда

$$M\xi\eta = M\xi M\eta.$$

Пример 16. Пусть $v \geq 0$ — целочисленная величина, не зависящая от последовательности $\{\xi_j\}$ независимых одинаково распределенных величин, $Mv < \infty$, $M\xi_j = a$. Тогда, как мы знаем, $MS_v = aMv$. Чему равна DS_v ?

По формуле полной вероятности

$$\begin{aligned} DS_v &= M(S_v - MS_v)^2 = \sum P(v = k) M(S_k - MS_v)^2 = \\ &= \sum P(v = k) [M(S_k - ak)^2 + (ak - aMv)^2] = \\ &= \sum P(v = k) k D\xi_1 + a^2 M(v - Mv)^2 = D\xi_1 Mv + a^2 Dv. \end{aligned}$$

Это равенство эквивалентно соотношению

$$M(S_v - va)^2 = Mv \cdot D\xi_1.$$

В такой форме полученное соотношение остается справедливым для любого момента остановки v (см. гл. 14). Пользуясь им, можно в примере 11 найти математическое ожидание времени η до окончания безобидной игры, когда капиталы игроков z_1 и z_2 конечны. Действительно, в этом случае $a = 0$,

$$MS_\eta^2 = D\xi_1 M\eta = z_1^2 P_2 + z_2^2 P_1.$$

Отсюда находим

$$M\eta = z_1 z_2.$$

§ 6. Коэффициент корреляции и другие числовые характеристики

Две случайные величины ξ и η могут быть функционально (детерминированно) зависимы: $\xi = g(\eta)$; могут быть зависимы, но не функциональным образом; наконец, могут быть независимы. Коэффициент корреляции двух величин есть число, с помощью которого пытаются количественно характеризовать степень зависимости двух случайных величин друг от друга.

У всех случайных величин, которые встретятся в этом разделе, предполагается существование дисперсии, не равной 0.

Случайная величина ξ называется *нормированной*, если $M\xi = 0$ и $D\xi = 1$. Любую случайную величину ξ можно линейным преобразованием привести к нормированной, положив $\xi_1 = (\xi - M\xi)/\sqrt{D\xi}$. Пусть ξ и η — некоторые случайные величины, а ξ_1 и η_1 — соответствующие им нормированные случайные величины.

Определение 6. Коэффициентом корреляции между случайными величинами ξ и η называется число $\rho(\xi, \eta) = M\xi_1\eta_1$.

Свойства коэффициента корреляции:

$$1. |\rho(\xi, \eta)| \leq 1.$$

Действительно,

$$0 \leq D(\xi_1 \pm \eta_1) = M(\xi_1 \pm \eta_1)^2 = 2 \pm 2\rho(\xi, \eta).$$

Отсюда и следует, что $|\rho(\xi, \eta)| \leq 1$. $\blacktriangleleft$

2. Если ξ и η независимы, то $\rho(\xi, \eta) = 0$.

Доказательство следует из того, что ξ_1 и η_1 при этом тоже независимы.

Обратное утверждение, конечно, не верно. В § 3 приведен пример зависимых случайных величин ξ и η таких, что $M\xi = 0$, $M\eta = 0$, $M\xi\eta = 0$. Для них коэффициент корреляции равен 0, хотя они и зависимы. Однако, как мы увидим в гл. 7, для нормально распределенных (ξ, η) равенство $\rho(\xi, \eta) = 0$ является необходимым и достаточным для независимости этих величин.

Другой пример, когда некоррелированность случайных величин влечет их независимость, дает схема Бернулли. Пусть $P(\xi = 1) = p$, $P(\xi = 0) = 1 - p$, $P(\eta = 1) = q$, $P(\eta = 0) = 1 - q$. Тогда $M\xi = p$, $M\eta = q$, $D\xi = p(1 - p)$, $D\eta = q(1 - q)$, $\rho(\xi, \eta) = \frac{M(\xi - p)(\eta - q)}{\sqrt{pq(1-p)(1-q)}}$. Равенство $\rho(\xi, \eta) = 0$ означает, что $M\xi\eta = pq$, или, что то же, $P(\xi = 1, \eta = 1) = P(\xi = 1)P(\eta = 1)$, $P(\xi = 1, \eta = 0) = P(\xi = 1) - P(\xi = 1, \eta = 1) = p - pq = P(\xi = 1) \times P(\eta = 0)$, и т. д.

Отсюда легко получить, что в общем случае ξ и η независимы, если $\bar{p}(f(\xi), g(\eta)) = 0$ для любых ограниченных измеримых функций f и g . Достаточно взять $f = I_{(-\infty, x]}$, $g = I_{(-\infty, y]}$, получить отсюда, что $P(\xi < x, \eta < y) = P(\xi < x)P(\eta < y)$ и воспользоваться результатами предыдущей главы.

3. $|\rho(\xi, \eta)| = 1$ тогда и только тогда, когда существуют такие числа a и $b \neq 0$, что $P(\eta = a + b\xi) = 1$.

Доказательство. Пусть $P(\eta = a + b\xi) = 1$. Обозначим $M\xi = \alpha$ и $\sqrt{D\xi} = \beta$; тогда

$$\rho(\xi, \eta) = M \frac{\xi - \alpha}{\beta} \cdot \frac{a + b\xi - a - b\alpha}{|b|\beta} = \text{sign } b.$$

Предположим теперь, что $|\rho(\xi, \eta)| = 1$. Пусть, например, $\rho(\xi, \eta) = 1$. Тогда

$$D(\xi_1 - \eta_1) = 2(1 - \rho(\xi, \eta)) = 0.$$

По свойству дисперсии D1 это может быть только тогда, когда

$$P(\xi_1 - \eta_1 = c) = 1.$$

Если $\rho(\xi, \eta) = -1$, то, рассмотрев $D(\xi_1 + \eta_1)$, получим

$$P(\xi_1 + \eta_1 = c) = 1. \quad \blacktriangleleft$$

Если $\rho > 0$, то случайные величины ξ и η называются *положительно коррелированными*; если $\rho < 0$, то ξ и η называются *отрицательно коррелированными*.

Пример 17. Рассмотрим передающее устройство. Случайная величина ξ означает величину передаваемого сигнала. В результате помех приемник принимает величину $\eta = \alpha\xi + \Delta$ (α — коэффициент усиления, Δ — помехи). Предположим, что случайные величины Δ и ξ независимы. Пусть $M\xi = a$, $D\xi = 1$, а $M\Delta = 0$, $D\Delta = \sigma^2$. Подсчитаем коэффициент корреляции ξ и η :

$$\rho(\xi, \eta) = M\left((\xi - a) \frac{\alpha\xi + \Delta - \alpha a}{\sqrt{\alpha^2 + \sigma^2}}\right) = \frac{\alpha}{\sqrt{\alpha^2 + \sigma^2}}.$$

Если σ — большое число по сравнению с усилением α , то ρ близко к 0 и η практически не зависит от ξ . Если же σ мало по сравнению с α , тогда ρ близко к 1 и по η бывает легко восстанавливать ξ .

Рассмотрим некоторые другие числовые характеристики случайных величин. В качестве таковых часто используются моменты более высоких порядков.

Определение 7. Моментом порядка k случайной величины ξ называется число $M\xi^k$. Значение $M(\xi - M\xi)^k$ называется *центральной моментом порядка k* , так что дисперсия есть центральный второй момент ξ .

Если дан случайный вектор $(\xi_1, \dots, \xi_n)$, то величина $M\xi_1^{k_1} \dots \xi_n^{k_n}$ называется *смешанным моментом порядка $k_1 + \dots + k_n$* . Аналогично $M(\xi_1 - M\xi_1)^{k_1} \dots (\xi_n - M\xi_n)^{k_n}$ называется *центральной смешанным моментом того же порядка*.

Для независимых величин смешанные моменты равны, очевидно, произведению соответствующих обычных моментов.

§ 7. Неравенства

Теорема 3 (неравенство Коши — Буняковского.) Если ξ_1 и ξ_2 — две произвольные случайные величины, то

$$M|\xi_1\xi_2| \leq [M\xi_1^2 M\xi_2^2]^{1/2}.$$

Это неравенство иногда называют также *неравенством Шварца*.

Доказательство. Требуемое соотношение получается из неравенства $2|ab| \leq a^2 + b^2$, если положить в нем $a^2 = \xi_1^2/M\xi_1^2$, $b^2 = \xi_2^2/M\xi_2^2$ и взять математическое ожидание обеих его частей. ◀

Неравенство Коши — Буняковского является частным случаем более общих неравенств.

Теорема 4. При $r > 1$, $\frac{1}{r} + \frac{1}{s} = 1$ справедливо

$$M|\xi_1 \xi_2| \leq [M|\xi_1|^r]^{1/r} [M|\xi_2|^s]^{1/s} \quad (\text{неравенство Гельдера}),$$

$$[M|\xi_1 + \xi_2|^r]^{1/r} \leq [M|\xi_1|^r]^{1/r} + [M|\xi_2|^r]^{1/r} \quad (\text{неравенство Минковского}).$$

Доказательство. Так как x^r при $r > 1$ есть в области $x > 0$ выпуклая вниз функция, равная 1 в точке $x = 1$ и имеющая там производную r , то $r(x-1) \leq x^r - 1$ при всех $x > 0$. Полагая $x = (a/b)^{1/r}$ ($a > 0$, $b > 0$), получим

$$a^{1/r} b^{1-1/r} - b \leq \frac{a}{r} - \frac{b}{r},$$

или, что то же, $a^{1/r} b^{1/s} \leq \frac{a}{r} + \frac{b}{s}$. Если положить здесь $a = |\xi_1|^r / M|\xi_1|^r$, $b = |\xi_2|^s / M|\xi_2|^s$ и взять математическое ожидание, то мы получим неравенство Гельдера.

Чтобы доказать неравенство Минковского, заметим, что в силу неравенства $|\xi_1 + \xi_2| \leq |\xi_1| + |\xi_2|$ выполняется

$$M|\xi_1 + \xi_2|^r \leq M|\xi_1| |\xi_1 + \xi_2|^{r-1} + M|\xi_2| |\xi_1 + \xi_2|^{r-1}.$$

Применяя здесь к слагаемым правой части неравенство Гельдера, получим

$$M|\xi_1 + \xi_2|^r \leq ([M|\xi_1|^r]^{1/r} + [M|\xi_2|^r]^{1/r}) [M|\xi_1 + \xi_2|^{(r-1)s}]^{1/s}.$$

Так как $(r-1)s = r$, $1 - \frac{1}{s} = \frac{1}{r}$, то отсюда следует неравенство Минковского. ◀

Очевидно, что при $r = s = 2$ неравенство Гельдера превращается в неравенство Коши — Буняковского.

Теорема 5 (неравенство Ниссена). Если $M\xi$ существует и $g(x)$ — выпуклая вниз функция, то $g(M\xi) \leq M_g(\xi)$.

Доказательство. Если $g(x)$ выпуклая вниз, то для каждого y найдется число $g'(y)$ такое, что

$$g(x) \geq g(y) + (x - y)g'(y).$$

Положив здесь $x = \xi$, $y = M\xi$ и взяв математическое ожидание обеих частей этого неравенства, получим

$$Mg(\xi) \geq g(M\xi). \quad \blacktriangleleft$$

Часто бывает полезным также

Следствие 2. При любых $0 < v < u$

$$[M|\xi|^v]^{1/v} \leq [M|\xi|^u]^{1/u}. \quad (12)$$

Это неравенство показывает, в частности, что если существует момент порядка u , то существует и момент любого порядка $v < u$.

Неравенство (12) получается из неравенства Гельдера, если положить в нем $\xi_1 = |\xi|^v$, $\xi_2 = 1$, $r = u/v$, или из неравенства Йенсена при $g(x) = |x|^{u/v}$ и замене ξ на ξ^v .

Теорема 6. Пусть $\xi \geq 0$ с вероятностью 1. Тогда для любого $\varepsilon > 0$

$$P(\xi \geq \varepsilon) \leq \frac{M\xi}{\varepsilon}. \quad (13)$$

Доказательство. Неравенство доказывают следующие соотношения:

$$M\xi \geq M(\xi; \xi \geq \varepsilon) \geq \varepsilon M(1; \xi \geq \varepsilon) = \varepsilon P(\xi \geq \varepsilon). \quad \blacktriangleleft$$

Если функция $g(x) \geq 0$ монотонно возрастает, то, очевидно, $\{\xi: g(\xi) \geq g(\varepsilon)\} = \{\xi: \xi \geq \varepsilon\}$ и, применяя теорему 6 к случайной величине $\eta = g(\xi)$, получим

Следствие 3. Если $g(x) \uparrow$, $g(x) \geq 0$, то

$$P(\xi \geq \varepsilon) \leq \frac{Mg(\xi)}{g(\varepsilon)}.$$

В частности, при $g(x) = e^{\lambda x}$

$$P(\xi \geq \varepsilon) \leq e^{-\lambda \varepsilon} M e^{\lambda \xi}, \quad \lambda > 0.$$

Следствие 4 (неравенство Чебышева). Для произвольной случайной величины ξ , имеющей математическое ожидание, справедливо неравенство

$$P(|\xi - M\xi| \geq \varepsilon) \leq \frac{D\xi}{\varepsilon^2}. \quad (14)$$

Для доказательства (14) достаточно применить теорему 5 к случайной величине $\eta = (\xi - M\xi)^2 \geq 0$. $\blacktriangleleft$

Утверждение теоремы 6 также часто называют *неравенством Чебышева* (или *неравенством типа Чебышева*), поскольку оно является по технике доказательства несущественным обобщением (14).

С помощью неравенства Чебышева мы имеем возможность оценивать вероятности различных отклонений ξ , зная лишь $M\xi$ и $D\xi$. В качестве одного из первых применений этого неравенства можно получить так называемый *закон больших чисел в форме Чебышева* (в более общей форме закон больших чисел будет получен в гл. 8).

Теорема 7. Пусть $\xi_1, \xi_2, \dots$ — независимые одинаково распределенные случайные величины с математическим ожиданием

$M\xi_j = a$ и конечной дисперсией σ^2 , $S_n = \sum_1^n \xi_j$. Тогда для любого $\varepsilon > 0$

$$P\left(\left|\frac{S_n}{n} - a\right| > \varepsilon\right) \leq \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2} \rightarrow 0$$

при $n \rightarrow \infty$.

Обсуждение этого утверждения будет проведено в гл. 5, 6, 8.

Доказательство теоремы вытекает из неравенства Чебышева, так как

$$M \frac{S_n}{n} = a, \quad D \frac{S_n}{n} = \frac{n\sigma^2}{n^2} = \frac{\sigma^2}{n}. \quad \triangleleft$$

Приведем пример использования неравенства Чебышева в вычислениях.

Пример 18. Предположим, что мы решили измерить диаметр лунного диска, используя фотографии луны, полученные с помощью телескопа. Вследствие атмосферных помех замеры фотографий, сделанных в разное время, дадут разные результаты. Пусть $\xi - a$ означает отклонение замера от истинного значения, равного в некотором масштабе a . И пусть $M\xi = a$, $\sigma = \sqrt{D\xi} = 1$. Проведем подряд n независимых друг от друга замеров и обозначим $\xi_n = \frac{1}{n}(\xi_1 + \dots + \xi_n)$. Тогда, как мы видели, $M\xi_n = a$, $D\xi_n = \sigma^2/n$. Так как дисперсия среднего арифметического всех наблюдений уменьшается с ростом числа наблюдений, то величину a естественно оценивать с помощью ξ_n .

Сколько надо сделать наблюдений, чтобы $|\xi_n - a| \leq 0,1$ с вероятностью, большей 0,99? То есть, чтобы выполнялось $P(|\xi_n - a| \leq 0,1) > 0,99$ или $P(|\xi_n - a| > 0,1) \leq 0,01$. По неравенству Чебышева $P(|\xi_n - a| > 0,1) \leq \frac{\sigma^2}{n \cdot 0,01}$. Значит, если n

выбрать таким, чтобы $\frac{\sigma^2}{n \cdot 0,01} \leq 0,01$, то требуемое неравенство будет выполнено. Отсюда получаем $n \geq 10^4$.

Приведенный пример иллюстрирует возможность использования неравенства Чебышева для оценок вероятностей тех или иных отклонений случайных величин. Но этот пример, пожалуй, еще больше иллюстрирует, насколько грубым с точки зрения практических подсчетов является неравенство Чебышева. Если читатель вернется к примеру 18 после знакомства в гл. 8 с центральной предельной теоремой, то он сможет легко подсчитать, что на самом деле для получения заданной погрешности достаточно провести не 10^4 , а около 670 наблюдений.

§ 8. Обобщение понятия условного математического ожидания

В заключение этой главы введем понятие, которое, наряду с уже введенными, является полезным и важным инструментом в теории вероятностей. Чтобы дать возможность читателю при первом чтении книги этот раздел опустить, мы в дальнейшем избегаем прямого использования проводимых здесь рассуждений вплоть до гл. 12, 14.

1. **Определение условного математического ожидания (у. м. о.).** В § 2 введено понятие у. м. о. относительно произвольного события B , $P(B) > 0$, которое определяется равенством

$$M(\xi/B) = M(\xi; B)/P(B), \quad (15)$$

где $M(\xi, B) = \int_B \xi dP = M\xi I_B$, $I_B = I_B(\omega)$ есть случайная величина, равная индикатору множества B . Мы уже видели и будем убеждаться не раз в дальнейшем, что это очень полезное понятие. Однако определение (15), с помощью которого это понятие было введено, обладает тем недостатком, что оно теряет смысл в случае $P(B) = 0$. Как преодолеть этот недостаток?

Тот факт, что условие $P(B) > 0$ не должно играть существенной роли, можно проиллюстрировать следующими соображениями. Допустим, что ξ и η независимы, $B = \{\eta = x\}$ и $P(B) > 0$. Тогда для любой измеримой функции $\varphi(x, y)$, согласно (15),

$$M[\varphi(\xi, \eta)/\eta = x] = \frac{M\varphi(\xi, \eta) I_{\{\eta=x\}}}{P(\eta = x)} = \frac{M\varphi(\xi, x) I_{\{\eta=x\}}}{P(\eta = x)} = M\varphi(\xi, x). \quad (16)$$

Последнее равенство справедливо, так как случайные величины $\varphi(\xi, x)$ и $I_{\{\eta=x\}}$ как функции соответственно от ξ и η независимы и, следовательно,

$$M\varphi(\xi, x) I_{\{\eta=x\}} = M\varphi(\xi, x) P(\eta = x).$$

Соотношения (16) показывают, что понятие у. м. о. может сохранять свой смысл и в случае, когда вероятность условия равна 0 — ведь само по себе равенство

$$M[\varphi(\xi, \eta)/\eta = x] = M\varphi(\xi, x)$$

для независимых ξ и η представляется естественным и с предположением $P(\eta = x) > 0$ никак не связано.

Пусть $\mathfrak{A}$ есть σ -подалгебра $\mathfrak{F}$. Определим теперь понятие у. м. о. случайной величины ξ относительно $\mathfrak{A}$, которое будем обозначать $M(\xi/\mathfrak{A})$. Определение дадим сначала для «дискретного» случая, но так, чтобы оно легко обобщалось.

Напомним, что дискретным называется случай, когда σ -алгебра $\mathfrak{A}$ образована (порождена) не более чем счетной последова-

тельностью непересекающихся событий $A_1, A_2, \dots$; $\cup A_j = \Omega$, $P(A_j) > 0$. Этот факт мы записываем в виде $\mathfrak{A} = \sigma(A_1, A_2, \dots)$, он означает, что элементами $\mathfrak{A}$ являются всевозможные объединения множеств $A_1, A_2, \dots$.

Пусть L_2 есть совокупность всех случайных величин (всех функций $\xi(\omega)$), определенных на $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$, для которых $M\xi^2 < \infty$. В линейном пространстве L_2 можно ввести скалярное произведение $(\xi, \eta) = M\xi\eta$ (это делает пространство L_2 гильбертовым).

Рассмотрим теперь линейное подпространство $H_{\mathfrak{A}}$ всех функций вида $\xi(\omega) = \sum_h c_h I_{A_h}(\omega)$, где $I_{A_h}(\omega)$ — индикаторы множеств A_h . Ясно, что $H_{\mathfrak{A}}$ есть пространство всех функций, измеримых относительно $\mathfrak{A}$, и его можно представлять себе как пространство, натянутое на ортогональный базис $\{I_{A_h}(\omega)\}$ в L_2 .

Обратимся к определению у. м. о. Мы знаем, что обычное математическое ожидание $a = M\xi$ для $\xi \in L_2$ можно определить как единственное значение a , при котором достигается минимум функции $\varphi(a) = M(\xi - a)^2$. Рассмотрим теперь задачу о минимизации функционала $\varphi(a) = M(\xi - a(\omega))^2$, $\xi \in L_2$, по всем $\mathfrak{A}$ -измеримым функциям $a(\omega)$ из $H_{\mathfrak{A}}$.

Определение 8. Пусть $\xi \in L_2$. $\mathfrak{A}$ -измеримая случайная величина $a(\omega)$, для которой достигается $\min_{a \in H_{\mathfrak{A}}} \varphi(a)$, — называется

у. м. о. ξ относительно $\mathfrak{A}$ и обозначается $M(\xi/\mathfrak{A})$.

Таким образом, в отличие от обычных математических ожиданий, у. м. о. $M(\xi/\mathfrak{A})$ есть случайная величина. Рассмотрим ее подробнее. Ясно, что минимум $\varphi(a)$ достигается, если в качестве $a(\omega)$ взять в L_2 проекцию $\hat{\xi}$ элемента ξ на $H_{\mathfrak{A}}$, т. е. элемент $\hat{\xi} \in H_{\mathfrak{A}}$, для которого $\xi - \hat{\xi} \perp H_{\mathfrak{A}}$ (см. рис. 5). В этом случае для любого $a \in H_{\mathfrak{A}}$

$$\xi - a \in H_{\mathfrak{A}}, \quad \xi - \hat{\xi} \perp \xi - a,$$

$$\varphi(a) = M(\xi - \hat{\xi} + \hat{\xi} - a)^2 = M(\xi - \hat{\xi})^2 + M(\hat{\xi} - a)^2,$$

$$\varphi(a) \geq \varphi(\hat{\xi}),$$

$\varphi(a) = \varphi(\hat{\xi})$, если только $a = \hat{\xi}$ п. в.

Итак, в L_2 операция у. м. о. есть обычный ортогональный проектор на $H_{\mathfrak{A}}$ ($\hat{\xi} = M(\xi/\mathfrak{A})$ есть проекция ξ на $H_{\mathfrak{A}}$).

Так как для дискретной σ -алгебры $\mathfrak{A}$ $\hat{\xi}$ как элемент $H_{\mathfrak{A}}$ имеет вид $\hat{\xi} = \sum c_h I_{A_h}$, то условия ортогональности $\xi - \hat{\xi} \perp H_{\mathfrak{A}}$ (или, что то же, $M(\xi - \hat{\xi}) I_{A_h} = 0$) однозначно определяют коэффици-

снты c_k :

$$M(\xi I_{A_k}) = c_k P(A_k), \quad c_k = \frac{M(\xi; A_k)}{P(A_k)} = M(\xi/A_k),$$

так что

$$M(\xi/\mathfrak{A}) = \hat{\xi} = \sum_k M(\xi/A_k) I_{A_k}.$$

Таким образом, случайная величина $M(\xi/\mathfrak{A})$ постоянна на A_k и равна на этих множествах усреднению ξ по A_k .

Если ξ и $\mathfrak{A}$ независимы (т. е. $P(\xi \in B; A_k) = P(\xi \in B) P(A_k)$), то, очевидно, $M(\xi; A_k) = M\xi P(A_k)$ и $\hat{\xi} = M\xi$. Если же $\mathfrak{A} = \mathfrak{F}$, то $\mathfrak{F}$ тоже «дискретна», ξ постоянна на множествах A_k и, значит, $\hat{\xi} = \xi$.

Отметим следующие основные свойства у. м. о., которые позволяют нам освободиться от двух частных предположений ($\xi \in L_2$ и дискретность $\mathfrak{A}$), которые мы ввели вначале, чтобы лучше понять смысл у. м. о.:

- 1) $\hat{\xi}$ измерима относительно $\mathfrak{A}$.
- 2) Для любого события $A \in \mathfrak{A}$

$$M(\hat{\xi}; A) = M(\xi; A).$$

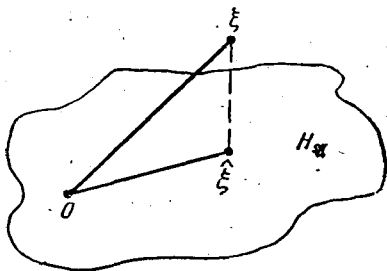


Рис. 5

Первое свойство очевидно.

Второе следует из того, что лю-

бое событие $A \in \mathfrak{A}$ представимо в виде $A = \bigcup_k A_{j_k}$ и, стало быть,

$$M(\hat{\xi}; A) = \sum_k M(\hat{\xi}; A_{j_k}) = \sum_k c_{j_k} P(A_{j_k}) = \sum_k M(\xi; A_{j_k}) = M(\xi; A).$$

Это свойство довольно ясно: усреднение по множеству A величины ξ дает тот же результат, что усреднение уже усредненной по A_{j_k} величины $\hat{\xi}$.

Лемма 1. Свойства 1), 2) однозначно определяют у. м. о. и эквивалентны определению 8.

Доказательство. В одну сторону утверждение леммы уже доказано. Пусть теперь выполнены условия 1, 2. Измеримость $\hat{\xi}$ относительно $\mathfrak{A}$ означает, что $\hat{\xi}$ постоянна на множествах A_k . Обозначим значение $\hat{\xi}$ на A_k через c_k . Так как $A_k \in \mathfrak{A}$, то из свойства 2 следует, что

$$M(\hat{\xi}; A_k) = c_k P(A_k) = M(\xi; A_k)$$

и, следовательно, при $\omega \in A_k$

$$\hat{\xi} = c_k = \frac{M(\xi; A_k)}{P(A_k)}. \quad \blacktriangleleft$$

Теперь можно дать общее определение у. м. о.

Определение 9. Пусть ξ есть случайная величина на вероятностном пространстве $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ и $\mathfrak{A} \subset \mathfrak{F}$ есть σ -подалгебра $\mathfrak{F}$. Условным математическим ожиданием ξ относительно $\mathfrak{A}$ называется случайная величина $\hat{\xi}$, обозначаемая $M(\xi/\mathfrak{A})$, которая обладает следующими двумя свойствами:

1) $\hat{\xi}$ измерима относительно $\mathfrak{A}$.

2) Для всякого $A \in \mathfrak{A}$ справедливо $M(\hat{\xi}; A) = M(\xi; A)$.

В этом определении случайная величина ξ может быть как скалярной, так и векторной.

Сразу возникают вопросы: существует ли такая величина $\hat{\xi}$, и единственна ли она? В «дискретном» случае мы видели, что ответ на эти вопросы положителен. В общем случае справедлива

Теорема 8. Если $M|\xi|$ конечно, то функция $\hat{\xi} = M(\xi/\mathfrak{A})$ в определении 9 всегда существует и единственна с точностью до значений на множестве вероятности нуля.

Доказательство. Предположим сначала, что ξ скалярна, $\xi \geq 0$. Тогда функция множества

$$Q(A) = \int_A \xi dP = M(\xi; A), \quad A \in \mathfrak{A},$$

будет мерой на $(\Omega, \mathfrak{A})$, которая абсолютно непрерывна относительно P , поскольку $P(A) = 0$ влечет за собой $Q(A) = 0$. Следовательно, по теореме Радона — Никодима (см. Приложение 3) существует $\mathfrak{A}$ -измеримая функция $\hat{\xi} = M(\xi/\mathfrak{A})$, единственная с точностью до значений на множестве меры нуля, такая, что

$$Q(A) = \int_A \hat{\xi} dP = M(\hat{\xi}; A).$$

В общем случае положим $\xi = \xi^+ - \xi^-$, $\xi^+ = \max(0, \xi) \geq 0$, $\xi^- = \max(0, -\xi) \geq 0$, $\hat{\xi} = \hat{\xi}^+ - \hat{\xi}^-$, где $\hat{\xi}^\pm$ — у. м. о. для $\xi^\pm$. Этим доказано существование у. м. о., так как $\hat{\xi}$ будет удовлетворять условиям 1), 2) определения 9. Отсюда же следует и единственность, так как предположение о неединственности $\hat{\xi}$ будет означать неединственность $\hat{\xi}^+$ или $\hat{\xi}^-$. Доказательство для векторных ξ сводится к одномерному случаю, так как свойствами 1), 2) будут обладать координаты $\hat{\xi}$, существование и единственность которых нами доказана. $\blacktriangleleft$

Существо проведенного доказательства достаточно прозрачно: ведь по условию 2) для всякого $A \in \mathfrak{A}$ задано $M(\hat{\xi}; A) = \int_A \hat{\xi} dP$, т. е. заданы значения интегралов от $\hat{\xi}$ по всем множествам $A \in \mathfrak{A}$. Ясно, что это должно определять $\mathfrak{A}$ -измеримую

функцию $\hat{\xi}$ однозначно с точностью до значений на множестве меры 0.

Смысл $M(\xi/\mathfrak{A})$ остается прежним — грубо говоря, это есть усреднение ξ по «неделимым» элементам $\mathfrak{A}$.

Если $\mathfrak{A} = \mathfrak{F}$, то, очевидно, $\hat{\xi} = \xi$ удовлетворяет свойствам 1), 2) и, стало быть, $M(\xi/\mathfrak{F}) = \xi$.

Определение 10. Пусть ξ и η — случайные величины на $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$, $\mathfrak{A} = \sigma(\eta)$ есть σ -алгебра, порожденная случайной величиной η . Тогда $M(\xi/\mathfrak{A})$ называется также условным математическим ожиданием величины ξ относительно η .

Иногда для упрощения записи мы будем вместо $M(\xi/\sigma(\eta))$ писать $M(\xi/\eta)$. Это не приводит к недоразумениям.

Так как $M(\xi/\eta)$ по определению есть $\sigma(\eta)$ -измеримая случайная величина, то это означает (см. § 5 гл. 3), что существует измеримая функция $g(x)$, для которой $M(\xi/\eta) = g(\eta)$. По аналогии с дискретным случаем можно истолковывать здесь величину $g(x)$ как результат усреднения ξ по множеству $\{\eta = x\}$. (Напомним, что в дискретном случае $g(x) = M(\xi/\eta = x)$.)

Определение 11. Если $\xi = I_C$ есть индикатор множества $C \in \mathfrak{F}$, то $M(I_C/\mathfrak{A})$ будет называться условной вероятностью $P(C/\mathfrak{A})$ события C относительно $\mathfrak{A}$. Если $\mathfrak{A} = \sigma(\eta)$, то мы будем говорить об условной вероятности $P(C/\eta)$ события C относительно η .

2. Свойства у. м. о.

1. У. м. о. обладает свойствами обычных математических ожиданий с той лишь разницей, что они выполняются почти наверное (с вероятностью 1):

а) $M(a + b\xi/\mathfrak{A}) = a + bM(\xi/\mathfrak{A})$.

б) $M(\xi_1 + \xi_2/\mathfrak{A}) = M(\xi_1/\mathfrak{A}) + M(\xi_2/\mathfrak{A})$.

в) Если $\xi_1 \leq \xi_2$ п. н., то $M(\xi_1/\mathfrak{A}) \leq M(\xi_2/\mathfrak{A})$ п. н.

Чтобы доказать, например, свойство а), надо убедиться, согласно определению 2, что

1) $a + bM(\xi/\mathfrak{A})$ есть $\mathfrak{A}$ -измеримая функция,

2) $M(a + b\xi; A) = M(a + bM(\xi/\mathfrak{A}); A)$ для любого $A \in \mathfrak{A}$.

Выполнение 1) очевидно; выполнение 2) вытекает из свойств линейности обычного математического ожидания (или обычного интеграла).

Свойство б) доказывается точно так же.

Чтобы доказать свойство в), положим для краткости $\hat{\xi}_i = M(\xi_i/\mathfrak{A})$. Тогда для любого $A \in \mathfrak{A}$

$$\int_A \hat{\xi}_1 dP = M(\hat{\xi}_1; A) = M(\xi_1; A) \leq M(\xi_2; A) = \int_A \hat{\xi}_2 dP,$$

$$\int_A (\hat{\xi}_2 - \hat{\xi}_1) dP \geq 0.$$

Отсюда вытекает, что $\hat{\xi}_2 - \hat{\xi}_1 \geq 0$ п. н.

2. *Неравенство Чебышева.* Если $\xi \geq 0$, $x > 0$, то $P(\xi \geq x/\mathfrak{A}) \leq M(\xi/\mathfrak{A})/x$.

Это свойство вытекает из в), так как $P(\xi \geq x/\mathfrak{A}) = M(I_{\{\xi \geq x\}}/\mathfrak{A})$, где I_A — индикатор события A , и справедливо неравенство $I_{\{\xi \geq x\}} \leq \frac{\xi}{x}$.

3. Если $\mathfrak{A}$ и $\sigma(\xi)$ независимы, то $M(\xi/\mathfrak{A}) = M\xi$. Так как $\hat{\xi} = M\xi$ является $\mathfrak{A}$ -измеримой функцией, то остается проверить лишь второе условие определения 9: для любого $A \in \mathfrak{A}$

$$M(\hat{\xi}; A) = M(\xi; A).$$

Справедливость этого равенства вытекает из независимости случайных величин I_A и ξ и соотношений $M(\xi; A) = M(\xi I_A) = M\xi M I_A = M(\hat{\xi}; A)$.

Отсюда следует, в частности, что если ξ и η независимы, то $M(\xi/\eta) = M\xi$. Если σ -алгебра $\mathfrak{A}$ тривиальна, то, очевидно, также $M(\xi/\mathfrak{A}) = M\xi$.

4. Для у. м. о. верны теоремы сходимости, справедливые для обычных математических ожиданий, например,

Теорема о монотонной сходимости (см. Приложение 3). Если $0 \leq \xi_n \uparrow \xi$ п. н., то $M(\xi_n/\mathfrak{A}) \uparrow M(\xi/\mathfrak{A})$ п. н.

Действительно, из $\xi_{n+1} \geq \xi_n$ п. н. следует $\hat{\xi}_{n+1} \geq \hat{\xi}_n$ п. н., где $\hat{\xi}_n = M(\xi_n/\mathfrak{A})$. Поэтому существует $\mathfrak{A}$ -измеримая $\hat{\xi}$, такая, что $\hat{\xi}_n \uparrow \hat{\xi}$ п. н. В силу обычной теоремы о монотонной сходимости для любого $A \in \mathfrak{A}$

$$\int_A \hat{\xi}_n dP \rightarrow \int_A \hat{\xi} dP, \quad \int_A \xi_n dP \rightarrow \int_A \xi dP.$$

Так как левые части этих соотношений совпадают, то совпадают и правые. Это и означает, что $\hat{\xi} = M(\xi/\mathfrak{A})$.

5. Если η скалярна и измерима относительно $\mathfrak{A}$, $M|\xi| < \infty$, $M|\xi\eta| < \infty$, то

$$M(\eta\xi/\mathfrak{A}) = \eta M(\xi/\mathfrak{A}). \quad (17)$$

Другими словами, $\mathfrak{A}$ -измеримые случайные величины ведут себя относительно операции у. м. о. как постоянные (ср. со свойством 1а)). Если $\eta = I_B$ (индикатор множества $B \in \mathfrak{A}$), то утверждение справедливо, так как при любом $A \in \mathfrak{A}$

$$\int_A M(I_B \xi/\mathfrak{A}) dP = \int_A I_B \xi dP = \int_{AB} \xi dP = \int_{AB} M(\xi/\mathfrak{A}) dP = \int_A I_B M(\xi/\mathfrak{A}) dP.$$

Отсюда и из линейности у. м. о. следует, что утверждение справедливо и для любых простых функций η .

Если $\xi \geq 0$, $\eta \geq 0$, то, взяв последовательность простых функций $0 \leq \eta_n \uparrow \eta$ и пользуясь теоремой о монотонной сходимости

в равенстве

$$M(\eta_n \xi / \mathfrak{A}) = \eta_n M(\xi / \mathfrak{A}),$$

мы получим (17). Переход к случаю произвольных ξ и η осуществляется обычным образом — путем рассмотрения положительных и отрицательных частей случайных величин ξ и η . При этом для того, чтобы полученные разности и суммы имели смысл, нужно требовать существования $M|\xi|$, $M|\xi\eta|$.

6. Для у. м. о. остаются справедливыми все основные неравенства для обычных математических ожиданий, в частности, неравенство Коши — Буяковского

$$M(|\xi_1 \xi_2| / \mathfrak{A}) \leq [M(\xi_1^2 / \mathfrak{A}) M(\xi_2^2 / \mathfrak{A})]^{1/2}$$

и неравенство Иенсена: если $M|\xi| < \infty$, то для любой выпуклой вниз функции

$$g(M(\xi / \mathfrak{A})) \leq M(g(\xi) / \mathfrak{A}). \quad (18)$$

Неравенство Коши — Буяковского доказывается точно так же, как для обычных математических ожиданий, поскольку доказательство не использует других свойств математических ожиданий, кроме линейности.

Неравенство Иенсена вытекает из следующего соотношения. В силу выпуклости $g(x)$ для каждого y найдется число $g_1(y)$ такое, что $g(x) \geq g(y) + (x - y)g_1(y)$. Положим здесь $x = \xi$, $y = \hat{\xi} = M(\xi / \mathfrak{A})$ и возьмем у. м. о. обеих частей этого неравенства. Так как в силу свойства 5

$$M[(\xi - \hat{\xi})g_1(\hat{\xi}) / \mathfrak{A}] = g_1(\hat{\xi})M(\xi - \hat{\xi} / \mathfrak{A}) = 0,$$

то получим (18).

7. Формула полной вероятности

$$M\xi = MM(\xi / \mathfrak{A})$$

вытекает непосредственно из свойства 2 определения 2 при $A = \Omega$.

8. Последовательное усреднение (обобщение свойства 7): если $\mathfrak{A} \subset \mathfrak{A}_1 \subset \mathfrak{F}$, то

$$M(\xi / \mathfrak{A}) = M[M(\xi / \mathfrak{A}_1) / \mathfrak{A}].$$

Действительно, для любого $A \in \mathfrak{A}$ в силу того, что $A \subset \mathfrak{A}_1$, имеем

$$\int_A M[M(\xi / \mathfrak{A}_1) / \mathfrak{A}] dP = \int_A M(\xi / \mathfrak{A}_1) dP = \int_A \xi dP = \int_A M(\xi / \mathfrak{A}) dP.$$

Очевидно, что свойства 1, 3—5, 7, 8 справедливы как для скалярных, так и для векторных случайных величин ξ . Следующее свойство у. м. о. мы выделим особо.

9. Для $\xi \in L_2$ при $a(\omega) = M(\xi/\mathfrak{A})$ достигается минимум $M(\xi - a(\omega))^2$ среди всех $\mathfrak{A}$ -измеримых функций $a(\omega)$.

Действительно, $M(\xi - a(\omega))^2 = MM((\xi - a(\omega))^2/\mathfrak{A})$, но $a(\omega)$ ведет себя как постоянная относительно операции $M(\cdot/\mathfrak{A})$ (см. свойство 5), так что

$$M((\xi - a(\omega))^2/\mathfrak{A}) = M((\xi - M(\xi/\mathfrak{A}))^2/\mathfrak{A}) + (M(\xi/\mathfrak{A}) - a(\omega))^2$$

и минимум этого выражения достигается при $a(\omega) = M(\xi/\mathfrak{A})$.

Это свойство доказывает эквивалентность определений 8 и 9 в случае $\xi \in L_2$ (в обоих определениях у. м. о. определяется однозначно с точностью до значений на множестве меры 0). В связи с этим свойством отметим еще раз, что в L_2 операция у. м. о. есть операция проектирования на $H_{\mathfrak{A}}$ (см. пояснения к определению 8).

Свойство 9 можно перенести на многомерный случай в следующей форме: при $a(\omega) = M(\xi/\mathfrak{A})$ достигается $\min(\xi - a(\omega))V(\xi - a(\omega))^T$ для любой неотрицательно определенной матрицы V , где $\min$ берется по всем $\mathfrak{A}$ -измеримым функциям $a(\omega)$.

В заключение отметим, что свойство 5 при широких предположениях допускает следующее обобщение:

5А. Если η измерима относительно $\mathfrak{A}$, $g(\omega, \eta)$ есть измеримая функция переменных $\omega \in \Omega$ и $\eta \in R^k$, то

$$M(g(\omega, \eta)/\mathfrak{A}) = M(g(\omega, y)/\mathfrak{A})|_{y=\eta}. \quad (19)$$

Отсюда следует формула (последовательного усреднения или полной вероятности)

$$Mg(\omega, \eta) = M[M(g(\omega, y)/\mathfrak{A})|_{y=\eta}],$$

которую можно рассматривать как обобщение теоремы Фубини (см. § 6 и § 3.6). Действительно, если $g(\omega, y)$ не зависит от $\mathfrak{A}$, то

$$M(g(\omega, y)/\mathfrak{A}) = Mg(\omega, y), \quad M(g(\omega, \eta)/\mathfrak{A}) = Mg(\omega, y)|_{y=\eta}$$

$$Mg(\omega, \eta) = M[Mg(\omega, y)|_{y=\eta}].$$

По форме это и есть теорема Фубини, но η здесь — векторная случайная величина, а ω может иметь произвольную природу.

Мы докажем свойство 5А в упрощающем предположении, что существует последовательность простых функций η_n такая, что $g(\omega, \eta_n) \uparrow g(\omega, \eta)$, $h(\omega, \eta_n) \uparrow h(\omega, \eta)$ п. н., где $h(\omega, y) = M(g(\omega, y)/\mathfrak{A})$. Действительно, пусть $\eta_n = y_k$ при $\omega \in A_k \subset \mathfrak{A}$. Тогда

$$g(\omega, \eta_n) = \sum g(\omega, y_k) I_{A_k}.$$

В силу свойства 5 отсюда следует выполнение (19) для функций η_n . Остается воспользоваться теоремой о монотонной сходимости (свойство 4) в равенстве $M(g(\omega, \eta_n)/\mathfrak{A}) = h(\omega, \eta_n)$.

§ 9. Условные распределения

Наряду с у. м. о. можно рассматривать *условные распределения* относительно σ -подалгебр и относительно случайных величин. В этом параграфе мы остановимся лишь на последних.

Пусть ξ и η — две случайные величины на $(\Omega, \mathfrak{F}, P)$ со значениями, соответственно, в R^* и R^k , и $\mathfrak{B}^*$ — σ -алгебра борелевских множеств из R^* .

Определение 12. Функция $P(B/y)$ двух переменных $y \in R^k$, $B \in \mathfrak{B}^*$ называется *условным распределением* ξ при условии $\eta = y$, если

1) При каждом B $P(B/\eta)$ есть условная вероятность $P(\xi \in B/\eta)$ события $\{\xi \in B\}$ относительно η , т. е. $P(B/y)$ есть борелевская функция от y такая, что для любого $A \in \mathfrak{B}^k$

$$M(P(B/\eta); \eta \in A) = \int_A P(B/y) P(\eta \in dy) = P(\xi \in B, \eta \in A).$$

2) При каждом y $P(B/y)$ есть распределение вероятностей по B .

Функцию $P(B/y)$ будем иногда записывать в более «расшифрованной форме» в виде $P(B/y) = P(\xi \in B/\eta = y)$.

Мы знаем, что для каждого $B \in \mathfrak{B}^*$ существует борелевская функция $g_B(y)$ такая, что $g_B(\eta) = P(\xi \in B/\eta)$. Таким образом, положив $P(B/y) = g_B(y)$, мы удовлетворим условию 1) определения 1. Однако условие 2) при этом из свойств у. м. о. никак не следует и выполняться совсем не обязано — ведь условная вероятность $P(\xi \in B/\eta)$ определена при каждом B с точностью до значений на множестве N_B меры нуль (так что существует много вариантов у. м. о.), и это множество может быть своим для каждого B . Поэтому если объединение $N = \bigcup_{B \in \mathfrak{B}^*} N_B$ имеет

по нулевую вероятность, то может оказаться, что, например, равенства

$$P(\xi \in B_1 \cup B_2/\eta) = P(\xi \in B_1/\eta) + P(\xi \in B_2/\eta)$$

(аддитивность вероятности) сразу для всех непересекающихся B_1, B_2 из $\mathfrak{B}^*$ не выполняются ни для одного ω из N , т. е. на ω -множестве N положительной вероятности функция $g_B(y)$ не будет распределением как функция B .

Однако в случае, когда ξ есть случайная величина со значениями в R^* с σ -алгеброй борелевских множеств $\mathfrak{B}^*$, $g_B(\eta) = P(\xi \in B/\eta)$ — всегда можно выбрать таким образом, что $g_B(y)$ будет *условным распределением* *).

*) Подробнее об этом см. [5], [13], [18].

Как и следовало ожидать, условные распределения обладают тем естественным свойством, что у. м. о. выражаются в виде интегралов по условным распределениям.

Теорема 9. Для любой измеримой функции $g(x)$, отображающей R^s в R , такой что $M|g(\xi)| < \infty$, справедливо равенство

$$M(g(\xi)/\eta) = \int g(x) P(dx/\eta). \quad (20)$$

Доказательство. Достаточно рассмотреть случай, когда $g(x) \geq 0$. Если $g(x) = I_A(x)$ есть индикатор множества A , то формула (20), очевидно, верна. Стало быть, она верна для любой простой функции $g_n(x)$ (т. е. для функции, принимающей конечное число значений). Остается взять последовательность $g_n \uparrow g$ и воспользоваться монотонностью обеих частей в (20) и свойством 4) § 8. $\triangleleft$

В реальных задачах для подсчета условных распределений часто можно пользоваться следующим простым правилом, которое для наглядности мы запишем в форме

$$P(\xi \in B/\eta = y) = \frac{P(\xi \in B, \eta \in dy)}{P(\eta \in dy)}. \quad (21)$$

Очевидно, что формально оба условия определения 12 будут удовлетворены.

Если ξ и η имеют плотность распределения, то этому равенству будет придан точный смысл.

Определение 13. Пусть условное распределение $P(B/y)$ при каждом y абсолютно непрерывно относительно некоторой меры μ в R^s :

$$P(\xi \in B/\eta = y) = \int_B f(x/y) \mu(dx).$$

Тогда плотность $f(x/y)$ называется *условной плотностью ξ (относительно меры μ) при условии $\eta = y$* .

Другими словами, измеримая по паре переменных x, y функция $f(x/y)$ есть условная плотность ξ при условии $\eta = y$, если

1) Для любых борелевских множеств $A \subset R^k, B \subset R^s$

$$\int_{y \in A} \int_{x \in B} f(x/y) \mu(dx) P(\eta \in dy) = P(\xi \in B, \eta \in A). \quad (22)$$

2) При каждом y функция $f(x/y)$ есть плотность распределения вероятностей.

Из теоремы 9 вытекает, что если существует условная плотность, то

$$M(g(\xi)/\eta) = \int g(x) f(x/\eta) \mu(dx).$$

Если предположить дополнительно, что распределение η имеет плотность $q(y)$ относительно некоторой меры λ в R^s , то (22)

можно записать в виде

$$\int_{y \in A} \int_{x \in B} f(x/y) q(y) \mu(dx) \lambda(dy) = P(\xi \in B, \eta \in A). \quad (23)$$

Рассмотрим теперь прямое произведение пространств R^s и R^k и на нем прямое произведение мер $\mu \times \lambda$ (если $C = B \times A$, $B \subset R^s$, $A \subset R^k$, то $\mu \times \lambda(C) = \mu(B)\lambda(A)$). В этом пространстве соотношение (23) означает, очевидно, что совместное распределение ξ и η в $R^s \times R^k$ имеет плотность относительно $\mu \times \lambda$, равную

$$f(x, y) = f(x/y) q(y).$$

Справедливо и обратное утверждение.

Теорема 10. Если совместное распределение ξ и η в $R^s \times R^k$ имеет плотность $f(x, y)$ относительно $\mu \times \lambda$, то функция

$$f(x/y) = \frac{f(x, y)}{q(y)}, \quad \text{где } q(y) = \int f(x, y) \mu(dx),$$

есть условная плотность ξ при условии $\eta = y$, а функция $q(y)$ есть плотность η относительно меры λ .

Доказательство. Утверждение теоремы относительно $q(y)$ очевидно, так как $\int_A q(y) \lambda(dy) = P(\eta \in A)$. Остается за-

метить, что $f(x/y) = f(x, y)/q(y)$ удовлетворяет всем условиям в определении 13 условной плотности (равенство (23), эквивалентное (22), выполнено очевидным образом).

Теорема уточняет соотношение (21) в случае наличия плотностей у распределения ξ и η .

Пример 19. Пусть ξ_1, ξ_2 независимы, $\xi_1 \in \Pi_{\lambda_1}, \xi_2 \in \Pi_{\lambda_2}$. Чему равно условное распределение ξ_1 при условии, что $\xi_1 + \xi_2 = n$? Мы могли бы без труда подсчитать искомую условную вероятность $P(\xi_1 = k/\xi_1 + \xi_2 = n)$, $k \leq n$, без использования теоремы 10, поскольку $\xi_1 + \xi_2 \in \Pi_{\lambda_1 + \lambda_2}$ и вероятность события $\{\xi_1 + \xi_2 = n\}$ положительна. Оставив этот путь для сопоставлений, воспользуемся все же формально теоремой 10. Здесь ξ_1 и $\eta = \xi_1 + \xi_2$ имеют плотности (равные вероятностям) относительно считающих мер, так что

$$f(k, n) = P(\xi_1 = k, \eta = n) = P(\xi_1 = k, \xi_2 = n - k) = e^{-\lambda_1 - \lambda_2} \frac{\lambda_1^k \lambda_2^{n-k}}{k! (n-k)!},$$

$$q(n) = P(\eta = n) = e^{-\lambda_1 - \lambda_2} \frac{(\lambda_1 + \lambda_2)^n}{n!}.$$

Поэтому искомая условная плотность (вероятность) равна

$$f(k/n) = P(\xi_1 = k/\eta = n) = \frac{f(k, n)}{q(n)} = \frac{n!}{k! (n-k)!} p^k (1-p)^{n-k},$$

где $p = \lambda_1/(\lambda_1 + \lambda_2)$. Таким образом, условное распределение ξ_1

при фиксированной сумме $\xi_1 + \xi_2 = n$ есть биномиальное распределение. В частности, если $\xi_1, \dots, \xi_r$ независимы, $\xi_i \in \Pi_{\lambda_i}$, то распределение ξ , при фиксированной сумме $\xi_1 + \dots + \xi_r = n$ будет равно $B_{1/r}^n$, и от λ зависеть не будет.

Ответ на тот же вопрос, что и в примере 19, для нормально распределенных случайных величин можно получить, используя следующий

Пример 20. Пусть Φ_{σ, σ^2} есть двумерное нормальное распределение величин ξ_1 и ξ_2 , где $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2)$, $\alpha_i = M\xi_i$, $\sigma^2 = \|\sigma_{ij}\|$, $\sigma_{ij} = M(\xi_i - \alpha_i)(\xi_j - \alpha_j)$, $i, j = 1, 2$. Определитель матрицы вторых моментов равен

$$|\sigma^2| = \sigma_{11}\sigma_{22} - \sigma_{12}^2 = \sigma_{11}\sigma_{22}(1 - \rho^2),$$

где ρ есть коэффициент корреляции между ξ_1 и ξ_2 . Таким образом, если $|\rho| \neq 1$, то матрица вторых моментов не вырождена и для нее существует обратная матрица

$$A = (\sigma^2)^{-1} = \frac{1}{|\sigma^2|} \begin{vmatrix} \sigma_{22} & -\sigma_{12} \\ -\sigma_{12} & \sigma_{11} \end{vmatrix} = \frac{1}{1 - \rho^2} \begin{vmatrix} \frac{1}{\sigma_{11}} & -\frac{\rho}{\sqrt{\sigma_{11}\sigma_{22}}} \\ -\frac{\rho}{\sqrt{\sigma_{11}\sigma_{22}}} & \frac{1}{\sigma_{22}} \end{vmatrix}.$$

Следовательно, совместная плотность ξ_1 и ξ_2 (относительно меры Лебега) равна (см. § 3.3)

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_{11}\sigma_{22}\sqrt{1 - \rho^2}} \times \\ \times \exp \left\{ -\frac{1}{2(1 - \rho^2)} \left[\frac{(x - \alpha_1)^2}{\sigma_{11}} - \frac{2\rho(x - \alpha_1)(y - \alpha_2)}{\sqrt{\sigma_{11}\sigma_{22}}} + \frac{(y - \alpha_2)^2}{\sigma_{22}} \right] \right\}. \quad (24)$$

Одномерные плотности ξ_1 и ξ_2 соответственно равны

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{11}}} e^{-(x - \alpha_1)^2 / (2\sigma_{11})}, \quad g(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{22}}} e^{-(y - \alpha_2)^2 / (2\sigma_{22})}. \quad (25)$$

Поэтому условная плотность ξ_1 при условии $\xi_2 = y$ равна

$$f(x|y) = \frac{f(x, y)}{g(y)} = \\ = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{11}(1 - \rho^2)}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_{11}(1 - \rho^2)} \left(x - \alpha_1 - \rho \sqrt{\frac{\sigma_{11}}{\sigma_{22}}}(y - \alpha_2) \right)^2 \right\},$$

это есть плотность нормального распределения со средним $\alpha_1 + \rho \sqrt{\frac{\sigma_{11}}{\sigma_{22}}}(y - \alpha_2)$ и дисперсией $\sigma_{11}(1 - \rho^2)$.

Отсюда следует, что $f(x/y)$ при $\rho = 0$ совпадает с безусловной плотностью $f(x)$ (и, значит, ξ_1 и ξ_2 независимы) и что у. м. о. ξ_1 относительно ξ_2 равно

$$M(\xi_1/\xi_2) = \alpha_1 + \rho \sqrt{\sigma_{11}/\sigma_{22}} (\xi_2 - \alpha_2).$$

Прямую $x = \alpha_1 + \rho \sqrt{\sigma_{11}/\sigma_{22}} (y - \alpha_2)$ называют *линией регрессии* ξ_1 на ξ_2 . Она дает наилучшие среднеквадратические приближения величины ξ_1 при данной $\xi_2 = y$.

Пример 21. Рассмотрим задачу о вычислении плотности случайной величины $\xi = \varphi(\xi, \eta)$, где ξ и η независимы. Из формулы (22) при $A = R^h$ вытекает, что плотность $f(x)$ распределения ξ выражается через основную плотность $f(x/y)$ равенством

$$f(x) = \int f(x/y) P(\eta \in dy).$$

Применительно к рассматриваемой задаче под $f(x/y)$ надо понимать плотность случайной величины $\varphi(\xi, y)$, поскольку $P(\xi \in B/\eta = y) = P(\varphi(\xi, y) \in B)$.

Пример 22. Стрельба по цели с коррекцией. Производится стрельба из орудия по цели с известной геометрической конфигурацией. Введем систему полярных координат, в начале которых располагается орудие. Расстояние r (рис. 6) от орудия до некоторой точки, которую считают центром цели, известно расчету орудия точно; азимут неизвестен, но имеется коррективныйщик, который после первого пробного выстрела сообщает расчету, каково отклонение по азимуту от точки попадания до центра цели.

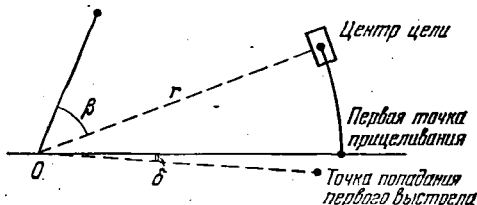


Рис. 6

Предположим, что рассеивание снарядов при стрельбе (т. е. отклонение (ξ, η) точки попадания от точки прицеливания) описывается двумерным нормальным распределением с плотностью $f(x, y)$, определенной в (24) при $\alpha = 0$. В § 4 гл. 8 мы сможем объяснить, почему отклонение (ξ, η) нормально. Мы пренебрегаем здесь тем обстоятельством, что отклонение η по азимуту не может превосходить π , а отклонение ξ по удаленности не может быть больше r . (Обычно стандартные отклонения σ_1 и σ_2 очень малы по сравнению соответственно с r и π , и отмеченное обстоятельство не имеет значения.) Если бы вместе с удалением r был бы точно известен и азимут β центра цели, то тогда вероятность попадания в цель была бы равна

$$\iint_{B(r, \beta)} f(x, y) dx dy,$$

где $B(r, \beta) = \{(x, y) : (r+x, \beta+y) \in B\}$, множество B есть цель. Но расчету орудия азимут сообщается корректировщиком по результату пробного выстрела (точку попадания он отождествляет с точкой прицеливания), т. е. сообщается с погрешностью δ , распределенной по нормальному закону с плотностью $q(y)$ (см. (25)). Какова вероятность в этих условиях события A , что вторым выстрелом орудие поразит цель? Если $\delta = z$, то азимут сообщается с погрешностью z и

$$P(A/\delta = z) = \iint_{B(r, \beta)} f(x, y - z) dx dy \equiv \varphi(z).$$

Следовательно,

$$P(A) = M[P(A/\delta)] = M\varphi(\sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{z^2}{2\sigma^2}} \varphi(z) dz.$$

Пример 23. Отрезок $[0, 1]$ «наудачу» разламывается (т. е. с равномерным распределением точки излома) на две части. Затем большая часть снова «наудачу» делится на две части. Какова вероятность, что из полученных отрезков можно составить треугольник?

Эту задачу можно решать, конечно, и прямым «геометрическим» способом. Надо построить вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$, где в качестве Ω выбрать квадрат (как множество значений ω_1, ω_2 , равных расстоянию соответственно точек первого и второго деления от начала координат). Вероятность здесь определяется соотношением $P(A) = \iint_A f(x, y) dx dy$, где

$$f(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{если } x < 1/2, y < x \text{ или } x \geq 1/2, y \geq x, \\ \frac{1}{1-x}, & \text{если } x < 1/2, y \geq x, \\ \frac{1}{x} & \text{если } x \geq 1/2, y < x. \end{cases}$$

Остается вычислить интеграл от этой функции по множеству $B = B_1 \cup B_2$, где

$$B_1 = \{x < 1/2; 2(y-x) < 1, 2y > 1\},$$

$$B_2 = \{x > 1/2; 2(x-y) < 1, 2y < 1\},$$

так как треугольник можно построить в том и только том случае, если $(\omega_1, \omega_2) \in B = B_1 \cup B_2$.

Использование формулы

$$P(B) = M[M(I(B)/\omega_1)] = MP(B/\omega_1)$$

дает несколько иной путь решения задачи. Здесь для сокращения записи использована буква B также для обозначения события $\{(\omega_1, \omega_2) \in B\}$. Так как ω_1 распределено равномерно на $[0, 1]$, то надо вычислить лишь $P(B/\omega_1)$. Если $\omega_1 < 1/2$, то ω_2 распределено равномерно на $[\omega_1, 1]$. Треугольник можно построить, если $1/2 < \omega_2 < 1/2 + \omega_1$. Следовательно, $P(B/\omega_1) = \omega_1/(1 - \omega_1)$. Из соображений симметрии легко находим, что при $\omega_1 > 1/2$

$$P(B/\omega_1) = (1 - \omega_1)/\omega_1.$$

Следовательно,

$$P(B) = 2 \int_0^{1/2} \frac{x}{1-x} dx = -1 + 2 \int_0^{1/2} \frac{dx}{1-x} = -1 + 2 \ln 2. \quad \blacktriangleleft$$

Все приведенные выше примеры относятся к у. м. о. относительно *случайных величин* (а не σ -подалгебр).

Потребность в у. м. о. относительно σ -алгебр возникает там, где с помощью у. м. о. относительно случайных величин обойтись уже трудно. Пусть, например, некоторый процесс описывается последовательностью случайных величин $\{\xi_j\}_{j=-\infty}^{\infty}$, которые не являются независимыми. Тогда описывать распределение ξ_1 , когда фиксирована вся «предыстория» (т. е. значения $\xi_0, \xi_{-1}, \xi_{-2}, \dots$), удобнее всего с помощью условного распределения ξ_1 относительно $\sigma(\xi_0, \xi_{-1}, \dots)$. Ограничиться условными распределениями относительно случайных величин здесь уже трудно. Соответствующие примеры содержатся в гл. 12, 14–19.

Глава 5

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЬ НЕЗАВИСИМЫХ ИСПЫТАНИЙ С ДВУМЯ ИСХОДАМИ

§ 1. Законы больших чисел

Пусть имеется последовательность испытаний, в каждом из которых некоторое событие A появляется с вероятностью p независимо от исходов других испытаний. Образует последовательность случайных величин следующим образом. Положим $\xi_k = 1$, если событие A в k -м испытании произошло, и $\xi_k = 0$ в противном случае. Тогда $(\xi_k)_{k=1}^{\infty}$ будет последовательностью независимых случайных величин, одинаково распределенных по закону Бернулли: $P(\xi_k = 1) = p$, $P(\xi_k = 0) = q = 1 - p$, $M\xi_k = p$, $D\xi_k = pq$. Сумма $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n \in B_p^n$ есть не что иное, как число появлений события A в n первых испытаниях. Очевидно, $MS_n = np$, $DS_n = npq$.

Следующее утверждение носит название закона больших чисел для схемы Бернулли.

Теорема 1. Для любого $\varepsilon > 0$

$$P\left(\left|\frac{S_n}{n} - p\right| > \varepsilon\right) \rightarrow 0 \text{ при } n \rightarrow \infty.$$

Это утверждение есть частный случай теоремы 4.7. Можно получить и более сильный результат:

Теорема 2 (усиленный закон больших чисел для схемы Бернулли). Для любого $\varepsilon > 0$ при $n \rightarrow \infty$

$$P\left(\sup_{k \geq n} \left|\frac{S_k}{k} - p\right| > \varepsilon\right) \rightarrow 0.$$

Смысл этого факта состоит в том, что введенное определение вероятности соответствует интуитивному пониманию вероятности как предела частоты появления события. Ведь S_n/n можно рассматривать как частоту появления события A , для которого $P(A) = p$. И оказалось, что в известном смысле S_n/n неограниченно приближается к p .

Доказательство теоремы 2. Имеем

$$\begin{aligned} P\left(\sup_{k \geq n} \left|\frac{S_k}{k} - p\right| > \varepsilon\right) &= \\ &= P\left(\bigcup_{k=n}^{\infty} \left\{\left|\frac{S_k}{k} - p\right| > \varepsilon\right\}\right) \leq \sum_{k=n}^{\infty} P\left(\left|\frac{S_k}{k} - p\right| > \varepsilon\right) \leq \sum_{k=n}^{\infty} \frac{M(S_k - kp)^4}{k^4 \varepsilon^4}. \end{aligned} \quad (1)$$

Здесь мы опять воспользовались неравенством Чебышева, но с четвертыми моментами. Раскрывая скобки, находим

$$\begin{aligned} M(S_h - kp)^4 &= \\ &= M\left(\sum_{j=1}^h (\xi_j - p)\right)^4 = \sum_{j=1}^h M(\xi_j - p)^4 + 6 \sum_{i < j} M(\xi_i - p)^2 (\xi_j - p)^2 = \\ &= k(pq^4 + qp^4) + 3k(k-1)(pq)^2 \leq k + k(k-1) = k^2. \quad (2) \end{aligned}$$

Таким образом, оцениваемая вероятность не превосходит $\varepsilon^{-4} \sum_{k=n}^{\infty} k^{-2} \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$. $\blacktriangleleft$

Нетрудно видеть, что если бы мы в (1) воспользовались неравенством Чебышева со вторыми моментами, то требуемой оценки не получили бы.

Можно отметить также, что на самом деле для вероятностей $P(|S_h - kp| > \varepsilon k)$ верны и более сильные оценки, чем те, которыми мы пользовались. Они получены в § 5.

Следствие 1. Если $f(x)$ — непрерывная функция на $[0, 1]$, то при $n \rightarrow \infty$ равномерно по p

$$Mf(S_n/n) \rightarrow f(p). \quad (3)$$

Доказательство следует из того, что при любом $\varepsilon > 0$

$$\begin{aligned} M\left|f\left(\frac{S_n}{n}\right) - f(p)\right| &\leq M\left(\left|f\left(\frac{S_n}{n}\right) - f(p)\right|; \left|\frac{S_n}{n} - p\right| \leq \varepsilon\right) + \\ &+ M\left(\left|f\left(\frac{S_n}{n}\right) - f(p)\right|; \left|\frac{S_n}{n} - p\right| > \varepsilon\right) \leq \sup_{|x| \leq \varepsilon} |f(p+x) - f(p)| + o(1). \end{aligned}$$

Следствие 2. Если $f(x)$ непрерывна на $[0, 1]$, то при $n \rightarrow \infty$

$$\sum_{k=0}^n f\left(\frac{k}{n}\right) \binom{n}{k} x^k (1-x)^{n-k} \rightarrow f(x)$$

равномерно по $x \in [0, 1]$.

Это соотношение есть просто другая запись (3), так как $P(S_n = k) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$ (см. гл. 1). Из него следует известная теорема Вейерштрасса о приближении непрерывных функций полиномами. При этом пукные полиномы построены в явном виде — это полиномы Бернштейна.

§ 2. Локальная предельная теорема

Мы знаем, что $P(S_n = k) = \binom{n}{k} p^k q^{n-k}$, $q = 1 - p$. Однако эта формула при больших n и k становится весьма неудобной для вычислений, в связи с чем возникает вопрос об асимптотическом поведении вероятности $P(S_n = k)$ при $n \rightarrow \infty$.

В дальнейшем символ $a_n \sim b_n$, где $\{a_n\}$ и $\{b_n\}$ — две числовые последовательности, будет означать, что $a_n/b_n \rightarrow 1$ при $n \rightarrow \infty$. При этом такие последовательности $\{a_n\}$ и $\{b_n\}$ мы будем называть эквивалентными.

Обозначим

$$H(x) = x \ln \frac{x}{p} + (1-x) \ln \frac{1-x}{1-p}, \quad p^* = \frac{k}{n}. \quad (4)$$

Теорема 3. При $k \rightarrow \infty$, $n-k \rightarrow \infty$

$$P(S_n = k) = P\left(\frac{S_n}{n} = p^*\right) \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi n p^* (1-p^*)}} \exp\{-nH(p^*)\}. \quad (5)$$

Доказательство. Воспользуемся формулой Стирлинга, в силу которой $n! \sim \sqrt{2\pi n} n^n e^{-n}$ при $n \rightarrow \infty$. Тогда

$$\begin{aligned} P(S_n = k) &= \binom{n}{k} p^k q^{n-k} \sim \sqrt{\frac{n}{2\pi k(n-k)}} \frac{n^n}{k^k (n-k)^{n-k}} p^k (1-p)^{n-k} = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi n p^* (1-p^*)}} \exp\left\{-k \ln \frac{k}{n} - (n-k) \ln \frac{n-k}{n} + \right. \\ &\quad \left. + k \ln p + (n-k) \ln (1-p)\right\} = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi n p^* (1-p^*)}} \exp\left\{-n[p^* \ln p^* + (1-p^*) \ln (1-p^*) - \right. \\ &\quad \left. - p^* \ln p - (1-p^*) \ln (1-p)]\right\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi n p^* (1-p^*)}} \exp\{-nH(p^*)\}. \quad \triangleleft \end{aligned}$$

Если $p^* = k/n$ близко к p , то для правой части в (5) можно найти другую форму записи, представляющую значительный интерес. Заметим, что функция $H(x)$ является аналитической в интервале $(0, 1)$. Так как

$$H'(x) = \ln \frac{x}{p} - \ln \frac{1-x}{1-p}, \quad H''(x) = \frac{1}{x} + \frac{1}{1-x}, \quad (6)$$

то $H(p) = H'(p) = 0$ и при $p^* - p \rightarrow 0^*$

$$H(p^*) = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{p} + \frac{1}{q} \right) (p^* - p)^2 + O(|p^* - p|^3).$$

Поэтому если $p^* \sim p$ и $n(p^* - p)^3 \rightarrow 0$, то

$$P(S_n = k) \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi n p q}} \exp\left\{-\frac{n}{2pq} (p^* - p)^2\right\}.$$

*) В соответствии с общепринятыми обозначениями будем писать $a(z) = o(b(z))$ при $z \rightarrow z_0$, если $b(z) > 0$, $\lim_{z \rightarrow z_0} \frac{a(z)}{b(z)} = 0$, и $a(z) = O(b(z))$ при $z \rightarrow z_0$, если $b(z) > 0$, $\limsup_{z \rightarrow z_0} \frac{|a(z)|}{b(z)} < \infty$.

Если положить $\Delta = \frac{1}{\sqrt{npq}}$, $\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2}$, то получим

Следствие 3. Если $z = n(p^* - p) = k - np = o(n^{2/3})$, то

$$P(S_n = k) = P(S_n - np = z) \sim \varphi(z\Delta)\Delta. \quad (7)$$

Эта формула позволит оценивать вероятности событий вида $\{S_n < k\}$.

Если p^* существенно отличается от p , то оценка вероятностей указанных событий может быть произведена с помощью результатов § 1.3.

Пример 1. В жюри, состоящем из нечетного числа $n = 2m + 1$ членов, каждый человек независимо от других принимает правильное решение с вероятностью $p = 0,7$. Каково минимальное число членов жюри, при котором решение, принимаемое большинством голосов, будет справедливым с вероятностью не меньшей, чем 0,99?

Положим в этой задаче $\xi_k = 1$, если k -й член жюри принял правильное решение, и $\xi_k = 0$ в противном случае. Нас интересуют нечетные значения n , при которых $P(S_n \leq m) \leq 0,01$. Несомненно, что высокая точность принятого решения может быть достигнута лишь при больших значениях n . В этом случае, как мы установили в § 1.3, вероятность $P(S_n \leq m)$ равна приближенно

$$\frac{(n+1-m)p}{(n+1)p-m} P(S_n = m) \approx \frac{p}{2p-1} P(S_n = m).$$

Используя теорему 3 и тот факт, что в нашей задаче $p^* \approx \frac{1}{2}$,

$$H\left(\frac{1}{2}\right) = -\frac{1}{2} \ln 4p(1-p), H'\left(\frac{1}{2}\right) = \ln \frac{1-p}{p}, \text{ получим}$$

$$\begin{aligned} P(S_n \leq m) &\approx \frac{p}{2p-1} \sqrt{\frac{2}{\pi n}} \exp\left\{-nH\left(\frac{1}{2} - \frac{1}{2n}\right)\right\} \approx \\ &\approx \frac{p}{2p-1} \sqrt{\frac{2}{\pi n}} \exp\left\{-nH\left(\frac{1}{2}\right) + \frac{1}{2} H'\left(\frac{1}{2}\right)\right\} \approx \\ &\approx \frac{\sqrt{2p(1-p)}}{(2p-1)\sqrt{\pi n}} (\sqrt{4p(1-p)})^n \approx 0,915 \frac{1}{\sqrt{n}} (0,84)^{n/2}. \end{aligned}$$

Справа здесь стоит монотонно убывающая функция $a(n)$. Решая уравнение $a(n) = 0,01$, в качестве ответа получим $n = 33$. Такой же результат будет, если мы воспользуемся точными формулами.

Нетрудно оценить погрешность, возникающую в формуле (5). Если в формуле Стирлинга $n! = \sqrt{2\pi n} n^n e^{-n+\theta(n)}$ воспользоваться известными неравенствами *) $\frac{1}{12n+1} < \theta(n) < \frac{1}{12n}$, то с помощью прежних рассуждений получим следующее уточнение теоремы 3.

*) См., например, [18, т. 1, с. 66].

Теорема 4.

$$P(S_n = k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi np^*(1-p^*)}} \exp\{-nH(p^*) + \theta(k, n)\}, \quad (8)$$

где

$$|\theta(k, n)| = |\theta(n) - \theta(k) - \theta(n-k)| < \frac{1}{12k} + \frac{1}{12(n-k)} = \frac{1}{12np^*(1-p^*)}. \quad (9)$$

Соотношение (7) можно уточнить следующим образом:

Теорема 5. При всех k таких, что $|p^* - p| \leq \frac{1}{2} \min(p, q)$, имеет место равенство $P(S_n = k) = \Phi(z\Delta)\Delta(1 + \varepsilon(k, n))$, где

$$1 + \varepsilon(k, n) = \exp\left\{\theta\left(\frac{|z|^3 \Delta^4}{3} + (|z| + 1/6)\Delta^2\right)\right\}, \quad |\theta| < 1.$$

Как это нетрудно усмотреть из свойств разложения в ряд функции e^x , порядок малости $\varepsilon(k, n)$ в приведенных формулах совпадает с порядком малости показателя экспоненты. Из теоремы 5 следует поэтому, что при $z = k - np = o(\Delta^{-4/3})$ или, что то же, при $z = o(n^{2/3})$, справедливо (7).

Доказательство. Воспользуемся утверждением теоремы 4. В дополнение к формулам (6) можем записать:

$$H^{(k)}(x) = \frac{(-1)^k (k-2)!}{x^{k-1}} + \frac{(k-2)!}{(1-x)^{k-1}}, \quad k \geq 2,$$

$$H(p^*) = \frac{1}{2pq} (p^* - p)^2 + R_1,$$

где остаток $R_1 = \sum_{k=3}^{\infty} \frac{H^{(k)}(p)}{k!} (p^* - p)^k$ оценим. Учитывая, что

$$|H^{(k)}(p)| \leq (k-2)! \left(\frac{1}{p^{k-1}} + \frac{1}{q^{k-1}} \right), \quad k \geq 2,$$

и обозначая для краткости $|p^* - p| = \delta$, получим при $\delta \leq (1/2) \min(p, q)$

$$\begin{aligned} |R_1| &\leq \sum_{k=3}^{\infty} \frac{(k-2)!}{k!} \delta^k \left(\frac{1}{p^{k-1}} + \frac{1}{q^{k-1}} \right) \leq \frac{\delta^3}{6} \left[\frac{1}{p^2} \frac{1}{1 - \frac{\delta}{p}} + \frac{1}{q^2} \frac{1}{1 - \frac{\delta}{q}} \right] \leq \\ &\leq \frac{\delta^3}{6} \left[\frac{2}{p^2} + \frac{2}{q^2} \right] < \frac{\delta^3}{3(pq)^2}. \end{aligned}$$

Отсюда следует, что

$$-nH(p^*) = -\frac{(k-np)^2}{2npq} + \frac{\theta_1 |k-np|^3}{3(npq)^2} = -\frac{z^2 \Delta^2}{2} + \frac{\theta_1 |z|^3 \Delta^4}{3}; \quad |\theta_1| < 1. \quad (10)$$

Обратимся теперь к остальным множителям в равенстве (8) и рассмотрим произведение $p^*(1-p^*)$. Так как $-p \leq 1-p-p^* \leq 1-p$, то

$$|p^*(1-p^*) - p(1-p)| = |(p^* - p)(1-p-p^*)| \leq |p^* - p| \max(p, q).$$

Отсюда следует, в частности, что при $|p^* - p| < \frac{1}{2} \min(p, q)$ выполняется

$$|p^*(1-p^*) - pq| < \frac{1}{2} pq, \quad p^*(1-p^*) > \frac{1}{2} pq.$$

Поэтому наряду с (9) можно написать, что при значениях k , указанных в теореме 4,

$$|\theta(k, n)| < \frac{1}{6npq} = \frac{\Delta^2}{6}. \quad (11)$$

Осталось рассмотреть множитель $[p^*(1-p^*)]^{-1/2}$. Так как при $|\gamma| < 1/2$

$$|\ln(1+\gamma)| = \left| \int_1^{1+\gamma} \frac{1}{x} dx \right| < 2|\gamma|,$$

то при $\delta = |p^* - p| < (1/2) \min(p, q)$ будут справедливы соотношения

$$\ln p^*(1-p^*) = \ln pq + \ln \left(1 + \frac{p^*(1-p^*) - pq}{pq} \right) = \ln pq + \ln \left(1 - \frac{\theta^* \delta}{pq} \right),$$

$$|\theta^*| < \max(p, q);$$

$$\ln \left(1 - \frac{\theta^* \delta}{pq} \right) = -\frac{2\theta_2 \delta}{pq}, \quad |\theta_2| < \max(p, q),$$

$$[p^*(1-p^*)]^{-1/2} = [pq]^{-1/2} \exp \frac{\theta_2 \delta}{pq}. \quad (12)$$

Используя представления (10), (11), (12) и утверждение теоремы 3, закончим доказательство. ◀

Из приведенных оценок видно, что границы для числа θ в формулировке теоремы 5 могут быть сужены, если рассматривать меньшие отклонения $|p^* - p|$, скажем, до значения $\alpha \min(p, q)$, где $\alpha < 1/2$.

Найденные соотношения для $P(S_n = k)$ представляют собой так называемые *локальные предельные теоремы для схемы Бернулли*.

Основная асимптотическая формула, изложенная в теореме 3, допускает естественное обобщение на полиномиальное распределение B_p^n , $p = (p_1, \dots, p_r)$, когда в последовательности независимых испытаний при каждом испытании наступает не один из двух, а один из $r \geq 2$ возможных исходов $A_1, \dots, A_r$, вероятности которых равны соответственно $p_1, \dots, p_r$. Пусть $S_n^{(j)}$ есть число появлений события A_j в n испытаниях,

$$S_n = (S_n^{(1)}, \dots, S_n^{(r)}), \quad k = (k_1, \dots, k_r), \quad p^* = \frac{k}{n},$$

и положим $H(x) = \sum x_i \ln(x_i/p_i)$, $x = (x_1, \dots, x_r)$. Очевидно, что $S_n \in B_p^n$. Следующее утверждение является прямым обобщением теоремы 3:

Теорема 6. Если каждое из r переменных $k_1, \dots, k_r$ либо равно 0, либо стремится к ∞ при $n \rightarrow \infty$, то

$$P(S_n = k) \sim (2\pi n)^{\frac{1-r_0}{2}} \left(\prod_{\substack{j=1 \\ p_j \neq 0}}^r p_j^* \right)^{-1/2} \exp\{-nH(p^*)\},$$

где r_0 — число переменных $k_1, \dots, k_r$, не равных 0.

Доказательство. Как и в доказательстве теоремы 3, воспользуемся формулой Стирлинга

$$n! \sim \sqrt{2\pi n} e^{-n} n^n$$

при $n \rightarrow \infty$. Считая, не ограничивая общности, что все $k_j \rightarrow \infty$, $j = 1, \dots, r$, получим

$$\begin{aligned} P(S_n = k) &\sim (2\pi)^{\frac{1-r}{2}} \left(\frac{n}{\prod_{j=1}^r k_j} \right)^{1/2} \prod_{j=1}^r \left(\frac{np_j}{k_j} \right)^{k_j} = \\ &= (2\pi n)^{\frac{1-r}{2}} \left(\prod_{j=1}^r p_j^* \right)^{-1/2} \exp \left\{ n \sum_{j=1}^r \frac{k_j}{n} \ln \frac{p_j^n}{k_j} \right\}. \quad \triangleleft \end{aligned}$$

§ 3. Теорема Муавра — Лапласа и ее уточнения

Пусть a и b — фиксированные числа, $\xi_n = \frac{S_n - np}{\sqrt{npq}}$. Тогда

$$P(a < \xi_n < b) = \sum_{a\sqrt{npq} < z < b\sqrt{npq}} P(S_n - np = z).$$

Если здесь вместо $P(S_n - np = z)$ подставить $\varphi(z\Delta)\Delta$, то получим интегральную сумму $\sum_{a < z\Delta < b} \varphi(z\Delta)\Delta$, соответствующую интегралу

$$\int_a^b \varphi(x) dx.$$

Таким образом, соотношения (7) делают правдоподобным равенство

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(a < \xi_n < b) = \int_a^b \varphi(x) dx = \Phi(b) - \Phi(a), \quad (13)$$

где $\Phi(x)$ есть функция нормального распределения с параметрами $(0, 1)$:

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt.$$

Это есть теорема Муавра — Лапласа, относящаяся к интегральным предельным теоремам. В гл. 7 мы получим более общие интегральные теоремы, из которых (13) будет следовать в качестве частного случая.

Теорема 5 позволяет получить (13) вместе с оценкой погрешности или, иначе говоря, с оценкой скорости сходимости.

Пусть A и B — целые числа,

$$a = (A - np)/\sqrt{npq}, \quad b = (B - np)/\sqrt{npq}. \quad (14)$$

Теорема 7. Пусть $b > a$, $c = \max(|a|, |b|)$,

$$\rho = \frac{c^3 + 3c}{3} \Delta + \frac{\Delta^3}{6}.$$

Тогда если $\Delta = 1/\sqrt{npq} \leq 1/2$, $\rho \leq 1/2$, то

$$P(A \leq S_n < B) = P(a \leq \xi_n < b) = \int_a^b \varphi(t) dt (1 + \theta_1 \Delta c) (1 + 2\theta_2 \rho), \quad (15)$$

где $|\theta_i| \leq 1$, $i = 1, 2$.

Эта теорема показывает, что левая часть в (15) может быть эквивалентной $\Phi(b) - \Phi(a)$ и при растущих a и b . В этих условиях $\Phi(b) - \Phi(a)$ может сходиться к 0, и знание относительной погрешности в (13) более удобно, так как ее малость всегда позволяет установить малость и абсолютной погрешности, но не наоборот.

Доказательство. Заметим прежде всего, что при всех k таких, что $|z| = |k - np| < c\sqrt{npq}$, будут выполнены условия теоремы 5. Действительно, для выполнения неравенства $|p^* - p| < (1/2) \min(p, q)$ достаточно, чтобы $|k - np| < \frac{npq}{2} = 1/(2\Delta^2)$. Это неравенство будет выполнено, если $c < 1/(2\Delta)$. Но в силу того, что $\rho \leq 1/2$, имеем

$$\frac{c(c^2 + 3)\Delta}{3} < 1/2, \quad c\Delta < 1/2.$$

Таким образом, при каждом k таком, что $a\sqrt{npq} \leq z < b\sqrt{npq}$, мы можем воспользоваться теоремой 5, в силу которой

$$\begin{aligned} P(A \leq S_n < B) &= \sum_{a\sqrt{npq} \leq z < b\sqrt{npq}} P(S_n = k) = \\ &= \sum_{a \leq z\Delta < b} \varphi(z\Delta) \Delta \left[1 + \left(\exp \left\{ \theta \left(\frac{|z|^3 \Delta^4}{3} + (|z| + 1/6) \Delta^2 \right) \right\} - 1 \right) \right], \end{aligned} \quad (16)$$

где $|\theta| < 1$. Так как при $\rho \leq 1$

$$|(e^\rho - 1)/\rho| < (e - 1) < 2,$$

то абсолютное значение поправочного члена в (16) не превосходит (подставим туда $z\Delta = c$)

$$\left| \exp \left\{ \theta \left(\frac{c^3 \Delta}{3} + c\Delta + \frac{\Delta^3}{6} \right) \right\} - 1 \right| \leq 2\theta \left(\frac{c^3 \Delta}{3} + c\Delta + \frac{\Delta^3}{6} \right) = 2\theta\rho.$$

Поэтому

$$P(A \leq S_n < B) = \sum_{a \leq z\Delta < b} \varphi(z\Delta) \Delta [1 + 2\theta_1 \rho], \quad (17)$$

где $|\theta_1| < 1$.

Преобразуем теперь сумму, стоящую в правой части полученного равенства. Для этого заметим, что для любой гладкой функции $\varphi(x)$

$$\left| \Delta \varphi(x) - \int_x^{x+\Delta} \varphi(t) dt \right| \leq \frac{\Delta^2}{2} \max_{x \leq t \leq x+\Delta} |\varphi'(t)|. \quad (18)$$

Но для функции $\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2}$ имеем $\varphi'(x) = -x\varphi(x)$, и наибольшее значение $\varphi(t)$ на отрезке $[x, x+\Delta]$, $|x| \leq c$, отличается от наименьшего не более чем на множитель $\exp\left\{c\Delta + \frac{\Delta^2}{2}\right\}$. Поэтому при $|x| \leq c$ в силу (18)

$$\left| \Delta \varphi(x) - \int_x^{x+\Delta} \varphi(t) dt \right| \leq \frac{\Delta^2}{2} e^{c\Delta + \frac{\Delta^2}{2}} \min_{x \leq t \leq x+\Delta} \varphi(t) \leq \frac{\Delta c}{2} e^{c\Delta + \frac{\Delta^2}{2}} \int_x^{x+\Delta} \varphi(t) dt.$$

Так как $c\Delta + \frac{\Delta^2}{2} < \frac{1}{2} + \frac{1}{8}$, $e^{c\Delta + \frac{\Delta^2}{2}} \leq 2$, то справедливо представление

$$\Delta \varphi(x) = \int_x^{x+\Delta} \varphi(t) dt (1 + \theta_1 \Delta c), \quad |\theta_1| < 1.$$

Подставляя его в (17), мы получим утверждение теоремы. $\blacktriangleleft$

Таким образом, по теореме 7 разность

$$|P(x \leq \xi_n < y) - (\Phi(y) - \Phi(x))| \quad (19)$$

эффективно, хотя и весьма грубо, оценивается сверху величиной порядка Δ , или, что то же, величиной порядка $1/\sqrt{nprq}$, если только $x = a$, $y = b$ (под a и b мы понимаем значения (см. (14)), представимые в виде $(k - nr)\Delta$, где k — целое). Если x и y не принадлежат указанной решетке с шагом Δ , то погрешность (19) будет оцениваться величиной того же порядка, так как, например, при изменении y вероятность $P(a \leq \xi_n < y)$ будет постоянной на полуинтервалах вида $(a + k\Delta, a + (k+1)\Delta)$, а функция $\Phi(y) - \Phi(x)$ монотонно возрастает с ограниченной производной. Аналогичные доводы справедливы и относительно левой границы x . Теперь важно отметить, что порядок оценки $1/\sqrt{nprq}$ не может быть улучшен, так как именно такой порядок имеют по теореме 5 скачки функции распределения ξ_n .

Теорема 7 позволяет использовать нормальное приближение для $P(x \leq \xi_n < y)$ и в так называемой области больших уклонов, когда x и y возрастают по абсолютной величине и имеют одинаковые знаки. В этом случае $\Phi(y) - \Phi(x)$ и приближаемая вероятность сходятся к 0. Поэтому приближение естественно считать удовлетворительным, если только

$$P(x \leq \xi_n < y) / (\Phi(y) - \Phi(x)) \rightarrow 1. \quad (20)$$

Как показывает теорема 7, такая сходимость будет иметь место, когда $c = \max(|x|, |y|) = o(\Delta^{-1/3})$ или, что то же, $c = o(n^{1/6})$.

При больших значениях c , как это нетрудно проверить с помощью теоремы 3, соотношение (20), вообще говоря, выполняться не будет.

В заключение отметим, что так как при $b \rightarrow \infty$

$$P(|\xi_n| > b) \rightarrow 0,$$

то из теоремы 7 немедленно следует, что при каждом фиксированном y

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(\xi_n < y) = \Phi(y).$$

Позже мы покажем, что это утверждение справедливо и в гораздо более широких условиях, когда ξ_n есть нормированная сумма произвольно распределенных случайных величин с конечной дисперсией.

§ 4. Теорема Пуассона и ее уточнения

Как было видно из оценок в предыдущем разделе, теорема Муавра — Лапласа будет обеспечивать хорошее приближение для оцениваемых вероятностей, если число npq (дисперсия S_n) велико. Это число будет расти вместе с n , если p и q положительны и фиксированы. Но как поступать в задаче, где, например, $p = 0,001$, а $n = 1000$, так что $np = 1$? Хотя n здесь велико, в этой задаче применять теорему Муавра — Лапласа бессмысленно. Оказывается, что в этом случае распределение $P(S_n = k)$ можно хорошо приближать распределением Пуассона Π_μ при подходящем значении μ (см. § 4.2). Напомним, что

$$\Pi_\mu(B) = \sum_{0 \leq k \in B} e^{-\mu} \frac{\mu^k}{k!}.$$

Обозначим $np = \mu$.

Теорема 8. Для всех множеств B

$$|P(S_n \in B) - \Pi_\mu(B)| \leq \mu^2/n.$$

Это утверждение мы могли бы доказывать так же, как локальную теорему, пользуясь явной формулой для $P(S_n = k)$. Однако доказательство можно получить более простым и красивым способом, который можно было бы назвать «методом одного вероятностного пространства». Этот метод нередко используется в вероятностных исследованиях и состоит в нашем случае в том, что на том же пространстве, где заданы S_n , строятся случайные величины S_n^* , по возможности близкие к S_n и такие, что распределение S_n^* совпадает с распределением Пуассона.

Важно также, что метод одного вероятностного пространства без каких бы то ни было усложнений допускает обобщение на случай сумм *разнораспределенных* случайных величин, когда вероятность p появления 1 в каждом испытании зависит от номера испытания. Пользуясь этим обстоятельством, докажем здесь более общее утверждение, из которого теорема 8 будет следовать как частный случай.

Итак, пусть имеется последовательность независимых случайных величин $\xi_1, \dots, \xi_n$; $\xi_j \in B_{p_j}$. Обозначим, как и прежде,

$S_n = \sum_{j=1}^n \xi_j$. Формулируемая ниже теорема предназначена для оценок

$P(S_n = k)$, когда p_j малы, а число $\mu = \sum_{j=1}^n p_j$ «сравнимо с 1».

Теорема 9. Для всех множеств B

$$|P(S_n \in B) - P_\mu(B)| \leq \sum_{j=1}^n p_j^2.$$

Прежде чем переходить к доказательству теоремы 9, отметим одно важное свойство распределения Пуассона, которое нам понадобится: если η_1 и η_2 независимы, $\eta_1 \in \Pi_{\mu_1}$, $\eta_2 \in \Pi_{\mu_2}$, то $\eta_1 + \eta_2 \in \Pi_{\mu_1 + \mu_2}$.*

Действительно, по формуле полной вероятности

$$\begin{aligned} P(\eta_1 + \eta_2 = k) &= \sum_{j=0}^k P(\eta_1 = j) P(\eta_2 = k - j) = \\ &= \sum_{j=0}^k \frac{\mu_1^j e^{-\mu_1}}{j!} \cdot \frac{\mu_2^{k-j} e^{-\mu_2}}{(k-j)!} = \frac{1}{k!} e^{-(\mu_1 + \mu_2)} \sum_{j=0}^k \binom{k}{j} \mu_1^j \mu_2^{k-j} = \frac{(\mu_1 + \mu_2)^k e^{-(\mu_1 + \mu_2)}}{k!}. \end{aligned}$$

Доказательство теоремы 9. Пусть $\omega_1, \dots, \omega_n$ — независимые случайные величины, каждая из которых есть тождественная функция ($\xi(\omega_k) = \omega_k$) на единичном отрезке с равномерным распределением. Можно считать, следовательно, что вектор $\omega = (\omega_1, \dots, \omega_n)$ задан как тождественная функция на единичном n -мерном кубе Ω с равномерным распределением.

Построим на Ω случайные величины ξ_j и ξ_j^* следующим образом:

$$\begin{aligned} \xi_j(\omega) &= \begin{cases} 0, & \text{если } \omega_j < 1 - p_j, \\ 1, & \text{если } \omega_j \geq 1 - p_j, \end{cases} \\ \xi_j^*(\omega) &= \begin{cases} 0, & \text{если } \omega_j < e^{-p_j}, \\ k \geq 1, & \text{если } \omega_j \in [\pi_{k-1}, \pi_k), \end{cases} \end{aligned}$$

где $\pi_k = \sum_{m \leq k} e^{-p_j} \frac{(p_j)^m}{m!}$, $k = 0, 1, \dots$

Очевидно, что $\xi_j(\omega)$ независимы, $\xi_j(\omega) \in B_{p_j}$; $\xi_j^*(\omega)$ также независимы, $\xi_j^*(\omega) \in \Pi_{p_j}$. Заметим теперь, что так как $1 - p_j \leq$

*) Этот факт будет очень просто следовать также из свойств характеристических функций, излагаемых в гл. 7.

$\leq e^{-p_j}$, то $\xi_j(\omega) \neq \xi_j^*(\omega)$, только если $\omega_j \in [1 - p_j, e^{-p_j})$ или $\omega_j \in [e^{-p_j} + p_j e^{-p_j}, 1]$. Следовательно,

$$\begin{aligned} P(\xi_j \neq \xi_j^*) &= (e^{-p_j} - 1 + p_j) + (1 - e^{-p_j} - p_j e^{-p_j}) = \\ &= p_j(1 - e^{-p_j}) \leq p_j^2, \end{aligned}$$

$$P(S_n \neq S_n^*) \leq P\left(\bigcup_j \{\xi_j \neq \xi_j^*\}\right) \leq \sum p_j^2,$$

где $S_n^* = \sum_{j=1}^n \xi_j^* \in \Pi_\mu$.

Теперь можно записать:

$$\begin{aligned} P(S_n \in B) &= P(S_n \in B, S_n = S_n^*) + P(S_n \in B, S_n \neq S_n^*) = \\ &= P(S_n^* \in B) - P(S_n^* \in B, S_n \neq S_n^*) + P(S_n \in B, S_n \neq S_n^*); \\ |P(S_n \in B) - P(S_n^* \in B)| &\leq |P(S_n^* \in B, S_n \neq S_n^*) - \\ &\quad - P(S_n \in B, S_n \neq S_n^*)| \leq P(S_n \neq S_n^*). \quad (21) \end{aligned}$$

Отсюда очевидным образом следует утверждение теоремы. ◀

Замечание. Можно указать и другие конструкции одного вероятностного пространства. С помощью одной из них мы выясним сейчас существование более точного пуассоновского приближения для распределения S_n .

Именно, пусть $\xi_j^*(\omega)$ — независимые случайные величины, распределенные по закону Пуассона с параметрами $r_j = -\ln(1 - p_j) \geq p_j$, так что $P(\xi_j^* = 0) = e^{-r_j} = 1 - p_j$. Тогда $\xi_j(\omega) = \min(1, \xi_j^*(\omega)) \in B_{p_j}$, при этом

$$P\left(\bigcup_{j=1}^n \{\xi_j(\omega) \neq \xi_j^*(\omega)\}\right) \leq \sum_{j=1}^n P(\xi_j^*(\omega) \geq 2) = \sum_{j=1}^n (1 - e^{-r_j} - r_j e^{-r_j}).$$

Но при $r = -\ln(1 - p)$ справедливо неравенство

$$1 - e^{-r} - r e^{-r} = p + (1 - p) \ln(1 - p) \leq p + (1 - p) \left(-p - \frac{p^2}{2}\right) = \frac{p^2}{2}(1 + p).$$

Следовательно, для построенного пуассоновского приближения

$$P(S_n^* \neq S_n) \leq \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n p_j^2 (1 + p_j).$$

Положив $\lambda = -\sum_{j=1}^n \ln(1 - p_j) \geq \sum_{j=1}^n p_j$, путем прежних рассуждений получаем оценку

$$|P(S_n \in B) - \Pi_\lambda(B)| \leq \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n p_j^2 (1 + p_j). \quad \blacktriangleleft$$

Следствие 5. Пусть $p_{jn} = P(\xi_j^{(n)} = 1)$ зависят от n и j так, что

$$\max_j p_{jn} \rightarrow 0,$$

$$\sum_{j=1}^n p_{jn} \rightarrow \mu > 0,$$

$$P(\xi_j^{(n)} = 0) = 1 - p_{jn} + o(p_{jn}).$$

Тогда справедливо (22).

Для доказательства следствия надо воспользоваться теоремой 9 и тем фактом, что $P\left(\bigcup_{j=1}^n \{\xi_j^{(n)} \neq 0, \xi_j^{(n)} \neq 1\}\right) \leq \sum_{j=1}^n o(p_{jn}) = o(1)$, означающим, что с вероятностью, сходящейся к 1, все $\xi_j^{(n)}$ принимают лишь значения 0 или 1. ◀

Наряду с этими утверждениями из теорем 9, 8, очевидно, можно получить и несколько более сильные формулировки: для любого множества B

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(S_n \in B) = \Pi_\mu(B).$$

Отметим, что в условиях теоремы 8 такая сходимость будет иметь место и для значений $np \rightarrow \infty$, но таких, что $np^2 \rightarrow 0$. В то же время уточнение теоремы Муавра — Лапласа в § 3 показывает, что приближение для распределения S_n с помощью нормального закона действует, если $np \rightarrow \infty$ (мы считаем, что $p < q$, так что $npq > \frac{1}{2}np \rightarrow \infty$).

Таким образом, существуют последовательности $p \in \{p : np \rightarrow \infty, np^2 \rightarrow 0\}$, для которых применимы оба приближения — и нормальное, и пуассоновское. Другими словами, области применений нормального и пуассоновского приближений *перекрываются*.

Далее, из теоремы 8 мы видим, что скорость сходимости в следствии 4 определяется величиной порядка n^{-1} . Поскольку при $n \rightarrow \infty$

$$P(S_n = 0) - \pi_0 = e^{n \ln(1-p)} - e^{-\mu} \sim \frac{\mu^2}{2n} e^{-\mu},$$

то эта оценка существенно улучшена быть не может. Однако при больших k (так сказать, в области больших отклонений) такая оценка для разности

$$P(S_n = k) - \Pi_\mu(\{k\})$$

становится грубой. (Ведь в (21) мы пренебрегаем не только разными знаками поправочных слагаемых, но и редкими событиями $\{S_n = k\}$ и $\{S_n^* = k\}$, которые стоят под знаком вероятностей.) Здесь мы приходим, так же как в § 4, к необходимости иметь приближения, обладающие малой не только абсолютной, но и относительной погрешностью.

Покажем, что соотношения асимптотической эквивалентности (22) сохраняются и при растущих (вместе с n) k и μ таких, что

$$k = o(n^{2/3}), \mu = o(n^{2/3}), |k - \mu| = o(\sqrt{n}).$$

Действительно,

$$\begin{aligned} P(S_n = k) &= \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} = \frac{n(n-1) \dots (n-k+1)}{k!} p^k (1-p)^{n-k} = \\ &= \frac{(pn)^k}{k!} e^{-pn} \left(1 - \frac{1}{n}\right) \dots \left(1 - \frac{k-1}{n}\right) (1-p)^{n-k} e^{pn} = \Pi_{\mu}(\{k\}) e^{\varepsilon(k,n)}. \end{aligned}$$

Надо доказать, таким образом, что при указанных значениях k и μ

$$\varepsilon(k, n) = \ln \left[\left(1 - \frac{1}{n}\right) \dots \left(1 - \frac{k-1}{n}\right) (1-p)^{n-k} e^{pn} \right] = o(1). \quad (23)$$

Мы получим это соотношение вместе с видом поправочного члена. Именно, покажем, что

$$\varepsilon(k, n) = \frac{k - (k - \mu)^2}{2n} + O\left(\frac{k^3 + \mu^3}{n^2}\right), \quad (24)$$

и, следовательно,

$$P(S_n = k) = \left(1 + \frac{k - (k - \mu)^2}{2n} + O\left(\frac{k^3 + \mu^3}{n^2}\right)\right) \Pi_{\mu}(\{k\}).$$

Воспользуемся тем, что при $\alpha \rightarrow 0$

$$\ln(1 - \alpha) = -\alpha - \frac{\alpha^2}{2} + O(\alpha^3).$$

Тогда соотношения (23), (24) будут следовать из равенств

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^{k-1} \ln\left(1 - \frac{j}{n}\right) &= -\sum_{j=1}^{k-1} \frac{j}{n} + O\left(\frac{k^3}{n^2}\right) = -\frac{k(k-1)}{2n} + O\left(\frac{k^3}{n^2}\right), \\ (n-k) \ln(1-p) + pn &= (n-k) \left(-p - \frac{p^2}{2} + O(p^3)\right) + pn = \\ &= -\frac{\mu^2}{2n} + \frac{k\mu}{n} + O\left(\frac{\mu^3}{n^2}\right). \quad \triangleleft \end{aligned}$$

В заключение отметим, что приближенная формула Пуассона

$$P(S_n = k) \approx \frac{\mu^k}{k!} e^{-\mu}$$

широко используется в различных приложениях и обладает, как показывают опыт и полученные выше оценки, высокой точностью даже при умеренных значениях n .

Рассмотрим теперь примеры, где для приближенных вычислений используются теоремы Муавра — Лапласа и Пуассона.

Пример 2. Пусть имеется 10^4 пакетов с зерном. Известно, что в этих пакетах имеется 5000 меченых зерен. Какова вероятность того, что в некотором фиксированном пакете есть хотя бы одно меченое зерно? Можно себе представить, что меченые зерна случайным образом распределяются среди пакетов. Тогда вероятность попадания определенного меченого зерна в выбранный пакет будет равна $p = 10^{-4}$. Так как этих зерен 5000, то это число и будет числом испытаний, т. е. $n = 5000$. Определим случайную величину ξ_k следующим образом: $\xi_k = 1$, если k -е зерно попало в выбранный пакет, $\xi_k = 0$ в противном случае. Тогда

$S_{5000} = \sum_{k=1}^{5000} \xi_k$ будет числом меченых зерен в нашем пакете. По

теореме 8 $P(S_{5000} = 0) \approx e^{-np} = e^{-0.5}$, так что искомая вероятность равна приблизительно $1 - e^{-0.5}$. Точность этих соотношений оказывается весьма высокой (в силу теоремы 8 погрешность не превосходит $2^{-1} \cdot 10^{-4}$). Если бы мы пользовались теоремой Пуассона, а не теоремой 8, то должны были бы представить себе схему серий случайных величин, распределенных по закону Бернулли, при этом наши случайные величины составляют пятидесятичную серию. Кроме того, мы считали бы, что для серии с номером n $np_n = 0.5$. Таким образом, условия теоремы Пуассона были бы выполнены и можно было бы воспользоваться предельной теоремой для того, чтобы написать уже полученное приближенное соотношение.

Пример 3. Те же рассуждения можно использовать и в следующей задаче. Водоем объема V , из которого мы берем пробу объема $v \ll V$, содержит n опасных бактерий. Какова вероятность того, что мы обнаружим эти бактерии в контрольном сосуде?

Обычно считают, что вероятность p того, что любая заданная бактерия попадет в пробу, равна отношению объемов v/V . Кроме того, обычно также предполагают, что появление одной данной бактерии в пробе не зависит от того, где находятся остальные $n-1$ бактерий — в пробе или нет. Иными словами, обычно постулируют, что механизм переноса бактерий в контрольную пробу эквивалентен последовательности n независимых испытаний с вероятностью «успеха» в каждом испытании, равной $p = v/V$.

Вводя, как и раньше, случайные величины ξ_k , получим описание числа бактерий в пробе с помощью суммы $S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k$ в схеме Бернулли. Если nv сравнимо по величине с V , то по теореме Пуассона искомая вероятность

$$P(S_n > 0) \approx 1 - e^{-nv/V}.$$

Модели, аналогичные только что описанной, используются также для описания числа видимых звезд в некоторой области неба, расположенной вдали от Млечного пути. Именно, предполагается, что если в области R имеется n видимых звезд, то вероятность того, что в подобласти $r \subset R$ будет находиться k видимых звезд, равна

$$\binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k},$$

где p равно отношению площадей $S(r)/S(R)$ областей r и R соответственно.

Пример 4. Допустим, что вероятность рождения мальчика постоянна и равна 0,512 (см. п. 1 § 5 гл. 3).

Рассмотрим группу поворожденных в 10^4 человек и будем считать, что ей соответствует последовательность 10^4 независимых испытаний, результатом каждого из которых является появление мальчика или девочки. Какова вероятность того, что среди этих поворожденных мальчиков будет по крайней мере на двести человек больше, чем девочек?

Случайные величины ξ_k определим следующим образом: $\xi_k = 1$, если k -й поворожденный оказался мальчиком, и $\xi_k = 0$ —

в противном случае. Тогда $S_n = \sum_{k=1}^{10^4} \xi_k$ есть число мальчиков в зарегистрированной группе. Число $npq \approx 0,25 \cdot 10^4$ здесь велико, поэтому применив интегральную теорему Муавра — Лапласа, для искомой вероятности получим

$$\begin{aligned} P(S_n \geq 5100) &= 1 - P\left(\frac{S_n - np}{\sqrt{npq}} < \frac{5100 - 5120}{\sqrt{2500}}\right) \approx 1 - \Phi(-20/50) = \\ &= 1 - \Phi(-0,4) \approx 0,66. \end{aligned}$$

Для отыскания численных значений $\Phi(x)$ обычно пользуются таблицами, имеющимися в большинстве руководств по теории вероятностей и математической статистике (см. Приложение 5).

В приведенном примере $\Delta \approx 1/50$ и удовлетворительное приближение формулой Муавра — Лапласа будет заведомо обеспечено (см. теорему 7) при $c \leq 2,5$.

Если же, допустим, нам потребуется оценить вероятность того, что доля мальчиков превысит 0,55, то мы будем иметь дело с вероятностями больших отклонений, где для оценки $P(S_n > 5500)$ уже лучше воспользоваться приближенным соотношением, полученным в § 1.3, в силу которого ($k = 0,45n$, $q = 0,488$)

$$P(S_n > 5500) \approx \frac{(n+1-k)q}{(n+1)q-k} P(S_n = 5500),$$

Пользуясь теоремой 3, находим

$$P(S_n > 5500) \approx \frac{0,55q}{q - 0,45} \frac{1}{\sqrt{2\pi n 0,25}} e^{-nH(0,55)} \leq \frac{1}{5} e^{-23} < 10^{-11}.$$

То есть, если допустить на минуту, что на планете ежегодно рождается 100 млн. человек и что все родившиеся разбиваются на партии по 10 тыс. в каждой, то для того, чтобы в какой-нибудь партии появилось завышение доли мальчиков всего на 3,8%, потребуется ждать в среднем более 10^7 лет (см. пример 1 § 4.1).

Ясно, что числовые оценки, основанные на нормальном приближении, можно проводить и в задачах примера 3, если числа np , фигурирующие там, окажутся большими.

§ 5. Неравенства для вероятностей больших отклонений в схеме Бернулли

В заключение этой главы мы получим некоторые полезные неравенства для схемы Бернулли. В § 2 мы ввели функцию

$$H(x) = x \ln \frac{x}{p} + (1-x) \ln \frac{1-x}{1-p},$$

которая играет существенную роль в теоремах 3, 4 об асимптотическом поведении вероятности $P(S_n = k)$. Там же были рассмотрены простейшие свойства этой функции.

Теорема 10. При $z \geq 0$

$$P(S_n - np \geq z) \leq \exp \left\{ -nH \left(p + \frac{z}{n} \right) \right\}, \quad (25)$$

$$P(S_n - np \leq -z) \leq \exp \left\{ -nH \left(p - \frac{z}{n} \right) \right\}.$$

Кроме того, при всех p

$$H(p+x) \geq 2x^2, \quad (26)$$

так что каждая из вероятностей (25) при любом p не превосходит $\exp \{-2z^2/n\}$.

Для сравнения с утверждением (5) теоремы 3 первое неравенство теоремы 10 можно записать в виде

$$P\left(\frac{S_n}{n} \geq p^*\right) \leq \exp \{-nH(p^*)\}.$$

Неравенства (25) в какой-то мере близки к теореме Муавра — Лапласа, поскольку при $z = o(n^{2/3})$

$$-nH\left(p + \frac{z}{n}\right) = -\frac{z^2}{2npq} + o(1).$$

Последнее утверждение вместе с (26) можно интерпретировать

так: отклонение z от среднего значения np имеет максимальную вероятность при $p = 1/2$.

При $z/\sqrt{n} \rightarrow \infty$ обе вероятности (25) сходятся к нулю при $n \rightarrow \infty$, так как они соответствуют большим отклонениям суммы S_n от среднего np . В этом случае их называют *вероятностями больших отклонений*.

Доказательство теоремы 10. В следствии 4.3 предыдущей главы было установлено неравенство

$$P(\xi \geq x) \leq e^{-\lambda x} M e^{\lambda \xi}.$$

Применяя его к сумме S_n , получим

$$P(S_n \geq np + z) \leq e^{-\lambda(np+z)} M e^{\lambda S_n}.$$

Так как $e^{\lambda S_n} = \prod_1^n e^{\lambda \xi_k}$ и случайные величины $e^{\lambda \xi_k}$ независимы, то

$$M e^{\lambda S_n} = \prod_1^n M e^{\lambda \xi_k} = (p e^{\lambda} + q)^n = (1 + p(e^{\lambda} - 1))^n,$$

$$P(S_n \geq np + z) \leq [(1 + p(e^{\lambda} - 1)) e^{-\lambda(p+\alpha)}]^n, \quad \alpha = z/n.$$

Выражение в квадратных скобках равно $M e^{\lambda[\xi_k - (p+\alpha)]}$. Следовательно, как сумма двух выпуклых функций, это есть выпуклая функция от λ . Уравнение для точки $\lambda(\alpha)$ минимума этой функции имеет вид

$$-(p + \alpha)(1 + p(e^{\lambda} - 1)) + p e^{\lambda} = 0.$$

Отсюда находим

$$e^{\lambda(\alpha)} = \frac{(p + \alpha)q}{p(q - \alpha)},$$

$$\begin{aligned} (1 + p(e^{\lambda(\alpha)} - 1)) e^{-\lambda(\alpha)(p+\alpha)} &= \frac{q}{q - \alpha} \left[\frac{p(q - \alpha)}{(p + \alpha)q} \right]^{p+\alpha} = \\ &= \frac{p^{p+\alpha} q^{q-\alpha}}{(p + \alpha)^{p+\alpha} (q - \alpha)^{q-\alpha}} = \exp \left\{ -(p + \alpha) \ln \frac{p + \alpha}{p} - (q - \alpha) \ln \frac{q - \alpha}{q} \right\} = \\ &= \exp \{ -H(p + \alpha) \}. \end{aligned}$$

Первое из неравенств (25) доказано. Второе неравенство следует из первого, если его рассматривать как неравенство для числа появлений нулей.

Далее из (4) следует, что $H(p) = H'(p) = 0$, $H''(x) = \frac{1}{x(1-x)}$. Поскольку максимум функции $x(1-x)$ на $[0, 1]$ достигается в точке $x = 1/2$, то $H''(x) \geq 4$,

$$H(p + \alpha) \geq \frac{\alpha^2}{2} \cdot 4 = 2\alpha^2. \quad \blacktriangleleft$$

Об аналогах теоремы 10 для сумм произвольных случайных величин см. Замечание 1 § 7. 5.

Глава 6

О СХОДИМОСТИ СЛУЧАЙНЫХ ВЕЛИЧИН И РАСПРЕДЕЛЕНИИ

§ 1. Сходимость случайных величин

В предыдущих главах мы уже не раз сталкивались с утверждениями, где рассматривалась сходимость в том или ином смысле распределений случайных величин или самих случайных величин. Теперь введем ряд определений, описывающих разные виды сходимости, и выясним соотношения между ними.

Пусть на вероятностном пространстве $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ заданы последовательность случайных величин $\{\xi_n\}$ и случайная величина ξ .

Определение 1. Последовательность $\{\xi_n\}$ *сходится по вероятности* *) к ξ , если для любого $\varepsilon > 0$

$$P(|\xi_n - \xi| > \varepsilon) \rightarrow 0 \quad \text{при } n \rightarrow \infty.$$

Обозначается это так:

$$\xi_n \xrightarrow{p} \xi \quad \text{при } n \rightarrow \infty.$$

В этих обозначениях утверждение закона больших чисел для схемы Бернулли можно было бы записать в виде

$$S_n/n \xrightarrow{p} p,$$

поскольку S_n/n можно рассматривать как последовательность случайных величин, заданных на одном вероятностном пространстве.

Определение 2. Мы будем говорить, что *последовательность ξ_n сходится к ξ с вероятностью 1 (или почти наверное: $\xi_n \rightarrow \xi$ п. н., $\xi_n \xrightarrow{\text{п. н.}} \xi$)*, если $\xi_n(\omega) \rightarrow \xi(\omega)$ при $n \rightarrow \infty$ для всех $\omega \in \Omega$, за исключением, быть может, ω из множества $N \subset \Omega$ нулевой вероятности: $P(N) = 0$. Такую сходимость можно назвать также сходимостью *почти всюду* (п. в.) относительно меры P .

Очевидно, что сходимость $\xi_n \xrightarrow{\text{п. н.}} \xi$ влечет за собой сходимость $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$. Обратное утверждение, вообще говоря, не верно, в чем мы убедимся несколько позже. Однако, если ξ_n монотонно возрастает или убывает, то сходимость $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$ влечет за собой $\xi_n \xrightarrow{\text{п. н.}} \xi$. Действительно, предположим, не ограничивая общности,

*) В теоретико-множественной терминологии сходимость по вероятности означает сходимость по мере,

что $\xi \equiv 0$, $\xi_n \geq 0$, $\xi_n \downarrow$, $\xi_n \xrightarrow[p]{\text{н.н.}} \xi$. Отсутствие сходимости $\xi_n \xrightarrow[p]{\text{н.н.}} \xi$ означало бы, что существуют $\varepsilon > 0$ и множество A , $P(A) > \delta > 0$, такое, что $\sup_{k \geq n} \xi_k > \varepsilon$ при $\omega \in A$ и при всех n . Но $\sup_{k \geq n} \xi_k = \xi_n$, и сказанное означает, что

$$P(\xi_n > \varepsilon) \geq P(A) > \delta > 0$$

при всех n , что противоречит сходимости $\xi_n \xrightarrow[p]{\text{н.н.}} 0$.

В этих рассуждениях случайные величины ξ_n могли быть и несобственными.

Итак, сходимость по вероятности определяется поведением числовой последовательности $P(|\xi_n - \xi| > \varepsilon)$. Можно ли аналогичным образом характеризовать сходимость с вероятностью 1? Обозначим $\xi_n = \sup_{k \geq n} |\xi_k - \xi|$ (эта случайная величина может быть и несобственной).

Теорема 1. $\xi_n \xrightarrow[p]{\text{н.н.}} \xi$ тогда и только тогда, когда $\xi_n \xrightarrow[p]{\text{н.н.}} 0$ или, что то же, когда для любого $\varepsilon > 0$ при $n \rightarrow \infty$

$$P(\sup_{k \geq n} |\xi_k - \xi| > \varepsilon) \rightarrow 0. \quad (1)$$

Доказательство. Ясно, что $\xi_n \rightarrow \xi$ н.н. тогда и только тогда, когда $\xi_n \rightarrow 0$ н.н. Но последовательность ξ_n монотонно убывает $\xi_n \downarrow$, $\xi_n \xrightarrow[p]{\text{н.н.}} 0$, и нам остается воспользоваться сделанными выше замечаниями, в силу которых $\xi_n \rightarrow 0$ н.н. $\blacktriangleleft$

Во введенной терминологии утверждение усиленного закона больших чисел для схемы Бернулли можно сформулировать в силу (1) как сходимость $S_n/n \rightarrow p$ с вероятностью 1.

Мы уже отмечали, что сходимость почти наверное влечет за собой сходимость по вероятности. Приведем теперь пример, показывающий, что обратное утверждение неверно. Пусть $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ есть единичная окружность с σ -алгеброй борелевских множеств и равномерным распределением. Положим $\xi(\omega) \equiv 1$, $\xi_n(\omega) = 2$ на дуге $[r(n), r(n) + 1/n]$ и $\xi_n(\omega) = 1$ на остальном множестве. Здесь $r(n) = \sum_{k=1}^n \frac{1}{k}$. Очевидно, что $\xi_n \xrightarrow[p]{\text{н.н.}} \xi$. В то же время $r(n) \rightarrow \infty$ при $n \rightarrow \infty$, и множество сходимости ξ_n к ξ пусто (мы не можем указать ни одного ω , для которого $\xi_n(\omega) \rightarrow \xi(\omega)$).

Однако если $P(|\xi_n - \xi| > \varepsilon)$ убывает при $n \rightarrow \infty$ достаточно быстро, то сходимость по вероятности будет означать и сходимость н.н. Именно, соотношение (1) дает следующее достаточное условие для сходимости с вероятностью 1.

Теорема 2. Если ряд $\sum_{k=1}^{\infty} P(|\xi_k - \xi| > \varepsilon)$ при любом $\varepsilon > 0$ сходится, то $\xi_n \rightarrow \xi$ н.н.

Это утверждение очевидно, поскольку

$$P\left(\bigcup_{k \geq n} \{|\xi_k - \xi| > \varepsilon\}\right) \leq \sum_{k=n}^{\infty} P(|\xi_k - \xi| > \varepsilon). \quad \blacktriangleleft$$

Именно этим критерием мы по существу пользовались при доказательстве усиленного закона больших чисел для схемы Бернулли.

Обратное заключение о скорости сходимости к нулю вероятности $P(|\xi_n - \xi| > \varepsilon)$ из сходимости п. н. сделать невозможно. Читатель без труда может построить пример, когда $\xi_n \rightarrow \xi$ п. н., а $P(|\xi_n - \xi| > \varepsilon)$ сходится к нулю сколь угодно медленно.

Из теоремы 2 вытекает.

Следствие 1. Если $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$, то существует подпоследовательность $\{n_k\}$ такая, что $\xi_{n_k} \rightarrow \xi$ п. н. при $k \rightarrow \infty$.

Это утверждение также очевидно, так как достаточно взять такие n_k , чтобы $P(|\xi_{n_k} - \xi| > \varepsilon) \leq 1/k^2$, и воспользоваться теоремой 2. $\blacktriangleleft$

Есть еще один важный частный случай, когда из сходимости по вероятности $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$ следует сходимость $\xi_n \rightarrow \xi$ п. н. Это случай, когда ξ_n образованы последовательными суммами независимых случайных величин. Именно, справедливо следующее утверждение. Если $\xi_n = \sum_{i=1}^n \eta_i$, η_i независимы, то сходимость ξ_n по вероятности влечет за собой сходимость с вероятностью 1. Это утверждение будет доказано в § 10.2.

Рассмотрим, наконец, третий вид сходимости случайных величин.

Определение 3. Будем говорить, что ξ_n сходится к ξ в среднем r -го порядка (в среднеквадратическом, если $r=2$), если при $n \rightarrow \infty$

$$M|\xi_n - \xi|^r \rightarrow 0.$$

Такую сходимость будем обозначать $\xi_n \xrightarrow{(r)} \xi$.

Очевидно, что из $\xi_n \xrightarrow{(r)} \xi$ в силу неравенства Чебышева следует $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$. Из п. н. сходимости (и тем более, из сходимости по вероятности) сходимость $\xrightarrow{(r)}$ не следует. Таким образом, сходимость по вероятности является слабейшей из введенных трех видов сходимости.

Отметим, что при наличии дополнительных условий из сходимости $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$ может, конечно, следовать $\xi_n \xrightarrow{(r)} \xi$. Например, в следствии 4 будет показано, что если $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$, $M|\xi_n|^{r+\alpha} < c$ при некотором $\alpha > 0$ и всех n , то $\xi_n \xrightarrow{(r)} \xi$.

Определение 4. Будем говорить, что последовательность ξ_n является *фундаментальной по вероятности* (п. н., в среднем), если для любого $\varepsilon > 0$

$$P(|\xi_n - \xi_m| > \varepsilon) \rightarrow 0$$

$$(P(\sup_{n \geq m} |\xi_n - \xi_m| > \varepsilon) \rightarrow 0, M|\xi_n - \xi_m|^r \rightarrow 0)$$

при $n \rightarrow \infty, m \rightarrow \infty$.

Теорема 3 (признак сходимости Коши). $\xi_n \rightarrow \xi$ в каком-нибудь смысле ($\xrightarrow{p}, \xrightarrow{\text{п. н.}}, \xrightarrow{r}$) тогда и только тогда, когда ξ_n фундаментальна в соответствующем смысле.

Доказательство. Фундаментальность очевидным образом следует из сходимости в силу неравенств

$$|\xi_n - \xi_m| \leq |\xi_n - \xi| + |\xi_n - \xi|,$$

$$\sup_{n \geq m} |\xi_n - \xi_m| \leq \sup_{n \geq m} |\xi_n - \xi| + |\xi_m - \xi| \leq 2 \sup_{n \geq m} |\xi_n - \xi|,$$

$$|\xi_n - \xi_m|^r \leq C_r (|\xi_n - \xi|^r + |\xi_m - \xi|^r)$$

при некотором C_r .

Для доказательства теоремы в обратную сторону понадобится следующая лемма Бореля — Кантелли:

Лемма 1. Пусть $\{A_n\}_{n=1}^{\infty}$ — последовательность событий на $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ и пусть A есть событие, состоящее в том, что произошло бесконечно много событий A_n , т. е.

$$A = \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{h \geq n} A_h \quad (2)$$

(A составлено из ω , принадлежащих бесконечно многим A_n).

Тогда если $\sum_{n=1}^{\infty} P(A_n) < \infty$, то $P(A) = 0$.

Доказательство. Используя свойство вероятности, получим

$$P(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\bigcup_{h \geq n} A_h\right) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{h \geq n} P(A_h) = 0. \triangleleft$$

Вернемся к доказательству теоремы 3. Пусть последовательность ξ_n фундаментальна по вероятности. Выберем последовательность $\{n_k\}$ так, чтобы

$$P(|\xi_n - \xi_m| > 2^{-k}) < 2^{-k}$$

при $n \geq n_k, m \geq n_k$. Обозначим

$$\xi_{n_k} = \xi'_k, A_k = \{|\xi'_k - \xi'_{k+1}| > 2^{-k}\}.$$

Тогда $P(A_k) \leq 2^{-k}$, $P(A) = 0$, где A определено в (2). Следовательно, по лемме Бореля — Кантелли с вероятностью 1

произойдет лишь конечное число событий A_k . Это означает, что для каждого $\omega \in \Omega - A$ найдется $k_0(\omega)$ такое, что $|\xi'_k(\omega) - \xi'_{k+1}(\omega)| \leq 2^{-k}$ при всех $k \geq k_0(\omega)$. Отсюда получаем неравенство $|\xi'_k(\omega) - \xi'_l(\omega)| \leq 2^{-k+1}$ при всех $k \geq k_0(\omega)$, $l \geq k_0(\omega)$, означающее, что последовательность чисел $\xi'_k(\omega)$ фундаментальна, и что, следовательно, существует значение $\xi(\omega)$, такое, что $|\xi'_k(\omega) - \xi(\omega)| \rightarrow 0$ при $k \rightarrow \infty$. Это означает, в свою очередь, что $\xi'_k \xrightarrow{\text{п.н.}} \xi$.

$$P(|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon) \leq P(|\xi_n - \xi_{n_k}| \geq \frac{\varepsilon}{2}) + P(|\xi_{n_k} - \xi| > \frac{\varepsilon}{2}) \rightarrow 0$$

при $n \rightarrow \infty$, $k \rightarrow \infty$.

Пусть теперь ξ_n фундаментальна в среднем. Тогда в силу неравенства Чебышева она будет фундаментальна по вероятности, и, следовательно, существуют случайная величина ξ и подпоследовательность $\{n_k\}$ такие, что $\xi_{n_k} \xrightarrow{\text{п.н.}} \xi$. Покажем, что

$M|\xi_n - \xi|^r \rightarrow 0$. Для заданного $\varepsilon > 0$ выберем n так, чтобы $M|\xi_k - \xi_l|^r < \varepsilon$ при $k \geq n$, $l \geq n$. Тогда в силу леммы Фату (см. Приложение 3)

$$\begin{aligned} M|\xi_n - \xi|^r &= M \lim_{n_k \rightarrow \infty} |\xi_n - \xi_{n_k}|^r = \\ &= M \liminf_{n_k \rightarrow \infty} |\xi_n - \xi_{n_k}|^r \leq \liminf_{n_k \rightarrow \infty} M|\xi_n - \xi_{n_k}|^r \leq \varepsilon. \end{aligned}$$

Это и означает, что $M|\xi_n - \xi|^r \rightarrow 0$.

Осталось проверить утверждение теоремы для сходимости п. н. Мы уже знаем, что если ξ_n фундаментальна по вероятности (и тем более п. н.), то существуют ξ и подпоследовательность ξ_{n_k} такие, что $\xi_{n_k} \xrightarrow{\text{п.н.}} \xi$. Поэтому, если обозначить $n_{k(n)} = \min \{n_k: n_k \geq n\}$, то

$$\begin{aligned} P\left(\sup_{k \geq n} |\xi_k - \xi| > \varepsilon\right) &\leq P\left(\sup_{k \geq n} |\xi_k - \xi_{n_{k(n)}}| > \varepsilon/2\right) + \\ &+ P(|\xi_{n_{k(n)}} - \xi| > \varepsilon/2) \rightarrow 0 \end{aligned}$$

при $n \rightarrow \infty$. Теорема доказана. ◀

Замечание 1. Если в пространстве L_r всех случайных величин ξ на $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$, для которых $M|\xi|^r < \infty$, ввести норму $\|\xi\| = (M|\xi|^r)^{1/r}$ (неравенство $\|\xi_1 + \xi_2\| \leq \|\xi_1\| + \|\xi_2\|$ есть не что иное, как неравенство Минковского, см. теорему 4.4), то утверждение теоремы 3 применительно к сходимости $\rightarrow$ (это есть сходимость по норме в L_r) означает, что пространство L_r полно и, стало быть, является банаховым пространством.

Пространство *всех* случайных величин на $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ можно метризовать так, чтобы сходимость во введенной метрике была эквивалентна сходимости по вероятности. Например, можно положить $\rho(\xi_1, \xi_2) = M \frac{|\xi_1 - \xi_2|}{1 + |\xi_1 - \xi_2|}$. Так как всегда

$$\frac{|x + y|}{1 + |x + y|} \leq \frac{|x|}{1 + |x|} + \frac{|y|}{1 + |y|},$$

то $\rho(\xi_1, \xi_2)$ удовлетворяет всем аксиомам метрики. Нетрудно видеть, что соотношения $\rho(\xi_n, \xi) \rightarrow 0$ и $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$ эквивалентны. Утверждение теоремы 3 применительно к сходимости $\xrightarrow{p}$ будет означать полноту введенного метрического пространства.

В заключение этого параграфа получим две «теоремы непрерывности».

Теорема 4. Пусть $\xi_n \xrightarrow{\text{н.п.}} \xi$ ($\xi_n \xrightarrow{p} \xi$) и $H(s)$ — функция, непрерывная почти всюду относительно распределения случайной величины ξ (т. е. $H(s)$ непрерывна в каждой точке множества B такого, что $P(\xi \in B) = 1$). Тогда

$$H(\xi_n) \xrightarrow{\text{н.п.}} H(\xi) \quad (H(\xi_n) \xrightarrow{p} H(\xi)).$$

Доказательство. Так как вероятности множеств $A = \{\omega: \xi_n(\omega) \rightarrow \xi(\omega)\}$ и $C = \{\omega: \xi(\omega) \in B\}$ равны 1, то $P(AC) = P(A) + P(C) - P(A + C) = 1$. Но на множестве AC имеет место сходимость $H(\xi_n) \rightarrow H(\xi)$. Сходимость н.п. доказана.

Пусть теперь $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$. Если допустить, что сходимость $H(\xi_n) \xrightarrow{p} H(\xi)$ не имеет места, то найдутся $\varepsilon > 0$, $\delta > 0$ и подпоследовательность $\{n'\}$ такие, что

$$P(|H(\xi_{n'}) - H(\xi)| > \varepsilon) > \delta.$$

Но $\xi_{n'} \xrightarrow{p} \xi$ и, значит, найдется подпоследовательность $\{n''\}$ такая, что $\xi_{n''} \xrightarrow{\text{н.п.}} \xi$, $H(\xi_{n''}) \xrightarrow{\text{н.п.}} H(\xi)$. Это противоречит сделанному допущению, из которого вытекает, что

$$P(|H(\xi_{n'}) - H(\xi)| > \varepsilon) > \delta. \blacktriangleright$$

Вторая теорема непрерывности касается моментов и связи со сходимостью в среднем.

Определение 5. Последовательность $\{\xi_n\}$ называется *равномерно интегрируемой*, если

$$M|\xi_n| < c, \quad \sup_n M(|\xi_n|; |\xi_n| \geq N) \rightarrow 0 \quad \text{при } N \rightarrow \infty.$$

Теорема 5. Пусть $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$, $\{\xi_n\}$ равномерно интегрируема. Тогда существует $M\xi$ и

$$M|\xi_n - \xi| \rightarrow 0.$$

Если, кроме того, $\{\xi_n^r\}$ равномерно интегрируема, то $\xi_n \xrightarrow{(r)} \xi$.

Доказательство. Покажем, что $M\xi$ существует. В силу свойств интеграла $M(\xi; A_n) \rightarrow 0$ при $P(A_n) \rightarrow 0$, $M|\xi| < \infty$ (см. лемму 3 в Приложении 3). Поэтому при любых N и ε

$$M \min(|\xi|, N) = \lim_{n \rightarrow \infty} M[\min(|\xi|, N); |\xi_n - \xi| < \varepsilon] \leq$$

$$\leq \lim_{n \rightarrow \infty} M \min(|\xi_n| + \varepsilon, N) \leq c + \varepsilon.$$

Отсюда следует, что $M|\xi| \leq c$.

Далее положим для краткости $|\xi_n - \xi| = \eta_n$. Тогда $\eta_n \xrightarrow{p} 0$ и η_n вместе с ξ_n равномерно интегрируема. Имеем для любых N, ε :

$$M\eta_n = M(\eta_n; \eta_n \leq \varepsilon) + M(\eta_n; N \geq \eta_n > \varepsilon) + M(\eta_n; \eta_n > N) \leq$$

$$\leq \varepsilon + NP(\eta_n \geq \varepsilon) + M(\eta_n; \eta_n > N). \quad (3)$$

Выберем N так, чтобы $\sup_n M(\eta_n; \eta_n > N) \leq \varepsilon$. Тогда для такого N

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sup M\eta_n \leq 2\varepsilon.$$

Так как ε произвольно, то $M\eta_n \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$.

Соотношение $M|\xi_n - \xi|^r \rightarrow 0$ доказывается точно так же, как (3), поскольку $\eta_n^r = |\xi_n - \xi|^r \xrightarrow{p} 0$ и η_n^r равномерно интегрируемы вместе с $|\xi_n|^r$.

Следствие 2. Если $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$, $H(s)$ удовлетворяет условиям теоремы 4 и $H(\xi_n)$ равномерно интегрируема, то

$$MH(\xi_n) \rightarrow MH(\xi).$$

Это утверждение вытекает из теорем 4, 5, так как по теореме 4 $H(\xi_n) \xrightarrow{p} H(\xi)$.

Условие равномерной интегрируемости $\{\xi_n\}$ будет выполнено, если выполнено одно из следующих двух достаточных условий:

а) $|\xi_n| \leq \eta$, $M\eta < \infty$;

б) $M|\xi_n|^{1+\alpha} < c < \infty$ при некотором $\alpha > 0$.

Достаточность этих условий вытекает из соотношений

а) $M(|\xi_n|; |\xi_n| > N) \leq M(\eta; \eta > N) \rightarrow 0$ при $N \rightarrow \infty$;

б) $M(|\xi_n|; |\xi_n| > N) \leq M(|\xi_n|^{1+\alpha}/N^\alpha; |\xi_n| > N) \leq c/N^\alpha \rightarrow 0$ при $N \rightarrow \infty$.

Пользуясь этим замечанием, можно сформулировать еще два следствия теоремы 5.

Следствие 3 (теорема о сходимости мажорируемой последовательности). Если $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$ и $|\xi_n| < \eta$, $M\eta < \infty$, то существует $M\xi$ и $M\xi_n \rightarrow M\xi$.

Следствие 4. Если $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$, $M|\xi_n|^{r+\alpha} < c$, $\alpha > 0$, то $\xi_n \xrightarrow{(r)} \xi$.

Наконец, удобно будет выделить следующее очевидное следствие теоремы 5.

Следствие 5. Если $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$ и $H(x)$ — непрерывная ограниченная функция, то $MH(\xi_n) \rightarrow MH(\xi)$.

§ 2. Сходимость распределений

Мы ввели в § 1 три способа характеризовать близость случайных величин, заданных на одном вероятностном пространстве. Но как быть, если случайные величины заданы на разных вероятностных пространствах (или вообще неизвестно где заданы), а их распределения очень похожи? (Вспомним, например, теоремы Пуассона или Муавра — Лапласа). В этих случаях надо уметь характеризовать близость самих распределений. При удачном определении такой близости мы сможем во многих задачах приближать нужные, но труднодоступные распределения с помощью распределений известных и, как правило, более простых.

Итак, какие распределения считать близкими? Речь идет, очевидно, об определении сходимости последовательности функций распределения $F_n(x)$ к функции распределения $F(x)$. Было бы естественным, например, считать, что распределения величин $\xi_n = \xi + \frac{1}{n}$ и ξ сходятся при $n \rightarrow \infty$. Поэтому требовать малость $\sup_x |F_n(x) - F(x)|$ в определении сходимости было бы неразумно, так как этому условию не удовлетворяют распределения $\xi + \frac{1}{n}$ и ξ , если $F(x) = P(\xi < x)$ имеет хотя бы один разрыв.

Мы определим сходимость F_n к F как такую, которая возникает при рассмотрении сходимости по вероятности.

Определение 6. Будем говорить, что F_n слабо сходится к F , и обозначать это $F_n \Rightarrow F$, если для любой непрерывной и ограниченной функции $f(x)$

$$\int f(x) dF_n(x) \rightarrow \int f(x) dF(x). \quad (4)$$

Если речь идет о распределениях $P_n(B)$ и $P(B)$ (B — борелевские множества), соответствующих F_n и F , то говорят, что P_n слабо сходится к P , и обозначают это $P_n \Rightarrow P$. Очевидно,

что (4) можно записать также в виде

$$\int f(x) P_n(dx) \rightarrow \int f(x) P(dx) \quad \text{или} \quad Mf(\xi_n) \rightarrow Mf(\xi), \quad (5)$$

(ср. со следствием 5), где $\xi_n \in F_n$, $\xi \in F$.

Другое возможное определение слабой сходимости возникает из следующего утверждения:

Теорема 6*). $F_n \Rightarrow F$ тогда и только тогда, когда $F_n(x) \rightarrow F(x)$ в каждой точке x , являющейся точкой непрерывности F .

Доказательство. Пусть выполнено (4). Рассмотрим $\varepsilon > 0$ и непрерывную функцию $f_\varepsilon(t)$, равную 1 при $t < x$, 0 при $t \geq x + \varepsilon$ и меняющуюся линейно на $[x, x + \varepsilon]$. Так как

$$F_n(x) = \int_{-\infty}^x f_\varepsilon(t) dF_n(t) \leq \int f_\varepsilon(t) dF_n(t),$$

то в силу (4)

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} F_n(x) \leq \int f_\varepsilon(t) dF(t) \leq F(x + \varepsilon).$$

Если x — точка непрерывности F , то в силу произвольности ε получаем $\limsup_{n \rightarrow \infty} F_n(x) \leq F(x)$.

Совершенно аналогично с помощью функции $f_\varepsilon^*(t) = f_\varepsilon(t + \varepsilon)$ получаем неравенство

$$\liminf_{n \rightarrow \infty} F_n(x) \geq F(x).$$

Получим теперь обратное утверждение теоремы. Пусть $-M$ и N — такие точки непрерывности F , что $F(-M) < \varepsilon/5$, $1 - F(N) < \varepsilon/5$. Тогда $F_n(-M) < \varepsilon/4$, $1 - F_n(N) < \varepsilon/4$ при всех достаточно больших n . Поэтому, считая для простоты $|f| \leq 1$, получим, что

$$\int f dF_n \quad \text{и} \quad \int f dF \quad (6)$$

будут отличаться соответственно от

$$\int_{-M}^N f dF_n \quad \text{и} \quad \int_{-M}^N f dF$$

*) Во многих учебниках по теории вероятностей высказывание теоремы принимается за определение слабой сходимости. Однако определение $P_n \Rightarrow P$ в форме

$$\int f(x) P_n(dx) \rightarrow \int f(x) P(dx)$$

для всех ограниченных непрерывных функций f , по-видимому, целесообразнее, поскольку оно сохраняется и для распределений в произвольных топологических пространствах (см., например, [12], [1]).

меньше, чем на $\varepsilon/2$. Построим на полуотрезке $(-M, N]$ ступенчатую функцию f_ε со скачками в точках непрерывности F , которая отличалась бы от f меньше, чем на $\varepsilon/2$. Вне $(-M, N]$ функцию f_ε положим равной 0. Можно считать, например, что $f_\varepsilon(x) = \sum_{j=1}^h f(x_j) \delta_j(x)$, где $x_0 = -M$, $x_1, \dots, x_h = N$ есть выбранные нужным образом точки непрерывности F , функция $\delta_j(x)$ — индикатор полуотрезка $(x_{j-1}, x_j]$. Тогда $\int f_\varepsilon dF_n$ и $\int f_\varepsilon dF$ будут отличаться от интегралов (6) при достаточно больших n меньше, чем на ε . В то же время

$$\int f_\varepsilon dF_n = \sum_{j=1}^h f(x_j) [F_n(x_j) - F_n(x_{j-1})] \rightarrow \int f_\varepsilon dF.$$

Отсюда в силу произвольности $\varepsilon > 0$ следует сходимость (4) (надо воспользоваться неравенством

$$\limsup \int f dF_n \leq \varepsilon + \limsup \int f_\varepsilon dF_n = \varepsilon + \int f_\varepsilon dF \leq 2\varepsilon + \int f dF$$

и аналогичным неравенством для $\liminf \int f dF_n$). $\triangleleft$

Замечания по поводу другого, в известном смысле, более простого доказательства второго утверждения теоремы 6 см. в конце § 3 и в § 7.4.

Замечание 2. Если повторить с очевидными изменениями приведенное доказательство, то мы получим несколько иной эквивалент сходимости (4): *сходимость разностей $F_n(y) - F_n(x) \rightarrow F(y) - F(x)$ для любых x и y , являющихся точками непрерывности F .*

Замечание 3. Если $F(x)$ непрерывна, то сходимость $F_n \Rightarrow F$ эквивалентна *равномерной* сходимости $\sup_x |F_n(x) - F(x)| \rightarrow 0$.

Доказательство этого утверждения предоставляем читателю. Оно следует из того, что сходимость $F_n(x) \rightarrow F(x)$ при каждом x влечет за собой в силу непрерывности F равномерную сходимость на любом конечном отрезке. Равномерная малость $F_n(x) - F(x)$ на «краях» обеспечивается малостью $F(x)$ или $1 - F(x)$.

Замечание 4. Если распределения F_n и F дискретны и имеют скачки в одних и тех же точках $x_1, x_2, \dots$, то $F_n \Rightarrow F$ будет эквивалентной, очевидно, сходимости вероятностей значений $x_1, x_2, \dots$ ($F_n(x_k + 0) - F_n(x_k) \rightarrow F(x_k + 0) - F(x_k)$).

Введем теперь некоторые удобные для дальнейшего обозначения. Пусть ξ_n, ξ — некоторые случайные величины (заданные, вообще говоря, на разных вероятностных пространствах) такие, что $\xi_n \in P_n, \xi \in P$.

Определение 7. Если $P_n \Rightarrow P$, то будем говорить, что ξ_n *сходится к ξ по распределению* и обозначать это $\xi_n \Rightarrow \xi$.

Мы используем здесь тот же символ $\Rightarrow$, что и для обозначения слабой сходимости, но это нигде к недоразумениям не приведет.

Ясно, что $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$ влечет за собой $\xi_n \Rightarrow \xi$, но не наоборот.

Иногда удобно иметь также простой символ для записи выражения «распределения ξ_n слабо сходятся к P ». Мы будем записывать это соотношение в виде

$$\xi_n \Subset P, \quad (7)$$

так что символ $\Subset$ выражает тот же факт, что и $\Rightarrow$, но соединяет объекты разной природы так же, как это делает символ $\in$ в соотношении $\xi \in P$ (слева в (7) стоят случайные величины, а справа — распределение).

В этих терминах утверждение теоремы Пуассона можно записать в виде $S_n \Subset P_\mu$, а утверждение закона больших чисел для схемы Бернулли в виде $S_n/n \Subset I_p$.

Совпадение распределений ξ и η будем обозначать символом $\xi = \eta$.

Приведем аналоги теорем 4, 5 в терминах распределений. Теорема 4А. Если $\xi_n \Rightarrow \xi$ и $H(s)$ удовлетворяет условиям теоремы 4, то $H(\xi_n) \Rightarrow H(\xi)$.

Теорема 5А. Если $\xi_n \Rightarrow \xi$ и $\{\xi_n\}$ равномерно интегрируема, то существует $M\xi$ и $M\xi_n \rightarrow M\xi$.

Есть два пути доказательства этих теорем. Один из них состоит в сведении их к теоремам 4, 5. Для этого надо построить случайные величины $\xi'_n = F_n^{-1}(\eta)$ и $\xi' = F^{-1}(\eta)$, где $\eta \in U_{0,1}$, F_n^{-1} , F^{-1} — обратные функции к F_n , F и доказать, что $\xi'_n \xrightarrow{P} \xi'$ (известно, что $F^{-1}(\eta) \in F$; если F разрывна или не строго монотонна, то F^{-1} должна быть определена подходящим образом).

Другой путь состоит в проведении доказательств заново на языке распределений. При наличии незначительных дополнительных предположений, это оказывается иногда даже проще. Чтобы проиллюстрировать это, предположим, например, в теореме 4А, что функция H непрерывна. Надо доказать, что $Mg(H(\xi_n)) \rightarrow Mg(H(\xi))$ для любой непрерывной и ограниченной функции g . Но это есть прямое следствие (4), (5) при $f = g \circ H$ (f есть суперпозиция функций g и H).

В теореме 5А предположим, что $\xi_n \geq 0$ (это не ограничивает общности). Тогда, интегрируя по частям, получим

$$M\xi_n = - \int_0^\infty x dP(\xi_n \geq x) = \int_0^\infty P(\xi_n \geq x) dx. \quad (8)$$

Так как в силу равномерной интегрируемости

$$\sup_n \int_N^\infty P(\xi_n \geq x) dx \leq \sup_n M(\xi_n; \xi_n \geq N) \rightarrow 0$$

при $N \rightarrow \infty$, то интеграл в (8) сходится равномерно. Так как, кроме того, $P(\xi_n \geq x) \rightarrow P(\xi \geq x)$ п. в., то

$$\lim_{n \rightarrow \infty} M\xi_n = \lim_{n \rightarrow \infty} \int_0^\infty P(\xi_n \geq x) dx = \int_0^\infty P(\xi \geq x) dx = M\xi. \triangleleft$$

Бывает полезной также следующая

Теорема 7. Пусть $\xi_n \Rightarrow \xi$, $H(s)$ дифференцируема в точке a , $b_n \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$. Тогда

$$\frac{H(a + b_n \xi_n) - H(a)}{b_n} \Rightarrow \xi H'(a).$$

Если $H'(a) = 0$ и существует $H''(a)$, то

$$\frac{H(a + b_n \xi_n) - H(a)}{b_n^2} \Rightarrow \frac{\xi^2}{2} H''(a).$$

Доказательство. Рассмотрим функцию

$$h(x) = \begin{cases} \frac{H(a+x) - H(a)}{x} & \text{при } x \neq 0, \\ H'(a) & \text{при } x = 0, \end{cases}$$

которая будет непрерывной в точке $x = 0$. Так как $b_n \xi_n \Rightarrow 0$, то по теореме 4А $h(b_n \xi_n) \Rightarrow h(0) = H'(a)$. Пользуясь снова этой теоремой (для двумерных распределений), получим

$$\frac{H(a + b_n \xi_n) - H(a)}{b_n} = h(b_n \xi_n) \xi_n \Rightarrow H'(a) \xi.$$

Второе утверждение доказывается точно так же. $\triangleleft$

Многомерный аналог этой теоремы будет выглядеть несколько сложнее. При необходимости читатель может получить ее самостоятельно, следуя рассуждениям теоремы 7.

§ 3. Условия слабой сходимости

Вернемся к понятию слабой сходимости. Мы имеем два критерия этой сходимости: (4) и теорема 6. Однако с точки зрения приложений (проверки их в конкретных задачах) оба эти критерия неудобны. Значительно проще было бы, например, доказывать сходимость $Mf(\xi_n) \rightarrow Mf(\xi)$ не для всех ограниченных непрерывных f , а для функций f из какого-нибудь достаточно уз-

кого и просто устроенного класса. Ясно, что совсем узким такой класс быть не может.

Прежде чем формулировать основные утверждения, введем в рассмотрение некоторые понятия.

Расширим класс $\mathcal{F}$ всех функций распределения до класса $\mathcal{G}$ функций G , удовлетворяющих условиям $F1, F2$ § 3.3 и условиям $G(-\infty) \geq 0, G(\infty) \leq 1$. Функции G из $\mathcal{G}$ можно называть обобщенными распределениями. Их можно представлять себе как функции распределения несобственных случайных величин ξ , принимающих с положительной вероятностью и бесконечные значения, так что $G(-\infty) = P(\xi = -\infty), 1 - G(\infty) = P(\xi = \infty)$. Мы будем писать $G_n \Rightarrow G, G_n \in \mathcal{G}, G \in \mathcal{G}$, если $G_n(x) \rightarrow G(x)$ во всех точках непрерывности $G(x)$.

Теорема 8 (Хелли). *Класс $\mathcal{G}$ есть компакт относительно сходимости $\Rightarrow$, т. е. из любой последовательности $\{G_n\}, G_n \in \mathcal{G}$ можно выделить сходящуюся подпоследовательность $G_{n_k} \Rightarrow G \in \mathcal{G}$.*

Доказательство этой теоремы см. в Приложении 4.

Следствие 6. *Если любая сходящаяся подпоследовательность $\{G_{n_k}\}$ из $\{G_n\}, G_n \in \mathcal{G}$, сходится к G , то $G_n \Rightarrow G$.*

Доказательство. Если $G_n \not\Rightarrow G$, то существует точка x_0 непрерывности G такая, что $G_n(x_0) \not\rightarrow G(x_0)$. Так как $G_n(x_0) \in [0, 1]$, то должна существовать подпоследовательность $G_{n_k}(x_0) \rightarrow g \neq G(x_0)$. Однако по предположению это невозможно, так как $G_{n_k}(x_0) \rightarrow G(x_0)$. $\blacktriangleleft$

Причина расширения класса $\mathcal{F}$ всех функций распределения состоит в том, что этот класс не является компактом (в смысле теоремы 8), а сходимость $F_n \Rightarrow G, F_n \in \mathcal{F}$, еще не означает, что $G \in \mathcal{F}$. Например, последовательность

$$F_n(x) = \begin{cases} 0, & x \leq -n, \\ 1/2, & -n < x \leq n, \\ 1, & x > n \end{cases} \quad (9)$$

всюду сходится к функции $G(x) \equiv 1/2 \notin \mathcal{F}$, соответствующей несобственной случайной величине, принимающей значения $\pm\infty$ с вероятностями $1/2$.

Однако иметь дело с классом $\mathcal{G}$ тоже не совсем удобно. Дело в том, что сходимость в точках непрерывности $G_n \Rightarrow G$ в классе $\mathcal{G}$ вовсе не эквивалентна сходимости $\int f dG_n \rightarrow \int f dG$ (см. пример

(9) для $f \equiv 1$), да и сами интегралы $\int f dG$ не определяют однозначно G (они определяют *приращения* G , но не значения $G(-\infty)$ и $G(\infty)$). Введем теперь два понятия, которые помогут избежать отмеченных неудобств.

Определение 8. Последовательность распределений $\{P_n\}$ (или функций распределения $\{F_n\}$) называется *плотной*, если для

любого $\varepsilon > 0$ существует N такое, что

$$\inf_n P_n(|-N, N|) > 1 - \varepsilon. \quad (10)$$

Определение 9. Мы будем говорить, что класс $\mathcal{L}$ непрерывных и ограниченных функций *определяет распределение*, если равенство

$$\int f(x) dF(x) = \int f(x) dG(x), \quad F \in \mathcal{F}, \quad G \in \mathcal{G},$$

для всех $f \in \mathcal{L}$ влечет за собой $F = G$ (или $Mf(\xi) = Mf(\eta)$ для всех $f \in \mathcal{L}$, где одна из случайных величин ξ, η собственная, влечет $\xi = \eta$).

Основной теоремой этого параграфа является

Теорема 9. Пусть класс $\mathcal{L}$ определяет распределение. Тогда для существования распределения $F \in \mathcal{F}$ такого, что $F_n \Rightarrow F$, необходимо и достаточно, чтобы*)

- 1) последовательность $\{F_n\}$ была плотной;
- 2) существовал $\lim_{n \rightarrow \infty} \int f dF_n$ для всех $f \in \mathcal{L}$.

Доказательство теоремы 9. Необходимость очевидна.

Достаточность. В силу теоремы 8 существует подпоследовательность $F_{n_k} \Rightarrow F \in \mathcal{G}$. Но по условию 1) $F \in \mathcal{F}$. Действительно, если $x \geq N$ есть точка непрерывности F , то по определению 8 $F(x) = \lim F_{n_k}(x) \geq 1 - \varepsilon$. Аналогично устанавливается, что для $x \leq -N$ выполняется $F(x) < \varepsilon$. Так как ε произвольно, то $F(-\infty) = 0, F(\infty) = 1$.

Далее, возьмем любую другую сходящуюся подпоследовательность $F_{n_k} \Rightarrow G \in \mathcal{F}$. Тогда для любой $f \in \mathcal{L}$

$$\lim \int f dF_{n_k} = \int f dF, \quad \lim \int f dF_{n_k} = \int f dG. \quad (11)$$

Но по условию 2)

$$\int f dF = \int f dG, \quad (12)$$

и, следовательно, $F = G$. По следствию 6 теорема доказана. $\triangleleft$

Если доказывать сходимость к «известному» распределению $F \in \mathcal{F}$, то условие плотности в теореме 9 становится ненужным.

Следствие 7. Пусть класс $\mathcal{L}$ определяет распределение и

$$\int f dF_n \rightarrow \int f dF, \quad F \in \mathcal{G}, \quad (13)$$

*) В таком виде теорема о сходимости распределений сохраняется и для пространств более общей природы. Роль отрезков $[-N, N]$ в (10) в этом случае играют компакты. (Ср. с [1], [5], [12], [21].)

для любой $f \in \mathcal{L}$. Пусть, кроме того, выполнено хотя бы одно из следующих трех условий:

- 1) последовательность $\{F_n\}$ является плотной;
- 2) $F \in \mathcal{F}$;
- 3) $f \equiv 1 \in \mathcal{L}$.

Тогда $F \in \mathcal{F}$ и $F_n \Rightarrow F$.

Доказательство следствия почти очевидно. Утверждение при условии 1) сразу вытекает из теоремы 9. Условие 3) и сходимость (13) влекут за собой условие 2). Если выполнено 2), то в соотношениях (14), (12) $F \in \mathcal{F}$, и, значит, $G = F$. ◀

Так как, как правило (увидим это ниже), хотя бы одно из условий 1)–3) бывает выполненным, то основной задачей становится проверка сходимости (13) для класса $\mathcal{L}$.

Отметим также, что в случае, когда доказывается сходимость к «известному» заранее распределению $F \in \mathcal{F}$, вся схема рассуждений может быть иной и более простой. Один из таких альтернативных подходов изложен в § 7.4.

Приведем теперь несколько примеров классов $\mathcal{L}$, определяющих распределение.

Пример 1. Класс $\mathcal{L}_0$ функций, имеющих вид

$$f_{a,\varepsilon}(x) = \begin{cases} 1, & x \leq a, \\ 0, & x \geq a + \varepsilon. \end{cases}$$

На отрезке $[a, a + \varepsilon]$ функции $f_{a,\varepsilon}$ определяются как линейные и непрерывные (график $f_{a,\varepsilon}(x)$ см. на рис. 7). Это двухпараметрическое семейство функций.

Покажем, что $\mathcal{L}_0$ определяет распределение. Пусть

$$\int f dF = \int f dG$$

для всех $f \in \mathcal{L}_0$. Тогда

$$F(a) \leq \int f_{a,\varepsilon} dF = \int f_{a,\varepsilon} dG \leq G(a + \varepsilon),$$

и наоборот,

$$G(a) \leq F(a + \varepsilon)$$

для любого $\varepsilon > 0$. Если взять в качестве a точку непрерывности F и G , мы получим

$$F(a) = G(a), \quad F = G. \quad \blacktriangleleft$$

Аналогичным образом легко убедиться, что класс $\hat{\mathcal{L}}_0$ «трапецеобразных» функций $f(x) = \min(f_{a,\varepsilon}, 1 - f_{b,\varepsilon})$ также определяет распределение.

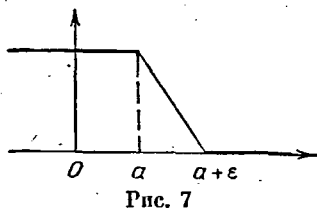


Рис. 7

Пример 2. Класс $\mathcal{L}_1$ непрерывных ограниченных функций, таких, что для каждой $f \in \mathcal{L}_0$ (или $f \in \tilde{\mathcal{L}}_0$) существует последовательность $f_n \in \mathcal{L}_1$, $\sup_x |f_n(x)| < M$, для которой $\lim_{n \rightarrow \infty} f_n(x) = f(x)$ при каждом $x \in R$.

Пусть $\int f dF = \int f dG$ для всех $f \in \mathcal{L}_1$. По теореме о сходимости мажорируемой последовательности

$$\lim \int f_n dF = \int f dF, \quad \lim \int f_n dG = \int f dG, \quad f \in \mathcal{L}_0.$$

Поэтому $\int f dF = \int f dG$, $f \in \mathcal{L}_0$; $F = G$ и, следовательно, $\mathcal{L}_1$ определяет распределения.

Пример 3. Класс C_k всех ограниченных функций $f(x)$ с ограниченной равномерно непрерывной производной $f^{(k)}(x)$, k -го порядка $\left(\sup_x |f^{(k)}(x)| < \infty\right)$.

Очевидно, C_k определяет распределение, так как обладает свойствами $\mathcal{L}_1$.

Точно так же убеждаемся, что будет определять распределение подкласс $C_k^0 \subset C_k$ финитных функций (обращающихся в нуль вне конечного интервала). Это следует из того, что C_k^0 обладает свойством класса $\mathcal{L}_1$ относительно класса $\mathcal{L}_0$ трапецеообразных (и, следовательно, финитных) функций.

Очевидно, что класс C_k удовлетворяет условию 3) следствия 7 и, стало быть, для доказательства сходимости $F_n \Rightarrow F \in \mathcal{F}$ достаточно проверять сходимость (13) лишь для $f \in C_k$.

Если в качестве $\mathcal{L}$ взять класс C_k^0 финитных дифференцируемых функций, то соотношение (13) вместе с условием 2) следствия 1 можно записать в виде

$$\int F_n f' dx \rightarrow \int F f' dx, \quad F \in \mathcal{F}. \quad (14)$$

(Нужно произвести интегрирование по частям в (13), где f' снова есть финитная дифференцируемая функция.) Критерий сходимости (14) иногда бывает полезным. Из него сразу видно, например, что из сходимости $F_n(x) \rightarrow F(x)$ в точках непрерывности (т. е. почти всюду) следует (13), так как из названной сходимости и теоремы о мажорируемой сходимости вытекает соотношение (14), эквивалентное (13).

Пример 4. Одним из наиболее важных классов, определяющих распределение, является однопараметрическое семейство комплекснозначных функций $\{e^{itx}\}$, $t \in R$.

Изучению свойств $\int e^{itx} dF(x)$ будет посвящена следующая глава.

Все сказанное в этой главе может быть после очевидных изменений перенесено на многомерный случай.

Глава 7

ХАРАКТЕРИСТИЧЕСКИЕ ФУНКЦИИ

§ 1. Определение и свойства характеристических функций

Предварительно отметим, что наряду с вещественными случайными величинами $\xi(\omega)$ мы с таким же успехом можем рассматривать и комплекснозначные случайные величины, понимая под этим функцию $\xi_1(\omega) + i\xi_2(\omega)$, где (ξ_1, ξ_2) — случайный вектор. Естественно положить $M(\xi_1 + i\xi_2) = M\xi_1 + iM\xi_2$. Комплекснозначные случайные величины $\xi = \xi_1 + i\xi_2$ и $\eta = \eta_1 + i\eta_2$ независимы, если σ -алгебры $\sigma(\xi_1, \xi_2)$ и $\sigma(\eta_1, \eta_2)$, порожденные соответственно векторами (ξ_1, ξ_2) и (η_1, η_2) , независимы. Без труда проверяется, что для таких величин

$$M\xi\eta = M\xi M\eta.$$

Определение 1. *Характеристической функцией (х. ф.) вещественной случайной величины ξ называется комплекснозначная функция*

$$\varphi_{\xi}(t) = Me^{it\xi} = \int e^{itx} dF(x),$$

где t — действительное число.

Если функция распределения имеет плотность $f(x)$, то х. ф. равна $\varphi_{\xi}(t) = \int e^{itx} f(x) dx$ и есть просто преобразование Фурье функции $f(x)$. В общем случае х. ф. есть преобразование Фурье — Стильеса над функцией $F(x)$. Х. ф. существует для любой случайной величины ξ . Это сразу следует из того, что

$$|\varphi_{\xi}(t)| = \left| \int e^{itx} dF(x) \right| \leq \int 1 dF(x) = 1.$$

Х. ф. представляют собой прекрасный аппарат для исследования свойств сумм независимых случайных величин.

Свойства характеристических функций.

1. Для любой случайной величины ξ

$$\varphi_{\xi}(0) = 1 \quad \text{и} \quad |\varphi_{\xi}(t)| \leq 1 \quad \text{для всех } t.$$

Это свойство очевидно.

2.

$$\varphi_{a\xi+b}(t) = e^{itb} \varphi_{\xi}(ta).$$

Действительно,

$$\varphi_{a\xi+b}(t) = Me^{it(a\xi+b)} = e^{itb} Me^{ita\xi} = e^{itb} \varphi_{\xi}(ta). \quad \blacktriangleleft$$

3. Если $\xi_1, \dots, \xi_n$ — независимые случайные величины, то х. ф. суммы $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$ равна

$$\varphi_{S_n}(t) = \varphi_{\xi_1}(t) \dots \varphi_{\xi_n}(t).$$

Доказательство следует из свойств математического ожидания произведения независимых случайных величин. Действительно,

$$\begin{aligned} \varphi_{S_n}(t) &= Me^{it(\xi_1 + \dots + \xi_n)} = Me^{it\xi_1} e^{it\xi_2} \dots e^{it\xi_n} = \\ &= Me^{it\xi_1} Me^{it\xi_2} \dots Me^{it\xi_n} = \varphi_{\xi_1}(t) \varphi_{\xi_2}(t) \dots \varphi_{\xi_n}(t). \quad \blacktriangleleft \end{aligned}$$

Так что свертке $F_{\xi_1} * F_{\xi_2}$ соответствует произведение $\varphi_{\xi_1} \varphi_{\xi_2}$.

4. Х. ф. $\varphi_{\xi}(t)$ является равномерно непрерывной функцией. Действительно,

$$|\varphi(t+h) - \varphi(t)| = |M(e^{i(t+h)\xi} - e^{it\xi})| \leq M|e^{ih\xi} - 1| \rightarrow 0$$

по теореме о сходимости мажорируемой последовательности (см. следствие 6.3), так как $|e^{ih\xi} - 1| \rightarrow 0$ при $h \rightarrow 0$, $|e^{ih\xi} - 1| \leq 2$.

5. Если существует k -й момент $M|\xi|^k < \infty$, $k \geq 1$, то существует непрерывная k -я производная функции $\varphi_{\xi}(t)$ и $\varphi_{\xi}^{(k)}(0) = i^k M\xi^k$.

Так как $|\int ix e^{itx} dF(x)| \leq \int |x| dF(x) = M|\xi| < \infty$, то интеграл $\int ix e^{itx} dF(x)$ равномерно сходится относительно t . Поэтому возможно дифференцирование под знаком интеграла:

$$\varphi'(t) = i \int x e^{itx} dF(x), \quad \varphi'(0) = i M\xi.$$

Дальнейшие рассуждения проводятся по индукции. Если для $l < k$

$$\varphi^{(l)}(t) = i^l \int x^l e^{itx} dF(x),$$

то

$$\varphi^{(l+1)}(t) = i^{l+1} \int x^{l+1} e^{itx} dF(x)$$

в силу равномерной сходимости интеграла в правой части. Значит, $\varphi^{(l+1)}(0) = i^{l+1} M\xi^{l+1}$. $\blacktriangleleft$

Следовательно, если $M|\xi|^k < \infty$, то в окрестности точки $t=0$ справедливо разложение

$$\varphi(t) = 1 + \sum_{j=1}^k \frac{(it)^j}{j!} M\xi^j + o(|t|^k). \quad (1)$$

Утверждение в обратную сторону верно лишь частично:

Если производная четного порядка $\varphi^{(2k)}$ существует, то

$$M|\xi|^{2k} < \infty, \quad \varphi^{(2k)}(0) = i^k M \xi^{2k}.$$

Докажем это свойство для $k=1$ (далее можно использовать индукцию). Достаточно убедиться в конечности $M|\xi|^2$. Имеем

$$-\frac{2\varphi(0) - \varphi(2h) - \varphi(-2h)}{4h^2} = M \left(\frac{e^{ih\xi} - e^{-ih\xi}}{2h} \right)^2 = M \frac{\sin^2 h\xi}{h^2}.$$

Так как $\frac{\sin^2 h\xi}{h^2} \rightarrow \xi^2$ при $h \rightarrow 0$, то по лемме Фату

$$\begin{aligned} \varphi''(0) &= \lim_{h \rightarrow 0} \left(-\frac{2\varphi(0) - \varphi(2h) - \varphi(-2h)}{4h^2} \right) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{M \sin^2 h\xi}{h^2} \geq \\ &\geq M \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\sin^2 h\xi}{h^2} = M \xi^2. \end{aligned}$$

6. Если $\xi \geq 0$, то $\varphi_\xi(\lambda)$ определена в плоскости комплексного переменного λ при $\text{Im} \lambda \geq 0$. При этом $|\varphi_\xi(\lambda)| \leq 1$, $\varphi_\xi(\lambda)$ есть аналитическая функция в области $\text{Im} \lambda > 0$, непрерывная, включая границу $\text{Im} \lambda = 0$.

Аналитичность следует из возможности при $\text{Im} \lambda > 0$ дифференцирования под знаком интеграла

$$\varphi_\xi(\lambda) = \int_0^\infty e^{i\lambda x} dF(x).$$

Непрерывность доказывается так же, как в свойстве 4. Сказанное означает, что для неотрицательных ξ х. ф. $\varphi_\xi(\lambda)$ однозначно определяет функцию $\beta(s)$ вещественного переменного $s \geq 0$, равную $\beta(s) = \varphi_\xi(is) = M e^{-s\xi}$ и называемую преобразованием Лапласа (или Лапласа — Стильбеса) над распределением ξ .

Из свойств аналитических функций вытекает и обратное утверждение: преобразование Лапласа $\beta(s)$ на полуоси $s \geq 0$ однозначно определяет х. ф. $\varphi_\xi(\lambda)$.

7. $\overline{\varphi}_\xi(t) = \varphi_\xi(-t) = \varphi_{-\xi}(t)$, где черта означает комплексную сопряженность.

Доказательство следует из равенств

$$\overline{\varphi}_\xi(t) = \overline{M e^{it\xi}} = M \overline{e^{it\xi}} = M e^{-it\xi}. \quad \triangleleft$$

Отсюда следует, что если ξ симметрична (распределена так же, как $-\xi$), то ее х. ф. вещественна. Можно показать и обратное, если воспользоваться теоремой единственности, о которой речь будет идти ниже.

Найдем теперь х. ф. основных законов распределений.

Пример 1. Если $\xi = a$ с вероятностью 1, т. е. $\xi \in I_a$, то $\varphi_\xi(t) = e^{ita}$.

Пример 2. Если $\xi \in B_p$, то $\varphi_\xi(t) = pe^{it} + (1-p) = 1 + p(e^{it} - 1)$.

Пример 3. Если $\xi \in \Phi_{0,1}$, то

$$\varphi(t) = \varphi_\xi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx - \frac{x^2}{2}} dx.$$

Дифференцируя по t и интегрируя по частям ($xe^{-x^2/2} dx = -de^{-x^2/2}$), получим

$$\varphi'(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} ixe^{itx - \frac{x^2}{2}} dx = -\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} te^{itx - \frac{x^2}{2}} dx = -t\varphi(t),$$

$$(\ln \varphi(t))' = -t, \quad \ln \varphi(t) = -\frac{t^2}{2} + c.$$

Так как $\varphi(0) = 1$, то $c = 0$, $\varphi(t) = e^{-t^2/2}$. $\triangleleft$

Пусть теперь η — нормально распределенная случайная величина с параметрами (a, σ) . Тогда ее можно представить в виде $\eta = \sigma\xi + a$, где ξ нормально распределена с параметрами $(0, 1)$. Х. ф. η определяется по свойству 2:

$$\varphi_\eta(t) = e^{ita} e^{-\frac{(t\sigma)^2}{2}} = e^{ita - \frac{t^2\sigma^2}{2}}.$$

Дифференцируя $\varphi_\eta(t)$ для $\eta \in \Phi_{0,\sigma^2}$, получим $M\eta^k = 0$ при нечетных k и $M\eta^k = \sigma^k (k-1)(k-3)\dots 1$ при $k = 2, 4, \dots$

Пример 4. Если $\xi \in \Pi_\mu$, то

$$\begin{aligned} \varphi_\xi(t) &= Me^{it\xi} = \\ &= \sum_k e^{itk} \frac{\mu^k}{k!} e^{-\mu} = e^{-\mu} \sum_k \frac{(\mu e^{it})^k}{k!} = e^{-\mu} e^{\mu e^{it}} = \exp[\mu(e^{it} - 1)]. \end{aligned}$$

Пример 5. Если ξ имеет показательное распределение Γ_α с плотностью $\alpha e^{-\alpha x}$ при $x \geq 0$, то

$$\varphi_\xi(t) = \alpha \int_0^{\infty} e^{itx - \alpha x} dx = \frac{\alpha}{\alpha - it}.$$

Значит, если ξ имеет «двустороннее» показательное распределение с плотностью $\frac{1}{2} e^{-|x|}$, $-\infty < x < \infty$, то

$$\varphi_\xi(t) = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{1 - it} + \frac{1}{1 + it} \right) = \frac{1}{1 + t^2}.$$

Если ξ имеет геометрическое распределение, $P(\xi = k) = (1-p)p^k$, $k = 0, 1, \dots$, то

$$\varphi_{\xi}(t) = \frac{1-p}{1-pe^{it}}.$$

Пример 6. Если $\xi \in K_{0,1}$ (имеет плотность $\frac{1}{\pi(1+x^2)}$), то $\varphi_{\xi}(t) = e^{-|t|}$. Читатель может легко доказать это чуть позже, пользуясь формулой обращения и примером 5.

Пример 7. Если $\xi \in U_{0,1}$, то

$$\varphi_{\xi}(t) = \int_0^1 e^{itx} dx = \frac{e^{it} - 1}{it}.$$

Х. ф. сумм $\xi_1 + \xi_2$, $\xi_1 + \xi_2 + \xi_3$, ..., рассматривавшихся в примере 3.5, будут равны в силу свойств 3

$$\varphi_{\xi_1 + \xi_2}(t) = -\frac{(e^{it} - 1)^2}{t^2}, \quad \varphi_{\xi_1 + \xi_2 + \xi_3}(t) = -\frac{(e^{it} - 1)^3}{it^3}, \dots$$

Как установить, является ли та или иная функция φ характеристической? Иногда это можно сделать с помощью указанных свойств. Предлагаем читателю установить, являются ли характеристическими функции $(1+t)^{-1}$, $1+t$, $\sin t$, $\cos t$ и, если являются, то каким распределениям соответствуют.

В общем случае поставленный вопрос является сложным. Сформулируем здесь без доказательства один из известных результатов.

Теорема Бохнера — Хинчина. Для того чтобы непрерывная функция $\varphi(t)$, обладающая свойством $\varphi(0) = 1$, была характеристической, необходимо и достаточно, чтобы она была неотрицательно определенной, т. е. чтобы для любых действительных $t_1, \dots, t_n$ и любых комплексных чисел $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ выполнялось ($\bar{\lambda}$ — сопряженное к λ)

$$\sum_{k,j=1}^n \varphi(t_k - t_j) \lambda_k \bar{\lambda}_j \geq 0.$$

Отметим, что необходимость этого условия почти очевидна, так как если $\varphi(t) = Me^{it\xi}$, то

$$\sum_{k,j=1}^n \varphi(t_k - t_j) \lambda_k \bar{\lambda}_j = M \sum_{k,j=1}^n e^{i(t_k - t_j)\xi} \lambda_k \bar{\lambda}_j = M \left| \sum_{k=1}^n \lambda_k e^{it_k \xi} \right|^2 \geq 0.$$

Укажем теперь еще два свойства х. ф.

8. Если распределение ξ имеет плотность, то $\varphi_{\xi}(t) \rightarrow 0$ при $t \rightarrow \infty$.

Это есть прямое следствие теоремы Лебега о преобразованиях Фурье. Обратное утверждение неверно. В целом же скорость стремления к 0 функции $\varphi_{\xi}(t)$ при $|t| \rightarrow \infty$ тем выше, чем выше гладкость $F(x)$. Формулы примера 7 в этом смысле типичны. Если плотность $f(x)$ имеет интегрируемую k -ую производную, то интегрированием по частям получаем

$$\varphi_{\xi}(t) = \int e^{itx} f(x) dx = \frac{1}{it} \int e^{itx} f'(x) dx = \dots = \frac{1}{(it)^k} \int e^{itx} f^{(k)}(x) dx.$$

Отсюда следует, что

$$|\varphi_{\xi}(t)| \leq \frac{c}{|t|^k}.$$

9. Будем называть распределение ξ *решетчатым с шагом решетки h* , если существуют a и h такие, что

$$\sum_{k=-\infty}^{\infty} P(\xi = a + kh) = 1.$$

Случайная величина ξ имеет решетчатое распределение с шагом $h > 0$ тогда и только тогда, когда

$$\left| \varphi_{\xi} \left(\frac{2\pi}{h} \right) \right| = 1.$$

Действительно, если ξ решетчата, то

$$\varphi_{\xi}(t) = e^{ita} \sum_k P(\xi = a + kh) e^{itkh}$$

и, следовательно,

$$\varphi_{\xi} \left(\frac{2\pi}{h} \right) = e^{2\pi ia/h}. \quad (2)$$

Обратно, если верно (2), то при $t = 2\pi/h$

$$\varphi_{\xi-a}(t) = M \cos t(\xi - a) + iM \sin t(\xi - a) = 1.$$

Следовательно, $M(1 - \cos t(\xi - a)) = 0$ и по свойству $M 4 \cos t(\xi - a) = 1$, $(\xi - a)2\pi/h = 2\pi k$, $k = k(\omega)$ с вероятностью 1.

Среди решетчатых распределений важное место занимают распределения *целочисленных* случайных величин. Для них a и h — целые числа, и мы можем положить для простоты $a = 0$, $h = 1$. Тогда $\varphi_{\xi}(t)$ будет функцией переменной $z = e^{it}$ и будет периодической по t с периодом 2π . Значит, в этом случае достаточно знать поведение х. ф. на отрезке $[-\pi, \pi]$, или, что то же, знать поведение функции

$$\psi_{\xi}(z) = Mz^{\xi} = \sum z^k P(\xi = k)$$

на единичной окружности $|z| = 1$. Функция $\psi_{\xi}(z)$ называется *производящей функцией случайной величины ξ* (или *распреде-*

ния ξ). Так как $\psi(e^{it}) = \varphi_t(t)$ есть х. ф., то для производящих функций остаются справедливыми все свойства х. ф. с теми лишь изменениями, которые вытекают из замены аргумента. Подробнее о приложениях аппарата производящих функций см. § 8.

§ 2. Формула обращения

Итак, для каждой случайной величины определена соответствующая ей х. ф. Покажем теперь, что класс $\mathcal{L}$ функций e^{itx} определяет распределение, т. е. что по х. ф. однозначно восстанавливается распределение. Этот факт доказывает формула обращения.

Теорема 1 (формула обращения). Если $F(x)$ — функция распределения случайной величины ξ , а $\varphi(t)$ — х. ф. ξ , то для любых точек непрерывности x и y функции $F(x)$

$$F(y) - F(x) = \frac{1}{2\pi} \lim_{\sigma \rightarrow 0} \int \frac{e^{-itx} - e^{-ity}}{it} \varphi(t) e^{-t^2 \sigma^2} dt. \quad (3)$$

Если функция $\varphi(t)/t$ интегрируема на бесконечности, то становится законным предельный переход под знаком интеграла, и можно записать

$$F(y) - F(x) = \frac{1}{2\pi} \int \frac{e^{-itx} - e^{-ity}}{it} \varphi(t) dt. \quad (4)$$

Доказательство. Предположим сначала, что существует плотность $f(x)$, а х. ф. $\varphi(t)$ интегрируема. Тогда в силу известной формулы обращения для преобразования Фурье

$$f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} \varphi(t) dt. \quad (5)$$

Утверждение теоремы в этом случае получится, если проинтегрировать обе части этого равенства в пределах от x до y и поменять в правой части (в силу абсолютной сходимости) порядок интегрирования **).

*) В литературе формула обращения часто приводится также в виде

$$F(y) - F(x) = \frac{1}{2\pi} \lim_{A \rightarrow \infty} \int_{-A}^A \frac{e^{-itx} - e^{-ity}}{it} \varphi(t) dt, \text{ эквивалентном (3).}$$

**) Формулу (4) можно получить из (5) и без интегрирования, заметив, что $\frac{F(y) - F(x)}{y - x}$ есть значение в нуле плотности, равной свертке двух плотностей: $f(x)$ и плотности равномерного на $[-y, -x]$ распределения (замечание по этому поводу см. также в конце § 4.5). Х. ф. этой свертки равна $\frac{e^{-itx} - e^{-ity}}{(y - x)it} \varphi(t)$.

Пусть теперь $\varphi(t)$ — характеристическая функция ξ с произвольным распределением $F(x)$. Рассмотрим на одном вероятностном пространстве с ξ случайную величину η , независимую от ξ и распределенную нормально с параметрами $(0, 2\sigma^2)$. Как мы уже знаем, характеристическая функция η будет равна $e^{-t^2\sigma^2}$.

Это означает, что характеристическая функция $\xi + \eta$, равная $\varphi(t)e^{-t^2\sigma^2}$, интегрируема. Поэтому будет справедливо равенство

$$F_{\xi+\eta}(y) - F_{\xi+\eta}(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{e^{-itx} - e^{-ity}}{it} \varphi(t) e^{-t^2\sigma^2} dt. \quad (6)$$

Так как $P(|\eta| > \delta) \rightarrow 0$ при любом $\delta > 0$ и $\sigma \rightarrow 0$, то в силу гл. 6 $F_{\xi+\eta} \Rightarrow F$ (если бы была последовательность $\sigma_k \rightarrow 0$, и каждому σ_k соответствовала бы своя случайная величина η_k , то, очевидно, мы имели бы $\xi + \eta_k \xrightarrow{p} \xi$; $F_{\xi+\eta_k} \Rightarrow F$).

Значит, если x и y есть точки непрерывности F , то $F(y) - F(x) = \lim_{\sigma \rightarrow 0} (F_{\xi+\eta}(y) - F_{\xi+\eta}(x))$. Это вместе с (6) доказывает утверждение теоремы. $\triangleleft$

В доказательстве этой теоремы использован прием, который можно назвать «сглаживанием» распределений. Он часто применяется для преодоления технических трудностей, связанных с формулой обращения.

Следствие 1 (теорема единственности). *Х. ф. случайной величины однозначно определяет ее функцию распределения.*

Доказательство следует из формулы обращения и из того, что разности $F(y) - F(x)$ однозначно определяют $F(x)$. $\triangleleft$

Для решетчатых распределений формула обращения упрощается. Пусть для простоты ξ — целочисленная случайная величина и $\psi_{\xi}(z) = Mz^{\xi}$ есть ее производящая функция. Тогда

$$P(\xi = k) = \frac{1}{2\pi i} \int_{|z|=1} \psi_{\xi}(z) z^{-k-1} dz. \quad (7)$$

Действительно, переходя к х. ф. $\varphi_{\xi}(t) = \sum_j e^{itj} P(\xi = j)$ и делая замену в (7) $z = it$, получим, что интеграл в правой части (7) равен

$$\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{-itk} \varphi_{\xi}(t) dt = \frac{1}{2\pi} \sum_j P(\xi = j) \int_{-\pi}^{\pi} e^{it(j-k)} dt.$$

Здесь все интегралы в правой части, очевидно, равны нулю, кроме интеграла при $j = k$, равного 2π . $\triangleleft$

Формула (7) есть не что иное, как формула для коэффициентов ряда Фурье и имеет простой геометрический смысл.

Функции $\{e_k = e^{ikh}\}$ образуют ортонормированный базис в гильбертовом пространстве $\mathcal{L}_2(-\pi, \pi)$ комплекснозначных функций, интегрируемых с квадратом, со скалярным произведением

$$(f, g) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(t) \bar{g}(t) dt$$

($\bar{g}$ — комплексно-сопряженное к g). Если $\varphi_{\xi} = \sum e_k P(\xi = k)$, то из равенства $\varphi_{\xi} = \sum e_k (\varphi_{\xi}, e_k)$ немедленно следует, что

$$P(\xi = k) = (\varphi_{\xi}, e_k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{-ikh} \varphi_{\xi}(t) dt.$$

§ 3. Теорема непрерывности (сходимости)

Пусть $\{\varphi_n(t)\}_{n=1}^{\infty}$ — последовательность х. ф., а $\{F_n\}_{n=1}^{\infty}$ — последовательность соответствующих функций распределения. Напомним, что знак $\Rightarrow$ означает слабую сходимость распределений, определенную нами в гл. 6.

Теорема 2 (теорема непрерывности). *Для сходимости $F_n \Rightarrow F$ необходимо и достаточно, чтобы $\varphi_n(t) \rightarrow \varphi(t)$ при каждом t , где $\varphi(t)$ — х. ф., соответствующая F .*

Теорема очевидным образом вытекает из следствия 7 предыдущей главы (здесь выполнены сразу два из достаточных условий следствия 6.7: условия 2) и 3)). Ее доказательство будет получено также более простым способом в § 4.

В § 1 для неотрицательных случайных величин ξ было введено понятие преобразования Лапласа $\beta(s) = M e^{-s\xi}$. Пусть $\beta_n(s)$, $\beta(s)$ — преобразования Лапласа, соответствующие F_n и F . Справедливо аналогичное теореме 2 утверждение:

Для $F_n \Rightarrow F$ необходимо и достаточно, чтобы $\beta_n(s) \rightarrow \beta(s)$ при каждом $s \geq 0$.

Как и теорема 2, это утверждение вытекает из следствия 6.7, так как класс функций $\{f(x) = e^{-sx}\}$, $s \geq 0$, (как и $\{e^{itx}\}$) определяет распределение (см. свойство 6 § 1) и, кроме того, выполнены достаточные условия 2), 3) следствия 6.7.

Теорема 2 обладает одним недостатком — в ней заранее требуется знать, что функция $\varphi(t)$, к которой сходятся х. ф., является характеристической. Между тем таких сведений может не быть (см., например, § 8.9). В связи с этим возникает естественно вопрос, при каких условиях предельная функция $\varphi(t)$ будет характеристической.

Ответ на этот вопрос содержится в следующей теореме:

Теорема 3. Пусть $\varphi_n(t) = \int e^{itx} dF_n(x)$ есть последовательность характеристических функций и $\varphi_n(t) \rightarrow \varphi(t)$ при $n \rightarrow \infty$ и при каждом t .

Тогда следующие три условия эквивалентны:

- а) $\varphi(t)$ является х. ф.,
- б) $\varphi(t)$ непрерывна в точке $t = 0$,
- в) последовательность $\{F_n\}$ является плотной.

Таким образом, если мы установим, что $\varphi_n(t) \rightarrow \varphi(t)$ и выполнено одно из трех перечисленных свойств, то можно утверждать, что существует распределение F такое, что φ является х. ф. F и $F_n \Rightarrow F$.

Доказательство. Эквивалентность условий а) и в) вытекает из теоремы 6.9. То, что из а) следует б), известно. Осталось установить, что из б) следует в). Для этого покажем сначала, что справедлива

Лемма 1. Если φ есть х. ф. ξ , то при любом $u > 0$

$$P\left(|\xi| > \frac{2}{u}\right) \leq \frac{1}{u} \int_{-u}^u [1 - \varphi(t)] dt.$$

Доказательство. Правая часть этого неравенства равна

$$\frac{1}{u} \int_{-u}^u \int_{-\infty}^{\infty} (1 - e^{-itx}) dF(x) dt,$$

где F — функция распределения ξ . Меняя порядок интегрирования и замечая, что

$$\int_{-u}^u (1 - e^{-itx}) dt = \left(t + \frac{e^{-itx}}{ix} \right) \Big|_{-u}^u = 2u \left(1 - \frac{\sin ux}{ux} \right),$$

получим

$$\begin{aligned} \frac{1}{u} \int_{-u}^u [1 - \varphi(t)] dt &= 2 \int_{-\infty}^{\infty} \left(1 - \frac{\sin ux}{ux} \right) dF(x) \geq \\ &\geq 2 \int_{|x| > 2/u} \left(1 - \left| \frac{\sin ux}{ux} \right| \right) dF(x) \geq \\ &\geq 2 \int_{|x| \geq 2/u} \left(1 - \frac{1}{|ux|} \right) dF(x) \geq \int_{|x| \geq 2/u} dF(x). \quad \triangleleft \end{aligned}$$

Пусть теперь выполнено условие б). В силу леммы 1

$$\begin{aligned} \limsup_{n \rightarrow \infty} \int_{|x| > 2/u} dF_n(x) &\leq \\ &\geq \limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{u} \int_{-u}^u [1 - \varphi_n(t)] dt = \frac{1}{u} \int_{-u}^u [1 - \varphi(t)] dt. \end{aligned}$$

Так как $\varphi(t)$ непрерывна в точке 0 и $\varphi(0) = 1$, то среднее значение интеграла, стоящего в правой части, может быть сделано выбором u сколь угодно малым. Это означает, очевидно, выполнение условия в). ◀

С помощью х. ф. можно не только устанавливать факт сходимости распределений, но и оценивать также скорость этой сходимости в тех случаях, когда удастся оценить скорость убывания $\varphi_n - \varphi$. С соответствующими примерами мы столкнемся в § 5.

Основные применения аппарата х. ф. встречаются в гл. 8, 11, 16. В этой главе мы также коснемся применений х. ф., однако более иллюстративного характера. Прежде чем переходить к ним, рассмотрим еще один подход (возможно, он покажется читателю более простым) к доказательству теоремы 2 о сходимости распределений.

§ 4. Другой подход к доказательству теорем сходимости к известному распределению

При доказательстве с помощью х. ф. сходимости $F_n \Rightarrow F$ к известному распределению F вместо схемы, изложенной в § 6.3, 6.2, 7.3, можно предложить другую, которая может оказаться в этом случае предпочтительнее. Она состоит в следующем.

1. После определения 6.6 слабой сходимости следует доказать возможность сужения класса функций f , для которых надо проверять сходимость

$$\int f dF_n \rightarrow \int f dF. \quad (8)$$

Однако сделать это нужно «непосредственно», а не опираясь на теорему 6.6, как это было в § 6.3. Таким классом может быть любой класс, определяющий распределение, например, класс C_h^0 финитных (отличных от нуля на конечном отрезке) k раз непрерывно дифференцируемых функций при $k \geq 2$.

Схема доказательства возможности сужения такова. Пусть C — класс всех непрерывных ограниченных функций на прямой, C^0 — класс непрерывных финитных функций.

Утверждение 1. Если соотношение (8) верно для любой $f \in C^0$, то оно верно для любой $f \in C$.

Доказательство. Выберем $g_\varepsilon \in C^0$, $0 \leq g_\varepsilon \leq 1$ так, чтобы

$$\int (1 - g_\varepsilon(x)) dF(x) \leq \varepsilon.$$

Это всегда возможно, так как для любой функции $g \in C^0$, $0 \leq g \leq 1$, $g(0) = 1$, выполняется $1 - g(\delta x) \rightarrow 0$ при $\delta \rightarrow 0$ и по теореме о мажорируемой сходимости

$$\int (1 - g(\delta x)) dF(x) \rightarrow 0.$$

Пусть $f \in C$, $\|f\| = \sup_x |f(x)|$ и (8) справедливо для $f \in C^0$. Тогда $fg_\varepsilon \in C^0$,

$$\left| \int (1 - g_\varepsilon) f dF_n \right| \leq \|f\| \left(1 - \int g_\varepsilon dF_n \right) \rightarrow \|f\| \left(1 - \int g_\varepsilon dF \right) \leq \varepsilon \|f\|. \quad (9)$$

Следовательно, в силу равенства $f = fg_\varepsilon + f(1 - g_\varepsilon)$

$$\begin{aligned} \limsup \left| \int f dF_n - \int f dF \right| &\leq \limsup \left[\left| \int (1 - g_\varepsilon) f dF_n \right| + \right. \\ &\quad \left. + \left| \int fg_\varepsilon dF_n - \int fg_\varepsilon dF \right| + \left| \int (1 - g_\varepsilon) f dF \right| \right] \leq 2\varepsilon \|f\|. \end{aligned}$$

Так как ε здесь произвольно, то для $f \in C$ справедливо (8). $\blacktriangleleft$

В (9) использован тот факт, что $\int dF = 1$.

Утверждение 2. Если соотношение (8) верно для любой $f \in C_k^0$, $k \geq 1$, то оно верно и для любой $f \in C$.

Доказательство в силу утверждения 1 очевидно, так как $f \in C^0$ можно равномерно приблизить функцией $f_{(\delta)} \in C_k^0$. Можно рассмотреть, например, функции

$$f_{(\delta)}(x) = \frac{1}{2\delta} \int_{x-\delta}^{x+\delta} f(t) dt,$$

равномерно близкие к $f \in C$ и дифференцируемые. Повторив эту операцию, получим дважды дифференцируемую функцию и т. д. $\blacktriangleleft$

Для финитной функции $f \in C_k^0$

$$\int f dF = - \int F df = - \int F f' dx, \quad f' \in C_{k-1}^0.$$

Следовательно, критерий (8) можно записать также в форме

$$\int f F_n dx \rightarrow \int f F dx, \quad f \in C_k^0, \quad k \geq 0. \quad (10)$$

Доказательство теоремы 6.7 после этого можно упростить (мы уже отмечали это), так как из сходимости $F_n(x) \rightarrow F(x)$ в точках непрерывности F (следовательно, всюду, за ис-

ключением, быть может, счетного множества) вытекает сходимость (10) по теореме о мажорируемой сходимости.

Далее вводится понятие х. ф., как это сделано в § 1, и в числе ее свойств пужно доказать равенство Парсеваля.

Утверждение 3. Если $g \in C_h^n$, $k \geq 2$, $\xi \in F$, то

$$Mg(\xi) = \frac{1}{2\pi} \int \varphi_\xi(-t) \tilde{g}(t) dt,$$

$$\text{где } \varphi_\xi(t) = \int e^{itx} dF(x), \quad \tilde{g}(t) = \int e^{itx} g(x) dx.$$

Если F имеет плотность h , то равенство Парсеваля записывается в более привычной в математическом анализе форме

$$\int g(x) h(x) dx = \frac{1}{2\pi} \int \tilde{g}(t) \tilde{h}(-t) dt.$$

Доказательство. Так как $g \in C_h^n$, $k \geq 2$, то в силу свойства 8 характеристических функций $\tilde{g}$ абсолютно интегрируема. Применяя к $\tilde{g}(t)$ формулу обращения, получим

$$\begin{aligned} Mg(\xi) &= M \frac{1}{2\pi} \int e^{-it\xi} \tilde{g}(t) dt = \\ &= \frac{1}{2\pi} \int M e^{-it\xi} \tilde{g}(t) dt = \frac{1}{2\pi} \int \varphi_\xi(-t) \tilde{g}(t) dt. \quad \blacktriangleleft \end{aligned}$$

Доказательство теоремы 2. Пусть $\varphi_n \rightarrow \varphi$ (φ_n и φ суть х. ф. F_n и F соответственно). Тогда для $g \in C_h^n$

$$\int g dF_n = \frac{1}{2\pi} \int \varphi_n(-t) \tilde{g}(t) dt, \quad (11)$$

где функция $|\varphi_n \tilde{g}| \leq |\tilde{g}|$ интегрируема. Поэтому по теореме о мажорируемой сходимости правая часть в (11) сходится к

$$\frac{1}{2\pi} \int \varphi(-t) \tilde{g}(t) dt = \int g dF. \quad \blacktriangleleft$$

§ 5. Применение характеристических функций в теореме Пуассона

Пусть $\xi_1, \dots, \xi_n$ — независимые целочисленные случайные величины, $S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k$, $P(\xi_k = 1) = p_k$, $P(\xi_k = 0) = 1 - p_k - q_k$.

Формулируемая ниже теорема представляет собой некоторое обобщение *) теорем, полученных в § 5.4.

*) Это обобщение не очень существенно, так как результаты, близкие к теореме 4, можно получить и пользуясь теоремой 5.4, в которой ξ_k может принимать лишь значения 0 и 1. Достаточно заметить, что вероятность события $A = \bigcup_k \{\xi_k \neq 0, \xi_k \neq 1\}$ оценивается значением $\sum q_k$ и, следова-

Теорема 4.

$$|P(S_n = k) - \Pi_\mu(\{k\})| \leq \sum_{k=1}^n p_k^2 + 2 \sum_{k=1}^n q_{kn}$$

$$\text{где } \mu = \sum_{k=1}^n p_k.$$

Таким образом, если заданы серии

$$\xi_{1n}, \xi_{2n}, \dots, \xi_{nn}, \quad n = 1, 2, \dots,$$

независимых целочисленных случайных величин

$$S_n = \sum_{k=1}^n \xi_{kn}, \quad p_k = p_{kn}, \quad q_k = q_{kn},$$

то для сходимости разности $P(S_n = k) - \Pi_\mu(\{k\})$ к нулю достаточно, чтобы

$$\sum_{k=1}^n q_{kn} \rightarrow 0, \quad \sum_{k=1}^n p_{kn}^2 \rightarrow 0.$$

Так как $\sum_{k=1}^n p_{kn}^2 \leq \mu \max_{k \leq n} p_{kn}$, то последнее условие всегда выполнено, если $\max_{k \leq n} p_{kn} \rightarrow 0$, $\mu \leq \mu_0 = \text{const}$.

Доказательство. Нам понадобятся два простых вспомогательных предложения. Так как они будут нужны и в дальнейшем, то сформулируем их в виде лемм.

Лемма 2. Если $\text{Re } \beta \leq 0$, то

$$|e^\beta - 1| \leq |\beta|, \quad |e^\beta - 1 - \beta| \leq |\beta|^2/2,$$

$$|e^\beta - 1 - \beta - \beta^2/2| \leq |\beta|^3/6.$$

Доказательство. Требуемые неравенства вытекают из соотношений (в них используется замена $t = \beta v$ и тот факт, что $|e^s| \leq 1$ при $\text{Re } s \leq 0$)

$$|e^\beta - 1| = \left| \int_0^\beta e^t dt \right| = \left| \beta \int_0^1 e^{\beta v} dv \right| \leq |\beta|,$$

$$|e^\beta - 1 - \beta| =$$

$$= \left| \int_0^\beta (e^t - 1) dt \right| = \left| \beta \int_0^1 (e^{\beta v} - 1) dv \right| \leq |\beta|^2 \int_0^1 v dv = |\beta|^2/2.$$

Последнее неравенство доказывается аналогично. $\triangleleft$

тельно,

$$P(S_n = k) = 0_1 \sum q_k + (1 - 0_2 \sum q_k) P(S_n = k/\bar{A}), \quad 0_i \leq 1, \quad i = 1, 2,$$

где $P(S_n = k/\bar{A}) = P(S_n^* = k)$, S_n^* образованы случайными величинами ξ_k^* ,

$$P(\xi_k^* = 1) = p_k^* = \frac{p_k}{1 - q_k}, \quad P(\xi_k^* = 0) = 1 - p_k^*.$$

Лемма 3. Если $|a_k| \leq 1$, $|b_k| \leq 1$; $k=1, \dots, n$, то

$$\left| \prod_1^n a_k - \prod_1^n b_k \right| \leq \sum_1^n |a_k - b_k|.$$

Таким образом, если $\varphi_k(t)$, $\psi_k(t)$ — х. ф., то при любом t

$$\left| \prod_1^n \varphi_k(t) - \prod_1^n \psi_k(t) \right| \leq \sum_1^n |\varphi_k(t) - \psi_k(t)|.$$

Доказательство. Обозначим $A_n = \prod_1^n a_k$, $B_n = \prod_1^n b_k$. Тогда $|A_n| \leq 1$, $|B_n| \leq 1$,

$$|A_n - B_n| = |A_{n-1}a_n - B_{n-1}b_n| = |(A_{n-1} - B_{n-1})a_n + (a_n - b_n)B_{n-1}| \leq \\ \leq |A_{n-1} - B_{n-1}| + |a_n - b_n|.$$

Применяя это неравенство n раз, получим требуемое соотношение.

Доказательство теоремы 4. Имеем

$$\varphi_k(t) = Me^{it\xi_k} = 1 + p_k(e^{it} - 1) + q_k(\gamma_k(t) - 1),$$

где $\gamma_k(t)$ есть х. ф. некоторой целочисленной случайной величины. В силу независимости случайных величин ξ_k

$$\varphi_{S_n}(t) = \prod_1^n \varphi_k(t).$$

Пусть далее $\zeta \in \Pi_\mu$. Тогда

$$\varphi_\zeta(t) = Me^{it\zeta} = e^{u(e^{it}-1)} = \prod_1^n \psi_k(t),$$

где $\psi_k(t) = e^{p_k(e^{it}-1)}$. Следовательно, разность х. ф. φ_{S_n} и φ_ζ по лемме 3 можно оценить следующим образом:

$$|\varphi_{S_n}(t) - \varphi_\zeta(t)| = \left| \prod_1^n \varphi_k - \prod_1^n \psi_k \right| \leq \sum_1^n |\varphi_k - \psi_k|,$$

где по лемме 2 ($\operatorname{Re}(e^{it} - 1) \leq 0$)

$$|\varphi_k(t) - 1 - p_k(e^{it} - 1)| \leq \frac{p_k^2 |e^{it} - 1|^2}{2} = \\ = \frac{p_k^2}{2} (\sin^2 t + (1 - \cos t)^2) = p_k^2 \left(\frac{\sin^2 t}{2} + 2 \sin^4 \frac{t}{2} \right), \quad (12)$$

$$\sum_1^n |\varphi_k - \psi_k| \leq 2 \sum_1^n q_k + \sum_1^n p_k^2 \left(\frac{\sin^2 t}{2} + 2 \sin^4 \frac{t}{2} \right).$$

Остается воспользоваться формулой обращения (7), в силу которой

$$|P(S_n = k) - \Pi_\mu(\{k\})| = \left| \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{-ikh} (\varphi_{S_n}(t) - \varphi_\mu(t)) dt \right| \leq \\ \leq \frac{1}{\pi} \int_0^{\pi} \left[2 \sum_1^n q_h + \sum_1^n p_h^2 \left(\frac{\sin^2 t}{2} + 2 \sin^4 \frac{t}{2} \right) \right] dt = 2 \sum_1^n q_h + \sum_1^n p_h^2,$$

$$\text{так как } \frac{1}{2\pi} \int_0^{\pi} \sin^2 t dt = \frac{1}{4}, \quad \frac{2}{\pi} \int_0^{\pi} \sin^4 \frac{t}{2} dt = \frac{3}{4}. \quad \blacktriangleleft$$

Если в (12) воспользоваться неравенством $|e^{it} - 1| \leq 2$, то выкладки упростятся, необходимость в вычислении двух последних интегралов отпадет, но оценки будут несколько хуже:

$$\sum |\varphi_h - \psi_h| \leq 2(\sum q_h + \sum p_h^2), \quad |P(S_n = k) - \Pi_\mu(\{k\})| \leq 2(\sum q_h + \sum p_h^2).$$

§ 6. Характеристические функции многомерных распределений.

Многомерное нормальное распределение

Определение 2. Если дан случайный вектор $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$, то его х. ф. (х. ф. распределения ξ) называется функция от вектора $t = (t_1, \dots, t_n)$, равная

$$\varphi_\xi(t) = M e^{it\xi^T} = M e^{i(t, \xi)} = M \exp \left\{ i \sum_1^n t_h \xi_h \right\} = \\ = \int \exp \left\{ i \sum_1^n t_h x_h \right\} P_{\xi_1, \dots, \xi_n}(dx_1, \dots, dx_n),$$

здесь ξ^T — вектор-столбец, транспонированный к ξ , (t, ξ) — скалярное произведение.

Х. ф. многомерных распределений обладают всеми свойствами (с очевидными изменениями в формулировках), которые излагались выше в §§ 1–3.

Ясно, что $\varphi_\xi(0) = 1$ и всегда $|\varphi_\xi(t)| \leq 1$, $\varphi_\xi(-t) = \overline{\varphi_\xi(t)}$. Далее, $\varphi_\xi(t)$ всюду непрерывна. Если существует смешанный момент $M_{\xi_1}^{k_1} \dots \xi_n^{k_n}$, то φ_ξ имеет производную порядка $k_1 + \dots + k_n$

$$\frac{\partial \varphi_\xi^{l_1 + \dots + l_n}(t)}{\partial t_1^{k_1} \dots \partial t_n^{k_n}} \bigg|_{t=0} = i^{k_1 + \dots + k_n} M_{\xi_1}^{k_1} \dots \xi_n^{k_n}.$$

Если существуют все моменты некоторого порядка, то в окрестности точки $t=0$ справедливо разложение функции $\varphi_\xi(t)$, аналогичное (1).

Если известна $\varphi_t(t)$, то х. ф. любой подсовкупности случайных величин $(\xi_{h_1}, \dots, \xi_{h_j})$, очевидно, можно получить, положив все t_k за исключением $t_{h_1}, \dots, t_{h_j}$ равными 0.

Следующие теоремы являются простыми обобщениями своих одномерных аналогов.

Формула обращения. Если Δ есть «интервал», определенный неравенствами $a_k < x_k < b_k$, $k = 1, \dots, n$, и вероятность $P(\xi \in \Delta)$ непрерывна на границах этого интервала, то

$$P(\xi \in \Delta) =$$

$$= \lim_{\sigma \rightarrow 0} \frac{1}{(2\pi)^n} \int \dots \int \left(\prod_{k=1}^n \frac{e^{-it_k a_k} - e^{-it_k b_k}}{it_k} e^{-t_k^2 \sigma^2} \right) \varphi_t(t) dt_1 \dots dt_n.$$

Если существует плотность $f(x)$ случайного вектора ξ , а х. ф. $\varphi_t(t)$ интегрируема, то формула обращения может быть записана в форме

$$f(x) = \frac{1}{(2\pi)^n} \int e^{-i(t,x)} \varphi_t(t) dt.$$

Если функция $g(x)$ такова, что ее преобразование Фурье

$$\tilde{g}(t) = \int e^{i(t,x)} g(x) dx$$

интегрируемо (это всегда так для достаточно гладких $g(x)$), то справедливо равенство Парсеваля

$$Mg(\xi) = M \frac{1}{(2\pi)^n} \int e^{-i(t,\xi)} \tilde{g}(t) dt = \frac{1}{(2\pi)^n} \int \varphi_t(-t) \tilde{g}(t) dt.$$

Из формулы обращения следует, как и раньше, теорема о взаимно однозначном соответствии между х. ф. и функциями распределения и вместе с ней тот факт, что класс функций $\{e^{i(t,x)}\}$ в многомерном случае определяет распределение (ср. с определением 6.9).

Слабая сходимость распределений $P_n(B)$ в n -мерном пространстве к распределению $P(B)$ определяется так же, как и в одномерном случае: $P_n \Rightarrow P$, если

$$\int f(x) dP_n(dx) \rightarrow \int f(x) dP(dx)$$

для любой непрерывной и ограниченной функции $f(x)$.

Обозначим $\varphi_n(t)$ и $\varphi(t)$ х. ф. соответственно распределений P_n и P .

Теорема непрерывности 2А. Для слабой сходимости $P_n \Rightarrow P$ необходимо и достаточно, чтобы при каждом t и $n \rightarrow \infty$ $\varphi_n(t) \rightarrow \varphi(t)$.

Если удастся установить сходимость $\varphi_n(t)$ к некоторой функции $\varphi(t)$, то возникает вопрос, будет ли $\varphi(t)$ х. ф. какого-нибудь

распределения, или, что то же, будет ли последовательность P_n слабо сходиться к некоторому распределению P ? Ответы на эти вопросы содержатся в следующем утверждении. Пусть Δ_N — куб, определяемый неравенством $\max_k |x_k| < N$.

Теорема непрерывности 3А. Пусть последовательность х. ф. $\varphi_n(t)$ сходится к функции $\varphi(t)$ при каждом t . Тогда следующие три условия эквивалентны:

- а) φ является х. ф.,
- б) φ непрерывна в точке $t = 0$,
- в) $\lim_{n \rightarrow \infty} \sup_{x \in \Delta_N} \int dP_n(x) \rightarrow 0$ при $N \rightarrow \infty$.

Доказательство всех трех теорем проводится так же, как в одномерном случае.

Пример 8. Многомерное нормальное распределение определено как распределение с плотностью (см. § 3.3)

$$f_{\xi}(x) = \frac{\sqrt{|A|}}{(2\pi)^{n/2}} e^{-\frac{1}{2}Q(x)},$$

где $Q(x) = xAx^T = \sum_{i,j=1}^n a_{ij}x_i x_j$, $|A|$ — определитель положительно определенной матрицы $A = \|a_{ij}\|$.

Это *центрированное* нормальное распределение, для которого $M\xi = 0$. Распределение вектора $\xi + a$ при любом постоянном векторе a также называется нормальным.

Найдем х. ф. ξ . Покажем, что

$$\varphi_{\xi}(t) = e^{-\frac{1}{2}tMt^T} \quad (13)$$

где $M = A^{-1}$ есть матрица, обратная к A , совпадающая с матрицей $\|m_{ij}\|$ вторых моментов распределения ξ :

$$m_{ij} = M\xi_i \xi_j.$$

В самом деле,

$$\varphi_{\xi}(t) = \frac{\sqrt{|A|}}{(2\pi)^{n/2}} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} e^{itx^T - \frac{1}{2}xAx^T} dx_1 \dots dx_n. \quad (14)$$

Выберем ортогональную матрицу C так, чтобы $CAC^T = E$ была бы диагональной матрицей, и обозначим $\mu_1, \dots, \mu_n$ значения диагональных элементов. Сделаем замену переменных, положив $x = yC$ и $t = vC$. Тогда

$$|A| = |E| = \prod_{k=1}^n \mu_k$$

$$itx^T - \frac{1}{2}xAx^T = ivy^T - \frac{1}{2}yEy^T = i \sum_{k=1}^n v_k y_k - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \mu_k y_k^2$$

и в силу свойства 2 х. ф. одномерных нормальных распределений

$$\begin{aligned}\varphi_{\xi}(t) &= \frac{\sqrt{|A|}}{(2\pi)^{n/2}} \prod_{k=1}^n \int_{-\infty}^{\infty} e^{i v_k y_k - \frac{1}{2} \mu_k y_k^2} dy_k = \\ &= \sqrt{|A|} \prod_{k=1}^n \frac{1}{\sqrt{\mu_k}} e^{-\frac{1}{2} \frac{v_k^2}{\mu_k}} = e^{-\frac{1}{2} v^T E^{-1} v} = e^{-\frac{1}{2} t^T C^T E^{-1} C t} = e^{-\frac{1}{2} t^T A^{-1} t}.\end{aligned}$$

С другой стороны, так как все моменты ξ существуют, то в окрестности точки $t=0$

$$\varphi_{\xi}(t) = 1 - \frac{1}{2} t^T A^{-1} t + o\left(\sum t_k^2\right) = 1 + it M \xi^T + \frac{t^2}{2} t M t^T + o\left(\sum t_k^2\right).$$

Отсюда следует, что: $M \xi = 0$, $A^{-1} = M$. ◀

Из доказанной формулы (13) вытекает следующее свойство нормальных распределений: *компоненты вектора $(\xi_1, \dots, \xi_n)$ независимы тогда и только тогда, когда коэффициенты корреляции $\rho(\xi_i, \xi_j) = 0$ при всех $i \neq j$* . Действительно, если M — диагональная матрица, то $A = M^{-1}$ также диагональна и $f_{\xi}(x)$ равна произведению плотностей. Обратно, если $\xi_1, \dots, \xi_n$ независимы, то A диагональна и, стало быть, диагональна M . ◀

§ 7. Другие применения х. ф.

Свойства гамма-распределения

1. Свойство устойчивости распределений Φ_{α, σ^2} . К а. о. Свойство устойчивости, грубо говоря, состоит в сохранении типа распределения при суммировании случайных величин (это описание устойчивости не точно, подробнее об этом см. § 8.6).

Сумма независимых случайных величин, распределенных по нормальному закону, снова имеет нормальное распределение. Действительно, пусть ξ_1 и ξ_2 независимы и нормально распределены соответственно с параметрами (α_1, σ_1^2) , (α_2, σ_2^2) . Тогда х. ф. $\xi_1 + \xi_2$ равна

$$\varphi_{\xi_1 + \xi_2}(t) = \varphi_{\xi_1}(t) \varphi_{\xi_2}(t) = e^{it\alpha_1 - \frac{t^2\sigma_1^2}{2}} e^{it\alpha_2 - \frac{t^2\sigma_2^2}{2}} = e^{it(\alpha_1 + \alpha_2) - \frac{t^2(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)}{2}}.$$

Таким образом, сумма $\xi_1 + \xi_2$ снова является нормально распределенной случайной величиной с параметрами $(\alpha_1 + \alpha_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$.

Нормальность распределения сохраняется и при суммировании *зависимых* величин (компонент произвольного нормально распределенного вектора). Это немедленно следует из вида х. ф. многомерного нормального закона, найденного в § 6. Надо лишь заметить, что для получения х. ф. $\xi_1 + \dots + \xi_n$ достаточно

в выражении для

$$\varphi(\xi_1, \dots, \xi_n)(t_1, \dots, t_n) = M \exp \{it_1 \xi_1 + \dots + it_n \xi_n\}$$

положить $t_1 = \dots = t_n = t$.

Сумма независимых случайных величин, распределенных по закону Пуассона, снова имеет распределение Пуассона.

Рассмотрим две независимые случайные величины $\xi_1 \in \Pi_{\lambda_1}$, $\xi_2 \in \Pi_{\lambda_2}$. Х. ф. их суммы равна

$$\begin{aligned} \varphi_{\xi_1 + \xi_2}(t) &= \exp [\lambda_1 (e^{it} - 1)] \exp [\lambda_2 (e^{it} - 1)] = \\ &= \exp [(\lambda_1 + \lambda_2) (e^{it} - 1)]. \end{aligned}$$

Следовательно, $\xi_1 + \xi_2 \in \Pi_{\lambda_1 + \lambda_2}$.

Сумма независимых случайных величин, распределенных по закону Коши, также имеет распределение Коши. Действительно, если $\xi_1 \in K_{\alpha_1, \sigma_1}$, $\xi_2 \in K_{\alpha_2, \sigma_2}$, то

$$\begin{aligned} \varphi_{\xi_1 + \xi_2}(t) &= e^{i\alpha_1 t - \sigma_1 |t|} e^{i\alpha_2 t - \sigma_2 |t|} = e^{i(\alpha_1 + \alpha_2)t - (\sigma_1 + \sigma_2)|t|}; \\ \xi_1 + \xi_2 &\in K_{\alpha_1 + \alpha_2, \sigma_1 + \sigma_2}. \end{aligned}$$

Высказанные утверждения тесно связаны с тем, что нормальный закон и закон Пуассона выступают, как мы видели, в качестве предельных законов для сумм независимых слагаемых (тем же свойством обладает и закон Коши, см. § 8.9).

Ведь если $S_{2n}/\sqrt{2n}$ сходится по распределению к нормальному закону, то ясно, что $S_n/\sqrt{n}$ и $(S_{2n} - S_n)/\sqrt{n}$ также будут сходиться к нормальному закону, так что сумма двух асимптотически нормальных величин обязана снова быть асимптотически нормальной.

Равномерное распределение, например, этим свойством сохранения вида распределения при суммировании не обладает. Если ξ_1 и ξ_2 распределены равномерно на $[0, 1]$ и независимы, то F_{ξ_1} и $F_{\xi_1 + \xi_2}$ оказываются существенно разными функциями (см. пример 3.5).

2. Г-распределение и его свойства. В этом разделе рассмотрим еще один весьма распространенный тип распределений, тесно связанных с нормальным распределением и часто используемых в приложениях. Речь идет о так называемом *гамма-распределении Пирсона* $\Gamma_{\alpha, \lambda}$. Будем писать, что $\xi \in \Gamma_{\alpha, \lambda}$, если ξ имеет плотность

$$f(x; \alpha, \lambda) = \begin{cases} \frac{\alpha^\lambda}{\Gamma(\lambda)} x^{\lambda-1} e^{-\alpha x}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$$

зависящую от двух параметров $\alpha > 0$ и $\lambda > 0$, где $\Gamma(\lambda)$ есть

гамма-функция

$$\Gamma(\lambda) = \int_0^{\infty} x^{\lambda-1} e^{-x} dx \quad \lambda > 0.$$

Из этого равенства следует, что $\int f(x; \alpha, \lambda) dx = 1$ (нужно сделать замену $\alpha x = y$). Если х. ф.

$$\varphi(t) = \varphi(t; \alpha, \lambda) = \frac{\alpha^\lambda}{\Gamma(\lambda)} \int_0^{\infty} x^{\lambda-1} e^{itx - \alpha x} dx$$

продифференцировать по t и затем проинтегрировать по частям, то получим

$$\varphi'(t) = \frac{\alpha^\lambda}{\Gamma(\lambda)} \int_0^{\infty} i x^\lambda e^{itx - \alpha x} dx = \frac{\alpha^\lambda}{\Gamma(\lambda)} \frac{i\lambda}{\alpha - it} \int_0^{\infty} x^{\lambda-1} e^{itx - \alpha x} dx = \frac{i\lambda}{\alpha - it} \varphi(t);$$

$$(\ln \varphi(t))' = (-\lambda \ln(\alpha - it))', \quad \varphi(t) = c(\alpha - it)^{-\lambda}.$$

Так как $\varphi(0) = 1$, то $c = \alpha^\lambda$, $\varphi(t) = \left(1 - \frac{it}{\alpha}\right)^{-\lambda}$.

Из вида х. ф. следует, что подсемейство распределений $\Gamma_{\alpha, \lambda}$ при фиксированном α также обладает известным свойством устойчивости: если $\xi_1 \in \Gamma_{\alpha, \lambda_1}$, $\xi_2 \in \Gamma_{\alpha, \lambda_2}$ независимы, то $\xi_1 + \xi_2 \in \Gamma_{\alpha, \lambda_1 + \lambda_2}$.

К Γ -распределениям относится, в частности, распределение случайной величины

$$\chi_n^2 = \sum_{i=1}^n \xi_i^2$$

где ξ_i независимы и нормально распределены с параметрами $(0, 1)$. Это так называемое χ^2 -распределение с n степенями свободы, играющее важную роль в математической статистике.

Чтобы найти распределение χ_n^2 достаточно заметить, что в силу равенства

$$P(\chi_1^2 < x) = P(|\xi_1| < \sqrt{x}) = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{\sqrt{x}} e^{-u^2/2} du$$

плотность χ_1^2 равна

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x/2} x^{-1/2} = f(x; 1/2, 1/2), \quad \chi_1^2 \in \Gamma_{1/2, 1/2}.$$

Это означает, что х. ф. χ_n^2 равна

$$\varphi^n(t; 1/2, 1/2) = (1 - 2it)^{-n/2} = \varphi(t; 1/2, n/2)$$

и соответствует плотности $f(x, 1/2, n/2)$.

К Γ -распределениям относится также *показательное распределение* $\Gamma_\alpha = \Gamma_{\alpha, 1}$ с плотностью

$$f(x; \alpha, 1) = \alpha e^{-\alpha x}, \quad x \geq 0,$$

и характеристической функцией

$$\varphi(t; \alpha, 1) = \left(1 - \frac{it}{\alpha}\right)^{-1}.$$

Предоставляем читателю с помощью х. ф. убедиться, что если $\xi_j \in \Gamma_{\alpha_j}$ и независимы, $\alpha_j \neq \alpha_l$ при $j \neq l$, то

$$P\left(\sum_{j=1}^n \xi_j > x\right) = \sum_{j=1}^n e^{-\alpha_j x} \prod_{l \neq j} \left(1 - \frac{\alpha_l}{\alpha_j}\right)^{-1}.$$

В различных приложениях, например, в теории массового обслуживания (ср. с § 11.4), важную роль играет также так называемое *распределение Эрланга*. Это распределение с плотностью $f(x, \alpha, \lambda)$ при целом λ . Ясно, что распределение Эрланга есть λ -кратная свертка показательного распределения.

Найдем математическое ожидание и дисперсию случайной величины ξ , имеющей гамма-распределение с параметрами (α, λ) :

$$M\xi = -i\varphi'(0; \alpha, \lambda) = \frac{\lambda}{\alpha},$$

$$M\xi^2 = -\varphi''(0; \alpha, \lambda) = \frac{\lambda(\lambda + 1)}{\alpha^2},$$

$$D\xi = \frac{\lambda(\lambda + 1)}{\alpha^2} - \left(\frac{\lambda}{\alpha}\right)^2 = \frac{\lambda}{\alpha^2}.$$

Распределения из гамма-семейства и особенно показательное распределение часто используются с достаточными основаниями для аппроксимации распределений в разного рода прикладных задачах. В связи с этим приведем три примера.

Пример 9. Рассмотрим какой-нибудь сложный механизм. Выход из строя хотя бы одной из n деталей или узлов, составляющих этот механизм, означает выход из строя всего механизма. Распределение срока службы каждого из узлов обычно хорошо описывается показательным законом. (Причины этого явления можно понять с помощью теоремы Пуассона о редких событиях. См. также пример 2.5 и гл. 16.)

Таким образом, если сроки службы узлов ξ_j независимы и для узла с номером j выполняется

$$P(\xi_j > x) = e^{-\alpha_j x}$$

то срок службы всего механизма будет равен $\eta_n = \min(\xi_1, \dots, \xi_n)$,

и мы получим

$$P(\eta_n > x) = P\left(\bigcap_{j=1}^n \{\xi_j > x\}\right) = \prod_{j=1}^n P(\xi_j > x) = e^{-x \sum_{i=1}^n \alpha_i}.$$

Это означает, что η_n снова будет иметь показательное распределение, и так как

$$M\xi_j = 1/\alpha_j,$$

то среднее время службы всего механизма будет равно

$$M\eta_n = \left(\sum_{i=1}^n \frac{1}{M\xi_i}\right)^{-1}.$$

Пример 10. Обратимся теперь к распределению случайной величины $\zeta_n = \max(\xi_1, \dots, \xi_n)$, где ξ_i независимы и имеют Г-распределение с параметрами (α, λ) . Мы можем рассматривать, например, некоторую систему обслуживания, имеющую n каналов. (Это может быть, скажем, электронно-вычислительная машина, решающая некоторую задачу методом перебора и состоящая из большого числа малых машин, каждая из которых просматривает свой вариант.) Канал с номером i занят случайное время ξ_i . Через какое время освободится вся система? Это время, очевидно, будет распределено так же, как случайная величина ζ_n .

Так как ξ_i независимы, то

$$P(\zeta_n < x) = P\left(\bigcap_{j=1}^n \{\xi_j < x\}\right) = [P(\xi_1 < x)]^n. \quad (15)$$

Если n велико, то для приближенных вычислений представляет интерес отыскание предельного при $n \rightarrow \infty$ распределения ζ_n (если $n \rightarrow \infty$, то $P(\zeta_n < x) \rightarrow 0$ при каждом фиксированном x).

Считая для простоты $\alpha = 1$ (общий случай сводится к этому изменением масштаба), по правилу Лопиталья убеждаемся, что при $x \rightarrow \infty$

$$P(\xi_j > x) = \int_x^\infty \frac{1}{\Gamma(\lambda)} y^{\lambda-1} e^{-y} dy \sim \frac{x^{\lambda-1}}{\Gamma(\lambda)} e^{-x}.$$

Полагая при $n \rightarrow \infty$ $x = x(n) = \ln \left[\frac{n (\ln n)^{\lambda-1}}{\Gamma(\lambda)} \right] + u$, $u = \text{const}$, получим

$$P(\xi_j > x) \sim \frac{(\ln n)^{\lambda-1}}{\Gamma(\lambda)} \frac{\Gamma(\lambda)}{n (\ln n)^{\lambda-1}} e^{-u} = \frac{e^{-u}}{n}.$$

Поэтому при таких x и $n \rightarrow \infty$ в силу (15)

$$P(\zeta_n < x) = \left(1 - \frac{e^{-u}}{n} (1 + o(1))\right)^n \rightarrow e^{-e^{-u}}.$$

Таким образом, мы получили, что существует

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left(\zeta_n - \ln \left[\frac{n (\ln n)^{\lambda-1}}{\Gamma(\lambda)} \right] < u \right) = e^{-e^{-u}},$$

или, что то же,

$$\zeta_n - \ln \left[\frac{n (\ln n)^{\lambda-1}}{\Gamma(\lambda)} \right] \in F_0, \quad F_0(u) = e^{-e^{-u}}.$$

Другими словами, величину ζ_n при больших n можно представить в виде

$$\zeta_n \approx \ln \left[\frac{n (\ln n)^{\lambda-1}}{\Gamma(\lambda)} \right] + \zeta_0,$$

где $\zeta_0 \in F_0$.

Пример 11. Пусть ξ_1 и ξ_2 независимы, $\xi_1 \in \Gamma_{\alpha, \lambda_1}$, $\xi_2 \in \Gamma_{\alpha, \lambda_2}$. Чему равно распределение $\frac{\xi_1}{\xi_1 + \xi_2}$? Воспользуемся теоремой 4.10. Так как совместная плотность $f(x, y)$ для ξ_1 и $\eta = \xi_1 + \xi_2$ равна

$$f(x, y) = f(x; \alpha, \lambda_1) f(y - x; \alpha, \lambda_2),$$

а плотность для η есть

$$q(y) = f(y; \alpha, \lambda_1 + \lambda_2),$$

то условная плотность $f(x/y)$ для ξ_1 при условии $\eta = y$ равна

$$f(x/y) = \frac{f(x, y)}{q(y)} = \frac{\Gamma(\lambda_1 + \lambda_2)}{\Gamma(\lambda_1) \Gamma(\lambda_2)} \frac{x^{\lambda_1-1} (y-x)^{\lambda_2-1}}{y^{\lambda_1+\lambda_2-1}}.$$

В силу формул § 3.2 условная плотность для $\frac{\xi_1}{y} = \frac{\xi_1}{\xi_1 + \xi_2}$ (при том же условии $\xi_1 + \xi_2 = y$) равна

$$f\left(\frac{\xi_1}{y} \middle| y\right) = \frac{\Gamma(\lambda_1 + \lambda_2)}{\Gamma(\lambda_1) \Gamma(\lambda_2)} x^{\lambda_1-1} (1-x)^{\lambda_2-1}, \quad x \in [0, 1].$$

Это распределение не зависит от y (и от α). Поэтому такой же будет и безусловная плотность $\frac{\xi_1}{\xi_1 + \xi_2}$. Мы получили так называемое бета-распределение B_{λ_1, λ_2} с параметрами λ_1, λ_2 , определенное на отрезке $[0, 1]$. В частности, при $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ $B_{1,1} = U_{0,1}$.

§ 8. Производящие функции. Применение к изучению ветвящегося процесса. Задача о вырождении

1. **Производящие функции.** Мы уже знаем, что если случайная величина ξ целочисленна, т. е. $P\left(\bigcup_k \{\xi = k\}\right) = 1$, то х. ф. $\varphi_\xi(t)$ будет на самом деле функцией от $z = e^{it}$, и наряду с х. ф. распределение ξ можно характеризовать производящей функцией

$$\psi_\xi(z) = Mz^\xi = \sum z^k P(\xi = k).$$

Формула обращения здесь может быть записана в виде

$$P(\xi = k) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{-itk} \varphi_\xi(t) dt = \frac{1}{2\pi i} \int_{|z|=1} z^{-k-1} \psi_\xi(z) dz. \quad (16)$$

Читателю полезно отметить, что (16) представляет собой не что иное, как формулу для коэффициентов ряда Фурье (ведь $e^{itk} = \cos tk + i \sin tk$).

Если ξ и η — независимые целочисленные случайные величины, то распределение $\xi + \eta$ будет определяться сверткой последовательностей $P(\xi = k)$ и $P(\eta = k)$:

$$P(\xi + \eta = n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} P(\xi = k) P(\eta = n - k)$$

(формула полной вероятности). Свертке этих последовательностей отвечает произведение производящих функций

$$\psi_{\xi+\eta}(z) = \psi_\xi(z) \psi_\eta(z).$$

Из примеров, рассмотренных в § 1, ясно, что производящие функции случайных величин, распределенных соответственно по законам Бернулли и Пуассона, равны

$$\psi_\xi(z) = 1 + p(z - 1), \quad \psi_\eta(z) = \exp\{\mu(z - 1)\}.$$

Из определения производящей функции видно, что для неотрицательной случайной величины $\xi \geq 0$ функция $\psi_\xi(z)$ определена при $|z| \leq 1$ и аналитична в области $|z| < 1$.

2. **Простейшие ветвящиеся процессы.** Обратимся теперь к последовательностям случайных величин, которыми описываются так называемые *ветвящиеся процессы*. С простейшим примером таких процессов мы уже сталкивались при описании схемы цепной реакции в примере 4.10. Рассмотрим более общую схему ветвящегося процесса. Представим себе частицы, которые могут производить другие частицы того же вида; это могут быть нейтроны в цепных реакциях, бактерии, размножающиеся по определенным законам, и др. Пусть в начальный момент времени имеется одна частица («нулевое поколение»), которая в результате акта «деления» с вероятностью f_k , $k = 0, 1, 2, \dots$, переходит в k частиц того

же типа, $\sum_{h=0}^{\infty} f_h = 1$. Полученные частицы образуют «первое поколение». Каждая из частиц этого поколения ведет себя точно так же, как исходная частица, независимо от предыстории и судьбы других частиц. В результате получаем «второе поколение» и т. д. Обозначим ξ_n число частиц в n -м поколении. Для описания последовательности ξ_n введем в рассмотрение, как и в примере 4.10, независимые между собой последовательности независимых одинаково распределенных случайных величин $\{\xi_j^{(1)}\}_{j=1}^{\infty}, \{\xi_j^{(2)}\}_{j=1}^{\infty}, \dots$ где $\xi_j^{(n)}$ имеют распределение

$$P(\xi_j^{(n)} = k) = f_h, \quad k = 0, 1, \dots$$

Тогда последовательность ξ_n можно представить в виде

$$\xi_0 = 1,$$

$$\xi_1 = \xi_1^{(1)},$$

$$\xi_2 = \xi_1^{(2)} + \dots + \xi_1^{(2)},$$

$$\dots$$

$$\xi_n = \xi_1^{(n)} + \dots + \xi_{n-1}^{(n)}.$$

Это есть сумма случайного числа случайных величин. Так как $\xi_1^{(n)}, \xi_2^{(n)}, \dots$ от ξ_{n-1} не зависят, то по формуле полной вероятности для производящей функции $f_{(n)}(z) = Mz^{\xi_n}$ получим

$$\begin{aligned} f_{(n)}(z) &= \sum_{h=0}^{\infty} P(\xi_{n-1} = h) Mz^{\xi_1^{(n)} + \dots + \xi_h^{(n)}} = \sum_{h=0}^{\infty} P(\xi_{n-1} = h) f^h(z) = \\ &= f_{(n-1)}(f(z)), \end{aligned} \quad (17)$$

где $f(z) = f_{(1)}(z) = Mz^{\xi_1} = \sum_{h=0}^{\infty} f_h z^h$. Пусть $f_n(z)$ означает n -ю итерацию функции $f(z)$, т. е. $f_1(z) = f(z)$, $f_2(z) = f(f(z))$, $f_3(z) = f(f_2(z))$ и т. д. Тогда с помощью индукции из соотношений (17) заключаем, что производящая функция ξ_n равна n -й итерации $f(z)$:

$$Mz^{\xi_n} = f_n(z).$$

Отсюда с помощью дифференцирования в точке $z = 1$ легко получить рекуррентные соотношения для моментов ξ_n .

Как найти вероятность вырождения процесса? Под вырождением мы будем понимать событие, состоящее в том, что все ξ_n , начиная с некоторого n , равны 0. (Если $\xi_n = 0$, то, очевидно, $\xi_{n+1} = \xi_{n+2} = \dots = 0$, так как $(\xi_{n+1} = 0 / \xi_n = 0) = 1$.) Обозначим $A_h = \{\xi_h = 0\}$. Тогда вырождение представляет собой событие

$\bigcup_{k=1}^{\infty} A_k$. Так как $A_n \subset A_{n+1}$, то вероятность вырождения q равна $q = \lim_{n \rightarrow \infty} P(A_n)$.

Теорема 5. Вероятность вырождения q равна наименьшему неотрицательному корню уравнения $q = f(q)$.

Доказательство. Имеем $P(A_n) = f_n(0) \leq 1$, и эта последовательность не убывает. Переходя в равенстве

$$f_{n+1}(0) = f(f_n(0)) \quad (18)$$

к пределу при $n \rightarrow \infty$, получим $q = f(q)$, $q \leq 1$.

Это уравнение для вероятности вырождения. Исследуем поведение его решения. $f(z)$ есть выпуклая ($f''(z) \geq 0$) неубывающая функция в области $z \geq 0$, $f'(1) = m$ есть средняя величина потомства одной частицы. Предположим сначала, что $P(\xi_1^{(1)} = 1) < 1$. Тогда если $m \leq 1$, то $f(z) > z$ при $z < 1$ и, следовательно, $q = 1$. Если $m > 1$, то в силу выпуклости f уравнение $q = f(q)$ будет иметь на отрезке $[0, 1]$ ровно два решения: $q_1 < 1$ и $q_2 = 1$ (см. рис. 8). Допустим, что $q = q_1 = 1$. Тогда последовательность $\delta_n = 1 - f_n(0)$ монотонно сходится к 0 и $f(1 - \delta_n) < 1 - \delta_n$ при достаточно больших n . Следовательно, для таких n

$$\delta_{n+1} = 1 - f(1 - \delta_n) > \delta_n,$$

что противоречит монотонности убывания δ_n . Это означает, что $q = q_1 < 1$. Наконец, в случае $P(\xi_1^{(1)} = 1) = f_1 = 1$ имеем $f(z) \equiv z$ и, очевидно, $q = 0$. ◀

Рассмотрим теперь более внимательно случай $m = 1$, который называют *критическим*. Мы знаем, что в этом случае вероятность вырождения q равна 1. Пусть $q_n = P(A_n) = f_n(0)$ есть вероятность вырождения к моменту n . Как быстро q_n сходится к 1? В силу (18) $q_{n+1} = f(q_n)$. Отсюда следует, что вероятность продолжения (не вырождения) процесса $p_n = 1 - q_n$ (к моменту n) удовлетворяет соотношению

$$p_{n+1} = g(p_n), \quad g(x) = 1 - f(1 - x).$$

Ясно также, что $\gamma_n = p_n - p_{n+1}$ есть вероятность того, что вырождение процесса совершится на шаге n .

Теорема 6. Если $m = f'(1) = 1$, $0 < b \equiv f''(1) < \infty$, то $\gamma_n \sim \frac{2}{bn^2}$, $p_n \sim \frac{2}{bn}$.

Доказательство. Если второй момент числа потомков одной частицы конечен ($b < \infty$), то существует $g''(0) = -b$ и,

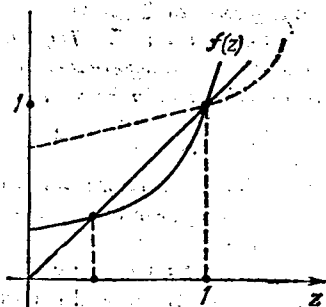


Рис. 8

следовательно, $(g(0)=0, g'(0)=f'(0)=1)$,

$$g(x) = x - \frac{b}{2} x^2 + o(x^2).$$

Полагая здесь $x = p_n \rightarrow 0$, для последовательности $a_n = 1/p_n$ находим

$$a_{n+1} - a_n = \frac{p_n - p_{n+1}}{p_n p_{n+1}} = \frac{b p_n^2 (1 + o(1))}{2 p_n^2 \left(1 - \frac{b p_n}{2} + o(p_n)\right)} \rightarrow \frac{b}{2},$$

$$a_n = a_1 + \sum_{k=1}^{n-1} (a_{k+1} - a_k) \sim \frac{bn}{2}, \quad p_n \sim \frac{2}{bn}. \quad \blacktriangleleft$$

Рассмотрим теперь вопрос о распределении числа частиц ξ_n при условии $\xi_n > 0$.

Теорема 7. Пусть выполнены условия теоремы 6. Тогда условное распределение $p_n \xi_n$ (или $2\xi_n/(bn)$) при условии $\xi_n > 0$ сходится при $n \rightarrow \infty$ к показательному:

$$P(p_n \xi_n > x / \xi_n > 0) \rightarrow e^{-x}.$$

Сформулированное утверждение означает, в частности, что при $n \rightarrow \infty$ и условии $\xi_n > 0$ число частиц ξ_n имеет величину порядка n .

Доказательство. Рассмотрим преобразование Лапласа (см. свойство 6 § 1) над условным распределением $p_n \xi_n$ (при условии $\xi_n > 0$), равное

$$M(e^{-s p_n \xi_n} / \xi_n > 0) = \frac{1}{p_n} \sum_{k=1}^{\infty} e^{-s k p_n} P(\xi_n = k). \quad (19)$$

Так как $p_n \rightarrow 0$, то при любом фиксированном $s > 0$

$$e^{-s p_n} - 1 \sim -s p_n \sim -\frac{2s}{bn}.$$

Ясно, что всегда можно выбрать $N \sim n/s$, $s_n \sim s$, $s_n \downarrow s$ так, чтобы $e^{-s_n p_n} - 1 = -p_N$. Поэтому $e^{-s p_n} = (1 - p_N)^{s/s_n}$, и правая часть в (19) при $s = s_n$ может быть записана в виде

$$\begin{aligned} \frac{1}{p_n} \sum_{k=1}^{\infty} P(\xi_n = k) (1 - p_N)^k &= \frac{1}{p_n} P(\xi_n > 0, \xi_{n+N} = 0) = \\ &= \frac{p_n - p_{n+N}}{p_n} = 1 - \frac{p_{n+N}}{p_n} \sim 1 - \frac{n}{n+N} = \frac{N}{n+N} \rightarrow \frac{1}{1+s}. \end{aligned}$$

Заметим теперь, что

$$\begin{aligned} M(e^{-s p_n \xi_n} / \xi_n > 0) - M(e^{-s_n p_n \xi_n} / \xi_n > 0) &= \\ &= M[e^{-s p_n \xi_n} (1 - e^{-(s_n - s) p_n \xi_n}) / \xi_n > 0]. \end{aligned}$$

Так как $e^{-\alpha} \leq 1$, $1 - e^{-\alpha} \leq \alpha$ при $\alpha \geq 0$, $M\zeta_n = 1$, $M(\zeta_n/\zeta_n > 0) = 1/p_n$, то оцениваемая положительная разность $(s_n > s)$ не превосходит

$$(s_n - s) p_n M(\zeta_n/\zeta_n > 0) = s_n - s \rightarrow 0.$$

Следовательно, преобразование Лапласа (19) сходится при $n \rightarrow \infty$ к $1/(1+s)$. Так как $1/(1+s)$ есть преобразование Лапласа показательного распределения —

$$\int_0^{\infty} e^{-sx-x} dx = \frac{1}{1+s},$$

— то в силу теоремы непрерывности (см. замечание к теореме 2 § 3) рассматриваемое условное распределение сходится к показательному *). ◀

Утверждения, касающиеся поведения ζ_n при $n \rightarrow \infty$ для ветвящихся процессов в случае $\mu > 1$ (так называемых *надкритических* процессов) будут получены в § 14.4 (пример 8) в качестве следствий теорем о сходимости мартингалов.

*) Приведенные простые доказательства теорем 6, 7 сообщили нам К. А. Боровков.

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ НЕЗАВИСИМЫХ СЛУЧАЙНЫХ ВЕЛИЧИН. ПРЕДЕЛЬНЫЕ ТЕОРЕМЫ

§ 1. Закон больших чисел

Теорема 1 (закон больших чисел в форме Хинчина). Пусть $\{\xi_n\}_{n=1}^{\infty}$ — последовательность независимых одинаково распределенных случайных величин, имеющих математическое ожидание $M\xi_n = a$, и пусть $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$. Тогда $S_n/n \xrightarrow{p} a$ при $n \rightarrow \infty$.

Отметим, что здесь как условие независимости ξ_k так и само утверждение теоремы, предполагают, что все случайные величины ξ_k заданы на одном вероятностном пространстве.

По своему физическому существу сформулированный закон больших чисел представляет собой простейшую эргодическую теорему, означающую, грубо говоря, что для случайных величин их средние значения «по времени» и «по пространству» совпадают. Еще в большей мере это замечание можно будет отнести к усиленному закону больших чисел, в силу которого $S_n/n \rightarrow p$ с вероятностью 1.

При более жестких предположениях (существование дисперсии) теорема 1 была получена нами в § 7 гл. 4 в качестве следствия неравенства Чебышева.

Доказательство теоремы 1. Надо доказать, что при любом $\varepsilon > 0$

$$P\left(\left|\frac{S_n}{n} - a\right| > \varepsilon\right) \rightarrow 0$$

при $n \rightarrow \infty$. Выписанное соотношение эквивалентно слабой сходимости распределений $S_n/n \Rightarrow I_a$. Поэтому в силу теоремы непрерывности и примера 7.1 достаточно доказать, что для каждого фиксированного t

$$\varphi_{S_n/n}(t) \rightarrow e^{iat}.$$

Х. ф. $\varphi(t)$ случайной величины ξ_k в некоторой окрестности 0 обладает свойством $|\varphi(t) - 1| < 1/2$. Поэтому для таких t можно определить функцию $l(t) = \ln \varphi(t)$ (берется главное значение логарифма). Так как существует математическое ожидание ξ_k , то существует

$$l'(0) = \frac{\varphi'(0)}{\varphi(0)} = ia.$$

При каждом фиксированном t и достаточно больших n значение

$\varphi(t/n)$ определено и

$$\varphi_{S_{n/n}}(t) = \varphi^n(t/n) = e^{i(t/n)n}.$$

Так как $l(0) = 0$, то при $n \rightarrow \infty$

$$e^{i(t/n)n} = \exp \left\{ t \frac{l(t/n) - l(0)}{t/n} \right\} \rightarrow e^{i' (0)t} = e^{iat}. \triangleleft$$

§ 2. Центральная предельная теорема для одинаково распределенных случайных величин

Пусть по-прежнему $\{\xi_n\}$ — последовательность независимых, одинаково распределенных случайных величин. Но теперь, кроме математического ожидания $M\xi_n = a$, будем предполагать существование дисперсии $D\xi_n = \sigma^2$. Как и раньше, $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$, а $\Phi(x)$ — функция распределения нормального закона с параметрами $(0, 1)$. Введем еще последовательность случайных величин

$$\zeta_n = \frac{S_n - an}{\sigma\sqrt{n}}.$$

Теорема 2. Если $0 < \sigma^2 < \infty$, то при $n \rightarrow \infty$ $P(\zeta_n < x) \rightarrow \Phi(x)$ равномерно относительно x ($-\infty < x < \infty$).

В этом случае последовательность $\{\zeta_n\}$ называется асимптотически нормальной.

Из того, что $M\zeta_n^2 = 1$ и из теорем непрерывности (см. теорему 6.5 А и аналог следствия 6.4) вытекает, что наряду со слабой сходимостью $\zeta_n \Rightarrow \zeta$, $\zeta \in \Phi_{0,1}(Mf(\zeta_n) \rightarrow Mf(\zeta))$ для любой непрерывной ограниченной f имеет место также сходимость $Mf(\zeta_n) \rightarrow Mf(\zeta)$ для любой непрерывной f , такой, что $|f(x)| < c(1 + |x|^{2-\epsilon})$ при каком-нибудь $\epsilon > 0$.

Доказательство. Равномерная сходимость здесь является следствием слабой сходимости и непрерывности $\Phi(x)$. Далее, без ограничения общности можно считать $a = 0$, так как иначе можно было бы рассмотреть последовательность $\{\xi'_n = \xi_n - a\}_{n=1}^\infty$, при этом последовательность $\{\zeta_n\}$ не изменилась бы. Стало быть, для доказательства требуемой сходимости достаточно показать, что $\varphi_{\zeta_n}(t) \rightarrow e^{-t^2/2}$, когда $a = 0$. Имеем

$$\varphi_{\zeta_n}(t) = \varphi^n(t/\sigma\sqrt{n}), \text{ где } \varphi(t) = \varphi_{\xi_n}(t).$$

Так как существует $M\xi_n^2$, то существует $\varphi''(t)$ и справедливо разложение

$$\varphi(t) = \varphi(0) + t\varphi'(0) + \frac{t^2}{2}\varphi''(0) + o(t^2) = 1 - \frac{t^2\sigma^2}{2} + o(t^2).$$

Следовательно, при $n \rightarrow \infty$

$$\begin{aligned} \ln \varphi_n(t) &= n \ln \left[1 - \frac{\sigma^2}{2} \left(\frac{t}{\sigma \sqrt{n}} \right)^2 + o\left(\frac{t^2}{n}\right) \right] = \\ &= n \left(-\frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{t^2}{n}\right) \right) = -\frac{t^2}{2} + o(1) \rightarrow -\frac{t^2}{2}. \quad \blacktriangleleft \end{aligned}$$

§ 3. Закон больших чисел для произвольных независимых случайных величин

Перейдем теперь к выяснению условий, при которых справедливы закон больших чисел и центральная предельная теорема, в случае, когда ξ_k независимы, но не обязательно одинаково распределены. Мы не добавим трудностей, если сразу будем рассматривать более общую задачу, когда даны произвольные серии $\xi_{1,n}, \dots, \xi_{n,n}$ независимых случайных величин, где распределения $\xi_{k,n}$ могут зависеть от n .

Обозначим $\xi_n = \sum_{k=1}^n \xi_{k,n}$. С точки зрения последующих результатов можно считать, не ограничивая общности, что

$$M \xi_{k,n} = 0. \quad (1)$$

Предположим, что выполнено условие: при каком-нибудь $s, 2 \geq s > 1$,

$$\sum_{k=1}^n M \min(|\xi_{k,n}|, |\xi_{k,n}|^s) \rightarrow 0 \quad (D_1)$$

при $n \rightarrow \infty$.

Теорема 3 (закон больших чисел). При выполнении условий (1), (D₁)

$$\xi_n \underset{p}{\Rightarrow} I_0 \quad \text{или, что то же,} \quad \xi_n \xrightarrow{p} 0.$$

Рассмотрим внимательнее условие (D₁). Очевидно, что его можно записать также в форме

$$\sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}|; |\xi_{k,n}| > 1) + \sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}|^s; |\xi_{k,n}| \leq 1) \rightarrow 0.$$

Если

$$M_1 = \sum_{k=1}^n M|\xi_{k,n}| \leq c < \infty \quad (2)$$

при $n \rightarrow \infty$, то для выполнения (D₁) необходимо и достаточно выполнение условия

$$M_1(\tau) = \sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}|; |\xi_{k,n}| > \tau) \rightarrow 0 \quad (M_1)$$

при любом $\tau > 0$ и $n \rightarrow \infty$, которое можно назвать условием типа Линдеберга (условие Линдеберга (M_2) будет введено в § 4). Действительно, $(\tau \leq 1, g_1(x) = \min(|x|, |x|^s))$,

$$\begin{aligned} D_1 &= \sum_{k=1}^n M g_1(\xi_{k,n}) \leq \\ &\leq \sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}|; |\xi_{k,n}| > \tau) + \sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}|^s; |\xi_{k,n}| \leq \tau) \leq \\ &\leq M_1(\tau) + \tau^{s-1} \sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}|; |\xi_{k,n}| \leq \tau) \leq M_1(\tau) + \tau^{s-1} M_1(0). \quad (3) \end{aligned}$$

Так как $M_1(0) = M_1 \leq c$, а τ может быть произвольно малым, то $D_1 \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$.

Обратно (здесь условие (2) не требуется), при $\tau \leq 1$

$$\begin{aligned} M_1(\tau) &\leq \sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}|; |\xi_{k,n}| > 1) + \\ &+ \frac{1}{\tau^{s-1}} \sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}|^s; \tau < |\xi_{k,n}| \leq 1) \leq \frac{1}{\tau^{s-1}} D_1 \rightarrow 0 \quad (4) \end{aligned}$$

при $n \rightarrow \infty$ и при любом $\tau > 0$.

Каждое из условий (D_1) , (M_1) влечет за собой равномерную малость $M|\xi_{k,n}|$:

$$\max_{1 \leq k \leq n} M|\xi_{k,n}| \rightarrow 0 \quad \text{при } n \rightarrow \infty. \quad (5)$$

Действительно, (M_1) означает, что существует достаточно медленно убывающая последовательность $\tau_n \rightarrow 0$ такая, что $M_1(\tau_n) \rightarrow 0$. Поэтому

$$\max_{k \leq n} M|\xi_{k,n}| \leq \max_{k \leq n} [\tau_n + M(|\xi_{k,n}|; |\xi_{k,n}| > \tau_n)] \leq \tau_n + M_1(\tau_n) \rightarrow 0. \quad (6)$$

Из (5) следует, в частности, свойство пренебрежимой малости слагаемых $\xi_{k,n}$.

Будем говорить, что $\xi_{k,n}$ пренебрежимо малы, или, что то же, обладают свойством (S), если при любом $\varepsilon > 0$

$$\max_{k \leq n} P(|\xi_{k,n}| > \varepsilon) \rightarrow 0. \quad (S)$$

Свойство (S) можно было бы назвать также *равномерной сходимостью $\xi_{k,n}$ по вероятности к нулю*. Свойство (S) сразу следует из (5) и неравенства Чебышева.

Доказательство теоремы 3*). Обозначим

$$\varphi_{h,n}(t) = M e^{it\xi_{h,n}}, \quad \Delta_h(t) = \varphi_{h,n}(t) - 1.$$

Надо доказать, что при каждом t и при $n \rightarrow \infty$

$$\varphi_{\tau_n}(t) = M e^{it\xi_n} = \prod_{h=1}^n \varphi_{h,n}(t) \rightarrow 1.$$

В силу леммы 7.3

$$\begin{aligned} |\varphi_{\tau_n}(t) - 1| &= \left| \prod_{h=1}^n \varphi_{h,n}(t) - \prod_{h=1}^n 1 \right| \leq \sum_{h=1}^n |\Delta_h(t)| = \\ &= \sum_{h=1}^n |M(e^{it\xi_{h,n}} - 1)| = \sum_{h=1}^n |M(e^{it\xi_{h,n}} - 1 - it\xi_{h,n})|. \end{aligned}$$

В силу леммы 7.2 ($g_1(x) = \min(|x|, x^2) \leq \min(|x|, |x^3|)$ при $s \leq 2$)

$$|e^{itx} - 1 - itx| \leq \min\left(2|tx|, \frac{t^2 x^2}{2}\right) \leq 2g_1(tx) \leq 2h(t)g_1(x),$$

где $h(t) = \max(|t|, |t|^2)$. Поэтому

$$|\varphi_{\tau_n}(t) - 1| \leq 2h(t) \sum_{h=1}^n M g_1(\xi_{h,n}) = 2h(t) D_1 \rightarrow 0. \quad \triangleleft$$

Замечание 1. Если $\{\xi_k\}$ есть заданная фиксированная (не зависящая от n) последовательность случайных величин,

$S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k$, $M\xi_k = a_k$, то для нее будем изучать поведение сумм

$$\xi_n = \sum_{k=1}^n \xi_{k,n} = \frac{S_n - \sum_{k=1}^n a_k}{n}.$$

где $\xi_{k,n} = (\xi_k - a_k)/n$ удовлетворяют (1). Если положить, не ограничивая общности, $a_k = 0$, то условия (D_1) , (M_1) будут в этом случае иметь вид

$$D_1 = \frac{1}{n} \sum M \min(|\xi_k|, |\xi_k|^s/n^{s-1}) \rightarrow 0,$$

$$M_1(\tau) = \frac{1}{n} \sum M(|\xi_k|; |\xi_k| > \tau n) \rightarrow 0.$$

Если ξ_k одинаково распределены, то из теоремы 3 вытекает в качестве частного случая теорема 1, так как будут выполнены

*) Существует другое, «прямое» доказательство теоремы 3, использующее не х. ф., а так называемые срезки случайных величин и оценки их дисперсий. Однако здесь и в связи с дальнейшим нам удобнее использовать аппарат х. ф.

условия (2), (M_1) (последнее эквивалентно соотношению

$$M(|\xi_k - a|; |\xi_k - a| > \tau n) \rightarrow 0).$$

Для выполнения (D_1) достаточно, также выполнения следующего условия: при некотором s , $2 \geq s > 1$,

$$\sum_{k=1}^n M|\xi_{k,n}|^s \rightarrow 0. \quad (L_s)$$

Это утверждение очевидно, так как $g_s(x) \leq |x|^s$ при $s > 1$. Условие (L_s) можно было бы назвать условием типа Ляпунова (ср. с условием Ляпунова (L_s) в § 4).

Замечание 2. Условие (D_1) (или (M_1)) не является необходимым для сходимости $\xi_n \xrightarrow{p} 0$ даже при выполнении (2),

(5), на что указывает следующий пример: $\xi_{k,n}$ принимает значения $-n, 0, n$ соответственно с вероятностями $\frac{1}{n^2}, 1 - \frac{2}{n^2}, \frac{1}{n^2}$.

Здесь $\xi_n \xrightarrow{p} 0$, так как $P(\xi_n \neq 0) \leq P(\cup \{\xi_{k,n} \neq 0\}) \leq 2/n \rightarrow 0$,

$M|\xi_{k,n}| = 2/n \rightarrow 0$, $M_1 = \sum M|\xi_{k,n}| = 2 < \infty$. В то же время $\sum M(|\xi_{k,n}|; |\xi_{k,n}| \geq 1) = 2 \neq 0$, и условия (D_1) , (M_1) не выполнены.

Однако, если потребовать, чтобы

$$\xi_{k,n} \geq -e_{k,n}, \quad e_{k,n} \geq 0,$$

$$\max_{k \leq n} e_{k,n} \rightarrow 0, \quad \sum_{k=1}^n e_{k,n} \leq c < \infty, \quad (7)$$

то условие (D_1) станет необходимым.

Прежде чем доказывать это утверждение, приведем некоторые вспомогательные соотношения, которые будут полезны нам в дальнейшем.

Лемма 1.

$$\sum |\Delta_k(t)| \leq |t| M_1.$$

При выполнении условия (S) при $n \rightarrow \infty$ и при каждом t

$$\max_{k \leq n} |\Delta_k(t)| \rightarrow 0. \quad (8)$$

Если случайная величина ξ , $M\xi = 0$, ограничена слева: $\xi > -c$, $c > 0$, то $M|\xi| \leq 2c$.

Доказательство. В силу леммы 7.2

$$|\Delta_k(t)| \leq M|e^{it\xi_{k,n}} - 1| \leq |t| M|\xi_{k,n}|,$$

$$\sum |\Delta_k(t)| \leq |t| M_1;$$

$$|\Delta_k(t)| \leq M(|e^{it\xi_{k,n}} - 1|; |\xi_{k,n}| \leq \varepsilon) +$$

$$+ M(|e^{it\xi_{k,n}} - 1|; |\xi_{k,n}| > \varepsilon) \leq |t|\varepsilon + 2P(|\xi_{k,n}| > \varepsilon).$$

Если воспользоваться здесь условием (S) и произвольностью ε , то получим (8).

Положим $\xi^+ = \max(0; \xi) \geq 0$, $\xi^- = -(\xi - \xi^+) \geq 0$. Тогда $M\xi = M\xi^+ - M\xi^- = 0$, $M|\xi| = M\xi^+ + M\xi^- = 2M\xi^+ \leq 2c$. $\blacktriangleleft$

Из последнего утверждения леммы следует, что условие (7) влечет за собой выполнение (2), (5).

Лемма 2. Пусть выполнены условия (S) и (2). Тогда для сходимости $\varphi_{\xi_n}(t) \rightarrow \varphi(t)$ необходимо и достаточно, чтобы

$$\sum_{k=1}^n \Delta_k(t) \rightarrow \ln \varphi(t).$$

Доказательство. Заметим, что

$$\operatorname{Re} \Delta_k(t) = \operatorname{Re} (\varphi_{h,n}(t) - 1) \leq 0, \quad |e^{\Delta_k(t)}| \leq 1,$$

и, следовательно, по лемме 7.3

$$\begin{aligned} |\varphi_{\xi_n}(t) - e^{\sum \Delta_k(t)}| &= \left| \prod_{k=1}^n \varphi_{h,n}(t) - \prod_{k=1}^n e^{\Delta_k(t)} \right| \leq \\ &\leq \sum_{k=1}^n |\varphi_{h,n}(t) - e^{\Delta_k(t)}| = \sum_{k=1}^n |e^{\Delta_k(t)} - 1 - \Delta_k(t)| \leq \\ &\leq \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \Delta_k^2(t) \leq \frac{1}{2} \max_k |\Delta_k(t)| \sum_{k=1}^n |\Delta_k(t)|. \end{aligned}$$

По лемме 1 в силу условий (S) и (2) оцениваемое выражение сходится к 0 при $n \rightarrow \infty$. Поэтому если $\varphi_{\xi_n}(t) \rightarrow \varphi(t)$, то $e^{\sum \Delta_k(t)} \rightarrow \varphi(t)$, и наоборот. $\blacktriangleleft$

Следующее утверждение дополняет теорему 3.

Теорема 4. Пусть справедливы соотношения (1), (7). Тогда условие (D_1) (или условие (M_1)) необходимо для выполнения закона больших чисел.

Доказательство. Если выполнен закон больших чисел, то $\varphi_{\xi_n}(t) \rightarrow 1$ и, следовательно, по лемме 2 (напомним, что (7) влечет за собой (2), (5), (S))

$$\sum_{k=1}^n \Delta_k(t) = \sum_{k=1}^n M(e^{it\xi_{h,n}} - 1 - it\xi_{h,n}) \rightarrow 0.$$

Кроме того, по лемме 7.2

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^n M(|e^{it\xi_{h,n}} - 1 - it\xi_{h,n}|; |\xi_{h,n}| \leq \varepsilon_{h,n}) &\leq \\ &\leq \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n M(|\xi_{h,n}|^2; |\xi_{h,n}| \leq \varepsilon_{h,n}) \leq \\ &\leq \sum_{k=1}^n \varepsilon_{h,n}^2 \leq \max_k \varepsilon_{h,n} \sum_{k=1}^n \varepsilon_{h,n} \rightarrow 0. \end{aligned}$$

Поэтому, если имеет место закон больших чисел, то в силу (7)

$$\sum_{k=1}^n M(e^{it\xi_{h,n}} - 1 - it\xi_{h,n}; \varepsilon_{h,n} > \varepsilon_{h,n}) \rightarrow 0.$$

Рассмотрим функцию $\alpha(x) = \frac{e^{ix} - 1}{ix}$. Нетрудно видеть, что неравенство $|\alpha(x)| \leq 1$, доказанное в лемме 7.2, является при $x > \varepsilon > 0$ строгим, и, значит, существует $\delta(\tau) > 0$ при $\tau > 0$ такое, что $\operatorname{Re}(1 - \alpha(x)) \geq \delta(\tau)$ при $x > \tau$. Это равносильно тому, что $\operatorname{Im}(1 + ix - e^{ix}) \geq \delta(\tau)x$ и, следовательно,

$$x \leq \frac{1}{\delta(\tau)} \operatorname{Im}(1 + ix - e^{ix}) \quad \text{при } x > \tau.$$

Отсюда находим

$$\begin{aligned} M_1(\tau) &= \sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}|; |\xi_{k,n}| > \tau) = \sum_{k=1}^n M(\xi_{k,n}; \xi_{k,n} > \tau) \leq \\ &\leq \frac{1}{\delta(\tau)} \operatorname{Im} \sum_{k=1}^n M(1 + i\xi_{k,n} - e^{i\xi_{k,n}}; \xi_{k,n} > \tau) \rightarrow 0. \end{aligned}$$

Таким образом, выполнено условие (M_1) , которое вместо с (2) влечет за собой (D_1) . $\blacktriangleleft$

§ 4. Центральная предельная теорема для сумм произвольных независимых случайных величин

Как и в § 3, сразу будем рассматривать серии случайных величин

$$\xi_{1,n}, \dots, \xi_{n,n}$$

и их суммы

$$\xi_n = \sum_{k=1}^n \xi_{k,n}. \quad (9)$$

Мы будем предполагать, что $\xi_{k,n}$ имеют конечные вторые моменты $\sigma_{k,n}^2 = D\xi_{k,n} < \infty$, и считать, не ограничивая общности, что

$$M\xi_{k,n} = 0, \quad \sum_{k=1}^n \sigma_{k,n}^2 = D\xi_n = 1. \quad (10)$$

Введем в рассмотрение условие: при некотором $s > 2$,

$$D_2 \equiv \sum_{k=1}^n M \min(\xi_{k,n}^2, |\xi_{k,n}|^s) \rightarrow 0, \quad (D_2)$$

которое будет играть важную роль в дальнейшем. При этом многие рассуждения, связанные с условием (D_2) и с условиями (M_2) , (L_s) , вводимыми ниже, будут вполне аналогичны рассуждениям, связанным с условиями (D_1) , (M_1) , (L_s) в § 3.

При выполнении (10) необходимым и достаточным для выполнения (D_2) является условие Линдберга:

$$M_2(\tau) \equiv \sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}|^2; |\xi_{k,n}| > \tau) \rightarrow 0 \quad (M_2)$$

при любом $\tau > 0$ и $n \rightarrow \infty$. Действительно, положим $g_2(x) = \min(x^2, |x|^s)$. Тогда (ср. с (3), (4); $\tau \leq 1$)

$$\begin{aligned} D_2 &= \sum_{h=1}^n M g_2(\xi_{h,n}) \leq \\ &\leq \sum_{h=1}^n M(\xi_{h,n}^2; |\xi_{h,n}| > \tau) + \sum_{h=1}^n M(|\xi_{h,n}|^s; |\xi_{h,n}| \leq \tau) \leq \\ &\leq M_2(\tau) + \tau^{s-2} M_2(0) = M_2(\tau) + \tau^{s-2}. \end{aligned}$$

Так как τ произвольно, то $D_2 \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$.

Обратно, при $\tau \leq 1$ (условие (8) здесь не требуется)

$$\begin{aligned} M_2(\tau) &\leq \sum_{h=1}^n M(\xi_{h,n}^2; |\xi_{h,n}| > 1) + \\ &+ \frac{1}{\tau^{s-2}} \sum_{h=1}^n M(|\xi_{h,n}|^s; \tau < |\xi_{h,n}| \leq 1) \leq \frac{1}{\tau^{s-2}} D_2 \rightarrow 0 \end{aligned}$$

при любом $\tau > 0$ и $n \rightarrow \infty$.

Итак, при выполнении (10) условие (D_2) инвариантно по $s > 2$.

Условию (D_2) можно придать более общую форму:

$$\sum_{h=1}^n M \xi_{h,n}^2 h(\xi_{h,n}) \rightarrow 0,$$

где $h(x)$ — любая функция, обладающая свойствами $h(x) > 0$ при $x > 0$, $h(x) \uparrow$, $h(x) \rightarrow 0$ при $x \rightarrow 0$, $h(x) \rightarrow c < \infty$ при $x \rightarrow \infty$. При этом все основные свойства условия (D_2) сохраняются. Условие Линдберга выясняет существование условия (D_2) с несколько иной точки зрения. В нем $h(x) = I_{(\tau, \infty)}$, но τ пробегает $(0, 1)$. Аналогичное замечание можно сделать по поводу условий (D_1) , (M_1) в § 3.

Аналогично тому, как это было сделано в § 3 относительно условия (M_1) , легко проверить, что условие (M_2) влечет за собой сходимость (см. (6))

$$\max_{h \leq n} D \xi_{h,n} \rightarrow 0 \quad (11)$$

и пренебрежимую малость $\xi_{h,n}$ (свойство (S)). Очевидно также неравенство

$$M_1(\tau) \leq \frac{1}{\tau} M_2(\tau).$$

Если $\{\xi_h\}$ есть заданная фиксированная (не зависящая от n) последовательность независимых случайных величин, $S_n =$

$$= \sum_{h=1}^n \xi_{h,1} \quad M \xi_h = a_{h,1} \quad D \xi_h = \sigma_{h,1}^2 \quad \text{то для нее будем изучать пове-}$$

дение нормированных сумм

$$\zeta_n = \frac{S_n - \sum_{k=1}^n a_k}{B_n}, \quad B_n^2 = \sum_{k=1}^n \sigma_{k,n}^2$$

которые, очевидно, также имеют вид (9), где $\xi_{k,n} = (\xi_k - a_k)/B_n$. Условия (D_2) , (M_2) для ξ_k будут иметь вид

$$D_2 = \frac{1}{B_n^2} \sum_{k=1}^n M \min \left((\xi_k - a_k)^2, \frac{|\xi_k - a_k|^3}{B_n^{3-2}} \right) \rightarrow 0, \quad (12)$$

$$M_2(\tau) = \frac{1}{B_n^2} \sum_{k=1}^n M((\xi_k - a_k)^2; |\xi_k - a_k| > \tau B_n) \rightarrow 0.$$

Теорема 5 (центральная предельная теорема). Если последовательности независимых случайных величин $\{\xi_{k,n}\}_{k=1}^n$, $n = 1, 2, \dots$, удовлетворяют условиям (10), (D_2) , то $P(\zeta_n < x) \rightarrow \Phi(x)$ равномерно по x .

Доказательство. Достаточно убедиться, что

$$\varphi_{\zeta_n}(t) = \prod_{k=1}^n \varphi_{k,n}(t) \rightarrow e^{-\frac{t^2}{2}}.$$

В силу леммы 7.3

$$\begin{aligned} \left| \varphi_{\zeta_n}(t) - e^{-t^2/2} \right| &= \left| \prod_{k=1}^n \varphi_{k,n}(t) - \prod_{k=1}^n e^{-t^2 \sigma_{k,n}^2 / 2} \right| \leq \sum_{k=1}^n \left| \varphi_{k,n}(t) - e^{-t^2 \sigma_{k,n}^2 / 2} \right| \leq \\ &\leq \sum_{k=1}^n \left| \varphi_{k,n}(t) - 1 + \frac{1}{2} t^2 \sigma_{k,n}^2 \right| + \sum_{k=1}^n \left| e^{-\frac{1}{2} t^2 \sigma_{k,n}^2} - 1 + \frac{1}{2} t^2 \sigma_{k,n}^2 \right|. \quad (13) \end{aligned}$$

Так как по лемме 7.2

$$\left| e^{ix} - 1 - ix + \frac{x^2}{2} \right| \leq \min \left(x^2, \frac{|x|^3}{6} \right) \leq g_2(x),$$

(при $s=3$), то первая сумма в (13) не превосходит

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^n \left| M \left(e^{it\xi_{k,n}} - 1 - it\xi_{k,n} + \frac{t^2 \xi_{k,n}^2}{2} \right) \right| &\leq \\ &\leq \sum_{k=1}^n M g_2(|t\xi_{k,n}|) \leq h(t) \sum_{k=1}^n M g_2(|\xi_{k,n}|) \leq h(t) D_2 \rightarrow 0, \end{aligned}$$

где $h(t) = \max(t^2, |t|^3)$. Вторая сумма в (13) (снова по лемме

7.2) не превосходит (см. (10), (11))

$$\frac{t^4}{8} \sum_{k=1}^n \sigma_{k,n}^4 \leq \frac{t^4}{8} \max_k \sigma_{k,n}^2 \rightarrow 0 \text{ при } n \rightarrow \infty. \blacktriangleleft$$

Иногда утверждение теоремы 5 бывает удобным в следующей форме:

Следствие 1. Пусть $M\xi_{k,n} = 0$, $D\xi_n \rightarrow \sigma^2 > 0$ и выполнено условие (D_2) или (M_2) , тогда $\xi_n \Rightarrow \Phi_{0,\sigma^2}$.

Замечание 3. Утверждение теоремы 2 об асимптотической нормальности $\xi_n = \frac{S_n - an}{\sigma \sqrt{n}}$, когда ξ_k одинаково распределены, можно было бы получить в качестве следствия теоремы 5. Нужно лишь проверить выполнение условия Линдберга. Так как в этом случае $B_n^2 = n\sigma^2$, то (см. (12))

$$M_2(\tau) = \frac{1}{\sigma^2} M((\xi_k - a)^2; |\xi_k - a| > \tau \sigma \sqrt{n}) \rightarrow 0 \text{ при } n \rightarrow \infty$$

для любого $\tau > 0$.

Замечание 4. Достаточным условием для выполнения (D_2) , (M_2) является более ограничительное условие Ляпунова. Проверять его в ряде случаев легче. Предположим, что выполнено (10). Величину

$$L_s = \sum_{k=1}^n M|\xi_{k,n}|^s$$

при некотором $s > 2$ называют *отношением Ляпунова порядка s*. Условие

$$L_s \rightarrow 0 \quad (L_s)$$

называют *условием Ляпунова*. Величина L_s получила название *отношения* потому, что для $\xi_{k,n} = (\xi_k - a_k)/B_n$ ($a_k = M\xi_k$, $B_n^2 = D\xi_n$, ξ_k от n не зависят) L_s имеет вид

$$L_s = \frac{\sum_{k=1}^n M|\xi_k - a_k|^s}{B_n^s}.$$

Если ξ_k одинаково распределены, $a_k = a$, $D\xi_k = \sigma^2$, $M|\xi_k - a|^s = \mu < \infty$, то

$$L_s = \frac{\mu}{\sigma^s n^{s-2}} \rightarrow 0.$$

Достаточность условия Ляпунова вытекает из очевидных неравенств $g_2(x) \leq |x|^s$ при $s > 2$, $D_2 \leq L_s$.

Замечание 5. Условия (D_2) или (M_2) не являются необходимыми для сходимости распределения ξ_n к нормальному.

Достаточно рассмотреть следующий пример: $\xi_{1,n} \in \Phi_{0,1}$; $\xi_{2,n} = \dots = \xi_{n,n} = 0$. Очевидно, что условия (10) выполнены, $P(\xi_n < x) = \Phi(x)$, а слагаемые $\xi_{k,n}$ не являются пренебрежимо малыми, следовательно, не удовлетворяют условиям (D_2) , (M_2) .

Однако, еслиряду со сходимостью $\xi_n \in \Phi_{0,1}$ потребовать, чтобы $\xi_{k,n}$ были пренебрежимо малы, то условия (D_2) , (M_2) становятся необходимыми.

Теорема 6. Пусть последовательности независимых величин $\{\xi_{k,n}\}_{k=1}^n$ удовлетворяют условиям (10), (S). Тогда условие (D_2) (или (M_2)) необходимо и достаточно для сходимости $\xi_n \in \Phi_{0,1}$.

Доказательство. Достаточность уже доказана. Чтобы доказать необходимость, воспользуемся леммой 2. Если $\varphi_{\xi_n}(t) \rightarrow e^{-t^2/2}$, то в силу этой леммы $(\Delta_k(t) = \varphi_{\xi_{k,n}}(t) - 1)$

$$\sum_{k=1}^n \Delta_k(t) \rightarrow \ln \varphi(t) = -t^2/2.$$

При $t=1$ выписанное соотношение можно записать в форме

$$R_n \equiv \sum_{k=1}^n M \left(e^{i\xi_{k,n}} - 1 - i\xi_{k,n} + \frac{\xi_{k,n}^2}{2} \right) \rightarrow 0. \quad (14)$$

Обозначим $\alpha(x) = (e^{ix} - 1 - ix)/x^2$. Нетрудно видеть, что неравенство $|\alpha(x)| \leq 1/2$, доказанное в лемме 7.2, является строгим при $x \neq 0$ и

$$\sup_{|x| \geq \tau} |\alpha(x)| < \frac{1}{2} - \delta(\tau),$$

где $\delta(\tau) > 0$ при $\tau > 0$. Это означает, что при $|x| \geq \tau > 0$

$$\operatorname{Re} \left[\alpha(x) + \frac{1}{2} \right] \geq \delta(\tau) > 0,$$

$$x^2 \leq \frac{1}{\delta(\tau)} \operatorname{Re} \left(e^{ix} - 1 - ix + \frac{x^2}{2} \right),$$

$$M(\xi_{k,n}^2; |\xi_{k,n}| > \tau) \leq \frac{1}{\delta(\tau)} \operatorname{Re} M \left(e^{i\xi_{k,n}} - 1 - i\xi_{k,n} + \frac{\xi_{k,n}^2}{2} \right),$$

$$M_2(\tau) \leq \frac{1}{\delta(\tau)} |R_n| \rightarrow 0$$

в силу (14) при $n \rightarrow \infty$ для любого $\tau > 0$. ◀

Из теорем 4, 6 вытекает следующее утверждение.

Следствие 2. Пусть выполнено (10) и

$$\max_{k \leq n} D\xi_{k,n} \rightarrow 0. \quad (15)$$

Тогда для сходимости $\xi_n \in \Phi_{0,1}$ необходима и достаточна

сходимость

$$\eta_n = \sum_{k=1}^n \xi_{k,n}^2 \in I_1$$

(или сходимость $\eta_n \xrightarrow{p} 1$).

Доказательство. Пусть $\eta_n \in I_1$. Случайные величины $\xi'_{k,n} = \xi_{k,n}^2 - \sigma_{k,n}^2$ в силу (15) удовлетворяют условию (7) и удовлетворяют закону больших чисел: $\sum_{k=1}^n \xi'_{k,n} = \eta_n - 1 \xrightarrow{p} 0$. Следовательно, по теореме 4 $\xi'_{k,n}$ удовлетворяют условию (M_1) :

$$\sum_{k=1}^n M(|\xi_{k,n}^2 - \sigma_{k,n}^2|; |\xi_{k,n}^2 - \sigma_{k,n}^2| > \tau) \rightarrow 0 \quad (16)$$

при любом $\tau > 0$. Но по (15) это условие эквивалентно, очевидно, условию (M_2) для $\xi_{k,n}$. Отсюда следует $\xi_n \in \Phi_{0,1}$.

Наоборот, если $\xi_n \in \Phi_{0,1}$, то выполнено (M_2) для $\xi_{k,n}$ и, значит, условие (16). Так как, кроме того,

$$\sum_{k=1}^n M|\xi'_{k,n}| \leq 2 \sum_{k=1}^n D\xi_{k,n} = 2,$$

то для $\xi'_{k,n}$ выполнено (2) и по теореме 3

$$\sum_{k=1}^n \xi'_{k,n} = \eta_n - 1 \xrightarrow{p} 0. \triangleleft$$

Пример 1. Пусть ξ_k , $k = 1, 2, \dots$ — независимые случайные величины с распределениями

$$\xi_k = \begin{cases} k^\alpha & \text{с вероятностью } 1/2, \\ -k^\alpha & \text{с вероятностью } 1/2. \end{cases}$$

Здесь ($s = 3$)

$$\sigma_k^2 = k^{2\alpha}, \quad \mu_k = M|\xi_k|^3 = k^{3\alpha}, \\ B_n^2 = \sum_{k=1}^n k^{2\alpha}, \quad C_n^3 = \sum_{k=1}^n \mu_k = \sum_{k=1}^n k^{3\alpha}.$$

Имеем при $2\alpha + 1 > 0$

$$B_n^2 = \sum_{k=1}^n k^{2\alpha} = \\ = n^{2\alpha+1} \left(\frac{1}{n} + \left(\frac{n-1}{n} \right)^{2\alpha} \frac{1}{n} + \dots + \left(\frac{1}{n} \right)^{2\alpha} \frac{1}{n} \right) \sim n^{2\alpha+1} \int_0^1 x^{2\alpha} dx = \frac{n^{2\alpha+1}}{2\alpha+1}.$$

При $\alpha = -1/2$

$$B_n^2 = \sum_{k=1}^n k^{-1} \sim \ln n.$$

Если $\alpha < -1/2$, то B_n ограничены при $n \rightarrow \infty$ и, следовательно, не будет выполнено условие пренебрежимой малости слагаемых.

Аналогичным образом находим при $\alpha > -1/3$

$$C_n^3 = \sum_{k=1}^n k^{3\alpha} =$$

$$= n^{3\alpha+1} \left(\frac{1}{n} + \left(\frac{n-1}{n} \right)^{3\alpha} \frac{1}{n} + \dots + \left(\frac{1}{n} \right)^{3\alpha} \frac{1}{n} \right) \sim n^{3\alpha+1} \int_0^1 x^{3\alpha} dx = \frac{n^{3\alpha+1}}{3\alpha+1}.$$

При $\alpha = -1/3$ имеем $C_n^3 \sim \ln n$; если $\alpha < -1/3$, то C_n ограничены. Так как $n^{\alpha+1/3} = o(n^{\alpha+1/2})$, то при $\alpha \geq -1/2$ $C_n = o(B_n)$ и условие Ляпунова $L_3 = C_n^3/B_n^3 \rightarrow 0$ будет выполнено. Следовательно, суммы $S_n/\sqrt{2\alpha+1/n^{\alpha+1/2}}$ при $\alpha > -1/2$ будут асимптотически нормальны с параметрами $(0, 1)$. Если же $\xi_k = \pm 1/\sqrt{k}$ с вероятностями $1/2$, то асимптотически нормальной будет величина $S_n/\sqrt{\ln n}$. В частности, при больших n величина $|S_n|$ не будет превосходить $2\sqrt{\ln n}$ с вероятностью, равной примерно $2\Phi(2) -$

$-1 \approx 0,955$. Для сравнения можно заметить, что $\sum_{k=1}^n \frac{1}{\sqrt{k}}$ растет

как $\sqrt{n}/2$, а знакопеременные суммы $\sum_{k=1}^n \frac{(-1)^k}{\sqrt{k}}$ ограничены постоянным числом. ◀

Очень наглядной и хорошо известной иллюстрацией действия доказанных теорем является рассеивание артиллерийских снарядов при стрельбе по цели. Дело в том, что на траекторию полета снаряда действует большое количество независимых факторов, влияние каждого из которых само по себе невелико. Это отклонения в количестве заряда, отклонения в весе и размерах снаряда, отклонения во влажности и температуре воздуха, направлении и силе ветра на разных высотах и т. д. В результате отклонение снаряда от точки прицеливания удивительно точно описывается нормальным законом.

Такого же рода наблюдения можно сделать относительно ошибок в измерениях, когда на их точность влияет много «мелких» факторов. (Существует даже «теория ошибок», главным пунктом которой является центральная предельная теорема.)

В целом центральная предельная теорема находит чрезвычайно много применений в самых разных областях. Это происходит

благодаря ее универсальности, ее устойчивости относительно незначительных отклонений от условий теоремы и ее сравнительно высокой точности даже при умеренных значениях n . Первые два отмеченных качества означают, что 1) теорема применима к величинам $\xi_{k,n}$ с любыми распределениями, лишь бы существовали дисперсии $\xi_{k,n}$ и они были «пренебрежимо малы», 2) появление «умеренной» зависимости*) между $\xi_{k,n}$ не меняет нормальности предельного распределения.

Чтобы проиллюстрировать точность нормального приближения, приведем такой пример. Пусть $F_n(x) = P(S_n/\sqrt{n} < x)$ есть функция распределения нормированных сумм S_n , образованных независимыми величинами ξ_k , равномерно распределенными на $[-\sqrt{3}, \sqrt{3}]$, так что $D\xi_k = 1$. Тогда оказывается, что уже при $n=5$ (!) максимальная величина разности $|F_n(x) - \Phi(x)|$ на всей осп значений x не превосходит 0,006 (максимум достигается около точек $x = \pm 0,7$).

И все же, несмотря на отмеченные обстоятельства, при использовании центральной предельной теоремы следует проявлять осторожность. Например, нельзя требовать точности от нормального приближения при оценке вероятностей редких событий, скажем, при изучении вероятностей больших отклонений (этот вопрос уже обсуждался в § 5.3). Ведь теорема обеспечивает лишь малость при больших n разности

$$|\Phi(x) - P(\xi_n < x)|. \quad (17)$$

Допустим, мы хотим с помощью нормального приближения указать такое x_0 , чтобы гарантировать появление события $\{\xi_n > x_0\}$ в среднем не чаще, чем 1 раз на 1000 случаев (такая задача может возникнуть, скажем, у экспериментатора, когда он хочет быть уверенным, что в отдельном эксперименте событие такого вида не произойдет). Если даже разность (17) не превосходит 0,02 (что может считаться хорошим приближением), то, используя нормальное приближение, мы рискуем ошибиться в десятки раз, поскольку может оказаться, что $1 - \Phi(x_0) = 10^{-3}$, а $P(\xi_n > x_0) \approx 0,02$ и событие $\{\xi_n > x_0\}$ будет появляться значительно чаще — в среднем 1 раз на 50 случаев.

В связи с этим в § 8 рассматривается задача о вероятностях больших отклонений, где отыскивается функция $P(n, x)$ такая, что $P(\xi_n > x)/P(n, x) \rightarrow 1$ при $n \rightarrow \infty$, $x \rightarrow \infty$. При этом функция $P(n, x)$ оказывается, вообще говоря, отличной от $1 - \Phi(x)$. Надо отметить, однако, что использование приближения $P(n, x)$ тре-

*) Существует целый ряд условий, характеризующих допустимую зависимость между $\xi_{k,n}$. Знакомство с ними выходит за рамки настоящей книги и требует привлечения специальной литературы. См., например, [8].

бует выполнения более жестких условий на $\xi_{k,n}$. В § 6 приводится также *локальная предельная теорема*, которая устанавливает сближение *плотностей* ξ_n с плотностью нормального закона и позволяет оценивать вероятности редких событий другого сорта, скажем, вида $\{a < \xi_n < b\}$, где числа a и b близки.

§ 5. Другой подход к доказательству предельных теорем. Оценки погрешности

Изложенный в § 1—4 подход к доказательству основных предельных теорем для распределения сумм случайных величин основан на х. ф. Однако это далеко не единственный метод доказательства такого рода утверждений. В настоящее время известно несколько весьма простых доказательств как законов больших чисел, так и центральной предельной теоремы, не использующих аппарата х. ф. (Это не умаляет значимости последнего, представляющего собой мощный, хорошо разработанный и весьма общий аппарат исследований.) Эти доказательства позволяют к тому же получать в некоторых случаях более общие результаты. В качестве иллюстрации приведем ниже доказательство центральной предельной теоремы, обобщающей в известном смысле теорему 6 и дающей оценку скорости сходимости (правда, не наилучшую).

Наряду со случайными величинами $\xi_{k,n}$ в схеме серий и при выполнении (10) рассмотрим независимые между собой и от последовательности $\{\xi_{k,n}\}_{k=1}^n$ случайные величины $\eta_{k,n} \in \Phi_{0,\sigma_{k,n}^2}$,

$\sigma_{k,n}^2 = D\xi_{k,n}$, так что $\eta_n = \sum_{k=1}^n \eta_{k,n} \in \Phi_{0,1}$.

Обозначим $\mu_{k,n} = M|\xi_{k,n}|^3$, $\nu_{k,n} = M|\eta_{k,n}|^3 = c_3 \sigma_{k,n}^3 \leq c_3 \mu_{k,n}^*$, $\mu_{k,n}^0 = \int |x|^3 |d(F_{k,n}(x) - \Phi_{k,n}(x))| \leq \mu_{k,n} + \nu_{k,n}$, $L_3 = \sum_{k=1}^n \mu_{k,n}$, $N_3 = \sum_{k=1}^n \nu_{k,n}$, $L_3^0 = \sum_{k=1}^n \mu_{k,n}^0 \leq L_3 + N_3 \leq (1 + c_3) L_3$. Здесь $F_{k,n}$, $\Phi_{k,n}$ — функции распределения $\xi_{k,n}$ и $\eta_{k,n}$ соответственно. Числа L_3 и N_3 суть отношения Ляпунова третьего порядка для последовательностей $\{\xi_{k,n}\}$ и $\{\eta_{k,n}\}$. Числа $\mu_{k,n}^0$ называются *псевдомоментами* третьего порядка, а величина L_3^0 — отношением Ляпунова для псевдомоментов. Очевидно, что $N_3 \leq c_3 L_3 \rightarrow 0$, если

*) Если $\eta \in \Phi_{0,1}$, то

$$c_3 = M|\eta|^3 = \frac{2}{\sqrt{2\pi}} \int_0^\infty x^3 e^{-x^2/2} dx = \frac{4}{\sqrt{2\pi}} \int_0^\infty te^{-t} dt = \frac{4}{\sqrt{2\pi}}.$$

выполнено условие Ляпунова. Как уже отмечалось для $\xi_{k,n} = (\xi_k - a_k)/B_n$, где $a_k = M\xi_k$, $B_n^2 = \sum_1^n D\xi_k$, ξ_k от n не зависят, $L_3 = \frac{1}{B_n^3} \sum_1^n \mu_k$, $\mu_k = M|\xi_k - a_k|^3$. Если к тому же ξ_k одинаково распределены, то $L_3 = \mu_1/(\sigma^3 \sqrt{n})$.

Нашей первой задачей будет оценка близости $Mf(\xi_n)$ и $Mf(\eta_n)$ для достаточно гладких f . Эта задача может представлять и самостоятельный интерес. Предположим, что f принадлежит классу C_3 всех ограниченных функций с равномерно непрерывной и ограниченной третьей производной: $\sup_x |f^{(3)}(x)| \leq f_3$.

Теорема 7. Если $f \in C_3$, то

$$|Mf(\xi_n) - Mf(\eta_n)| \leq \frac{f_3 L_3}{6} \leq \frac{f_3}{6} (L_3 + N_3). \quad (18)$$

Доказательство. Обозначим

$$\begin{aligned} X_l &= \xi_{1,n} + \dots + \xi_{l-1,n} + \eta_{l,n} + \dots + \eta_{n,n}, \\ Z_l &= \xi_{1,n} + \dots + \xi_{l-1,n} + \eta_{l+1,n} + \dots + \eta_{n,n}, \\ X_l &= \eta_n, \quad X_{n+1} = \xi_n. \end{aligned}$$

Тогда

$$X_{l+1} = Z_l + \xi_{l,n}, \quad X_l = Z_l + \eta_{l,n}, \quad (19)$$

$$f(\xi_n) - f(\eta_n) = \sum_1^n [f(X_{l+1}) - f(X_l)]. \quad (20)$$

Воспользуемся теперь следующей леммой.

Лемма 3. Пусть $f \in C_3$, Z , ξ и η суть независимые случайные величины,

$$M\xi = M\eta = a, \quad M\xi^2 = M\eta^2 = \sigma^2, \quad \mu^0 = \int |x^3| |d(F_\xi(x) - F_\eta(x))| < \infty.$$

Тогда

$$|Mf(Z + \xi) - Mf(Z + \eta)| \leq f_3 \mu^0 / 6. \quad (21)$$

Применяя эту лемму к (19), получим

$$|M[f(X_{l+1}) - f(X_l)]| \leq f_3 \mu_{l,n}^0 / 6,$$

что после суммирования дает (18). $\triangleleft$

Итак, для доказательства теоремы 7 осталось провести

Доказательство леммы 3. Обозначим $g(x) = Mf(Z + x)$. Очевидно, что g , будучи усреднением f , обладает всеми свойствами гладкости f и, в частности, $|g'''(x)| \leq f_3$. В силу независимо-

сти Z , ξ и η

$$Mf(Z + \xi) - Mf(Z + \eta) = \int g(x) d(F_\xi(x) - F_\eta(x)). \quad (22)$$

Под интегралом воспользуемся разложением

$$g(x) = g(0) + xg'(0) + \frac{x^2}{2}g''(0) + \frac{x^3}{6}g'''(\theta_x), \quad \theta_x \in [0, x].$$

В силу совпадения моментов ξ и η до второго порядка для правой части (22) получим

$$\left| \frac{1}{6} \int x^3 g'''(\theta_x) d(F_\xi(x) - F_\eta(x)) \right| \leq \frac{f_3 L_3^0}{6}. \triangleleft$$

Замечание 6. Совершенно аналогично можно получить представление

$$|Mf(\xi_n) - Mf(\eta_n)| \leq \frac{g'''(0)}{6} \sum_{k=1}^n M(\xi_{k,n}^3 - \eta_{k,n}^3) + \frac{f_4 L_4^0}{24} \quad (23)$$

при очевидных соглашениях относительно обозначений f_k и L_k^0 . Эта оценка может улучшаться (18), если разности $M(\xi_{k,n}^3 - \eta_{k,n}^3)$ малы. Если, например, $\xi_{k,n} = \frac{\xi_k - a}{\sigma \sqrt{n}}$, ξ_k одинаково распределены и третьи моменты $\xi_{k,n}$ и $\eta_{k,n}$ совпадают, то справа в (23) будет стоять величина порядка $1/n$.

Теорема 7 обобщает теорему 6 при $s=3$. Обобщение состоит в том, что теперь для сходимости $\xi_n \Rightarrow \Phi_{0,1}$ не требуется предельной пренебрегаемости $\xi_{k,n}$. Если, например, $\xi_{1,n} \in \Phi_{0,1/2}$ (в этом случае $\mu_{1,n}^0 = 0$) и $L_3^0 \rightarrow 0$, то $Mf(\xi_n) \rightarrow Mf(\eta)$, $\eta \in \Phi_{0,1}$ для любой f из класса C_3 . Так как C_3 определяет распределение (см. гл. 6), то остается воспользоваться следствием 6.7.

Высказанное утверждение можно усилить.

Теорема 7A.

$$|P(\xi_n < x) - \Phi(x)| < c(L_3^0)^{1/4}, \quad (24)$$

где c — абсолютная постоянная.

Доказательство. Возьмем какую-нибудь функцию $h \in C_3$, $0 \leq h \leq 1$, такую, что $h(x) = 1$, $x \leq 0$; $h(x) = 0$, $x \geq 1$, и обозначим $h_3 = \sup_x |h'''(x)|$. Тогда для функции $f(x) = h\left(t + \frac{x}{\varepsilon}\right)$

будем иметь $f_3 = \sup_x |f'''(x)| \leq h_3/\varepsilon^3$.

$$P(\xi_n < t) \leq Mf(\xi_n) \leq Mf(\eta) + \frac{f_3 L_3^0}{6} \leq$$

$$\leq P(\eta < t + \varepsilon) + \frac{h_3 L_3^0}{6\varepsilon^3} \leq P(\eta < t) + \frac{\varepsilon}{\sqrt{2\pi}} + \frac{h_3 L_3^0}{6\varepsilon^3}.$$

Последнее равенство имеет место, так как максимум производной нормальной функции распределения $\Phi(t) = P(\eta < t)$ равен $1/\sqrt{2\pi}$. Устанавливая точно так же обратное неравенство и полагая $\varepsilon = (L_3^0)^{1/4}$, получим (24). ◀

Оценка в следствии 2, конечно, не является наилучшей. И все же неравенство (24) показывает, что мы будем иметь хорошее нормальное приближение для $P(\xi_n < x)$ и в области больших отклонений (т. е. при $|x| \rightarrow \infty$), но крайней мере для x , при которых при $n \rightarrow \infty$

$$(1 - \Phi(|x|))(L_3^0)^{-1/4} \rightarrow \infty. \quad (25)$$

Действительно, в этом случае, например, при $x = |x| > 0$

$$\left| \frac{P(\xi_n \geq x)}{1 - \Phi(x)} - 1 \right| \leq \frac{c(L_3^0)^{1/4}}{1 - \Phi(x)} \rightarrow 0.$$

Так как по правилу Лопиталья

$$1 - \Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty e^{-t^2/2} dt \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi} x} e^{-x^2/2} \text{ при } x \rightarrow \infty,$$

то (25) справедливо для $|x| < c_1 \sqrt{-\ln L_3^0}$ при подходящей постоянной c_1 .

В гл. 17 мы получим обобщение теоремы 7 и следствия 2.

Вопрос об уточнениях и об оценках погрешности в центральной предельной теореме и в других предельных теоремах является одним из важных в теории вероятностей, поскольку от ответа на него зависит, насколько точными и эффективными будут применения этих теорем к задачам практики. Надо, прежде всего, найти правильный порядок убывания $\Delta_n = \sup_x |P(\xi_n < x) - \Phi(x)|$

по n (или, скажем, по L_3 в случае разнораспределенных слагаемых). Существует по крайней мере два подхода к отысканию правильных оценок Δ_n . Один из них, так называемый *метод характеристических функций*, исходит из неулучшаемой оценки близости характеристических функций

$$|\ln \varphi_{\xi_n}(t) + t^2/2| < cL_3,$$

которую читатель может получить самостоятельно, пользуясь леммой 7.2 и усложнив немного рассуждения в доказательстве теоремы 5. Основные технические трудности здесь состоят в том, чтобы с помощью формулы обращения получить такой же порядок малости для Δ_n .

Второй подход, так называемый *метод композиций*, был проиллюстрирован в этом параграфе в теореме 7 (в какой-то мере существо его заложено в соотношении (20)). Именно этим мето-

дом в Приложении 5 для случая одинаково распределенных слагаемых будет доказан следующий общий результат (Крамер, Берри, Эссен):

Теорема. Если ξ_k не зависит от n , $\xi_{k,n} = (\xi_k - a_k)/B_n$, то

$$\sup_x |P(\zeta_n < x) - \Phi(x)| \leq cL_{3n}$$

где c — абсолютная постоянная.

В случае одинаково распределенных ξ_k правая часть приведенного неравенства превращается в $\frac{c\mu_1}{\sigma^3 \sqrt{n}}$. Установлено, что $(2\pi)^{-1/2} < c < 0,8^*$.

Здесь надо иметь в виду, что приведенные теоремы и оценка постоянной c универсальны и выполняются, следовательно, в самых неблагоприятных с точки зрения приближений условиях. Поэтому скорость сходимости в реальных задачах, как правило, оказывается лучше.

§ 6. Локальная предельная теорема

В предыдущих параграфах мы установили, что распределение нормированной суммы $S_n = \sum_{j=1}^n \xi_j$ одинаково распределенных и независимых величин ξ_j с $M\xi_j = 0$, $D\xi_j = \sigma^2 < \infty$ сходится к нормальному закону. Допустим теперь, что распределение $\zeta_n = \frac{S_n}{\sigma \sqrt{n}}$ имеет плотность. Будет ли она равномерно сближаться с плотностью нормального приближения? Положительный ответ на этот вопрос позволил бы оценивать вероятности попадания ζ_n в произвольные измеримые множества**) и в том числе вероят-

*) См. [22].

**) Слабая сходимость распределений $P_n \Rightarrow P$ означает сходимость вероятностей $P_n(B) \rightarrow P(B)$ лишь для множеств B , граница которых ∂B (это есть разность между замыканием B и дополнением к замыканию $R - B$) обладает свойством $P(\partial B) = 0$. Существенность этого условия хорошо иллюстрируется следующим примером. Пусть ξ_i целочисленны, $\sigma = 1$, а B есть множество всех рациональных чисел. Тогда

$$P_n(B) = P(\zeta_n \in B) = P(S_n/\sqrt{n} \in B) = 1,$$

если $n = k^2$ (k — целое), и $P_n(B) = 0$, в противном случае: так что $\lim_{n \rightarrow \infty} P_n(B)$ не существует. В этом примере для предельного нормального распределения P , очевидно, выполняется $P_n \Rightarrow P$, $P(\partial B) = 1$, так как ∂B совпадает здесь со всей вещественной прямой R .

Одновременно можно заметить, что для любого распределения P , имеющего плотность (в том числе для нормального), в силу счетности B будем иметь $P(B) = 0$.

ности событий вида $\{S_n \in \Delta\}$, где Δ — фиксированный интервал (из центральной предельной теоремы следует лишь, что $P(S_n \in \Delta) = P\left(\xi_n \in \frac{\Delta}{\sigma\sqrt{n}}\right) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$).

Теорема 8. Пусть $\{\xi_k\}_{k=1}^\infty$ — последовательность независимых одинаково распределенных случайных величин,

$$M\xi_k = 0, D\xi_k = \sigma^2, 0 < \sigma^2 < \infty, \varphi(t) = Me^{it\xi}.$$

Предположим, что при некотором $m \geq 1$ распределение суммы S_m имеет плотность, и, кроме того, х. ф. $\varphi^m(t)$ интегрируема. Тогда плотности распределения $f_{\xi_n}(x)$ случайных величин $\xi_n = \frac{S_n}{\sigma\sqrt{n}}$ равномерно по x сходятся к плотности нормального закона $f_{\xi_n}'(x) \rightarrow \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2}$.

Например, плотность равномерного на $[-1, 1]$ распределения удовлетворяет этой теореме, так как для нее $|\varphi^2(t)| \leq 1/t^2$ (см. пример 7.7) и, следовательно, $|\varphi^2(t)|$ интегрируема. Следовательно, по теореме 6 плотность распределения S_n в точке $is\sqrt{n}$ ($\sigma^2 = 1/3$) будет вести себя как $\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi n}} e^{-u^2/2}$ (ср. с замечанием к примеру 3.4).

Интегрируемость $\varphi^2(t)$ имеет место также во всех случаях, когда плотность ξ_n есть функция ограниченной вариации. В этом легко убедиться, если проинтегрировать х. ф. по частям.

Доказательство. В силу формулы обращения при $n \geq m$

$$f_{\xi_n}(x) = \frac{1}{2\pi} \int e^{-itx} \varphi^n\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right) dt. \quad (26)$$

Здесь, как мы знаем, при каждом t

$$\varphi^n\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right) \rightarrow e^{-t^2/2}. \quad (27)$$

Поэтому, чтобы доказать требуемое равенство

$$\lim_{n \rightarrow \infty} f_{\xi_n}(x) = \frac{1}{2\pi} \int e^{-itx} e^{-t^2/2} dt = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2}, \quad (28)$$

достаточно убедиться, что $\varphi^n\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right)$ при всех n мажорируется интегрируемой функцией.

Так как дисперсия конечна, то $\varphi''(t)$ непрерывна, $\varphi''(0) = -\sigma^2$. Пусть $\delta > 0$ таково, что при $|t| < \delta$

$$|\varphi''(t) - \varphi''(0)| \leq \varepsilon$$

для заданного $\varepsilon > 0$. Тогда при $|t| < \delta$

$$\varphi(t) = 1 - \frac{t^2 \sigma^2}{2} - \frac{t^2}{2} (\varphi''(\tilde{t}) - \varphi''(0)) = 1 - \frac{t^2 \sigma^2}{2} (1 + \theta_1),$$

где $\tilde{t} \in [0, t]$, $|\theta_1| < \varepsilon$. Используя неравенство $|\ln(1 - \beta) - \beta| \leq \beta^2$, получаем, что

$$\ln \varphi(t) = -\frac{t^2 \sigma^2}{2} (1 + \theta_2), \quad |\theta_2| < \varepsilon. \quad (29)$$

Отсюда паходим, что при $\left| \frac{t}{\sigma \sqrt{n}} \right| < \delta$

$$\left| \varphi^n \left(\frac{t}{\sigma \sqrt{n}} \right) \right| = e^{n \operatorname{Re} \ln \varphi} \leq e^{-\frac{t^2}{2} (1 - \varepsilon)}.$$

В дополнительной области $\left| \frac{t}{\sigma \sqrt{n}} \right| \geq \delta$ действует оценка

$$\sup_{\left| \frac{t}{\sigma \sqrt{n}} \right| \geq \delta} \left| \varphi \left(\frac{t}{\sigma \sqrt{n}} \right) \right| < 1 - \gamma < 1,$$

которая справедлива в силу того, что S_m имеет плотность. Поэтому

$$\begin{aligned} \int_{\left| \frac{t}{\sigma \sqrt{n}} \right| > \delta} \left| \varphi^n \left(\frac{t}{\sigma \sqrt{n}} \right) \right| dt &\leq (1 - \gamma)^{n-m} \int_{\left| \frac{t}{\sigma \sqrt{n}} \right| > \delta} \left| \varphi^m \left(\frac{t}{\sigma \sqrt{n}} \right) \right| dt \leq \\ &\leq (1 - \gamma)^{n-m} \sigma \sqrt{n} \int |\varphi^m(u)| du \leq (1 - \gamma)^n \sqrt{n} \frac{c}{(1 - \gamma)^m} \rightarrow 0 \end{aligned}$$

при $n \rightarrow \infty$ в силу интегрируемости $|\varphi^m(u)|$. Соотношение (28) доказано.

Пользуясь тем, что $\varphi^n(t/\sqrt{n})$ мажорируется интегрируемой функцией, легко установить, что $f_{\zeta_n}(x)$ равностепенно по n непрерывны. Это делается с помощью представления (26) точно так же, как доказывается непрерывность х. ф. Равностепенная непрерывность f_{ζ_n} , непрерывность функции $e^{-x^2/2}$ и соотношение (28) влекут за собой равномерную сходимость $f_{\zeta_n}(x)$ к плотности нормального закона. ◀

Следствие 3. Из доказанной теоремы следует, в частности, что при $n \rightarrow \infty$ и при $|z|/\sqrt{n} < c$

$$P \left(\frac{z}{\sigma \sqrt{n}} < \zeta_n < \frac{z+a}{\sigma \sqrt{n}} \right) \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{a}{\sigma \sqrt{n}} e^{-\frac{z^2}{2\sigma^2 n}} \quad (30)$$

где c, a — фиксированные числа. Мы предлагаем читателю срав-

нить это соотношение с локальной предельной теоремой для схемы Бернулли (см., в частности, формулу (5.7)).

Соотношение (30) можно получить и при более широких условиях.

Теорема 9. Соотношение (30) останется справедливым, если в теореме 8 условие интегрируемости $\varphi^m(t)$ заменить на интегрируемость $\frac{\varphi^m(t)}{1+|t|}$.

Доказательство. По формуле обращения

$$F_{\zeta_n}(y) - F_{\zeta_n}(x) = \frac{1}{2\pi} \int \frac{e^{-itx} - e^{-ity}}{it} \varphi^n\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right) dt.$$

При $x = \frac{z}{\sigma\sqrt{n}}$, $y = x + \frac{a}{\sigma\sqrt{n}}$ в правой части получим

$$\frac{1}{2\pi\sigma\sqrt{n}} \int e^{-itx} \frac{1 - e^{-\frac{ita}{\sigma\sqrt{n}}}}{it} \varphi^n\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right) dt,$$

где $\frac{1 - e^{-\frac{ita}{\sigma\sqrt{n}}}}{it} \rightarrow a$, $\varphi^n\left(\frac{t}{\sigma\sqrt{n}}\right) \rightarrow e^{-t^2/2}$. Здесь можно опять исполь-

зовать теорему о мажорируемой сходимости (по тем же причинам, что и прежде, и при очевидных изменениях, связанных с появлением под интегралом множителя $1/t$). Получим в результате, что

$$\begin{aligned} F_{\zeta_n}\left(x + \frac{a}{\sigma\sqrt{n}}\right) - F_{\zeta_n}(x) &\sim \frac{a}{\sigma\sqrt{n}} \frac{1}{2\pi} \int e^{-itx - \frac{t^2}{2}} dt = \\ &= \frac{a}{\sigma\sqrt{n}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2}. \quad \triangleleft \end{aligned}$$

В дальнейшем нам понадобится несколько более общая постановка задачи. Мы предположим, что распределения случайных величин ξ_j зависят от n (схема серий). Следовательно, будут зависеть от n и х. ф. $\varphi(t) = \varphi_n(t) = \text{Me}^{it\xi_j}$.

Теорема 10. Пусть

- 1) $\varphi_n^m(t)$ при некотором $m \geq 1$ интегрируемы равномерно по n ;
- 2) $\sup |\varphi_n(t)| < 1 - \delta < 1$ при всех t , $|t| > \varepsilon > 0$, $\delta = \delta(\varepsilon)$;
- 3) $\varphi_n''(t)$ равномерно по n непрерывны в точке $t = 0$. Именно, для заданного $\varepsilon > 0$ существует $\delta > 0$ такое, что при $|t| < \delta$

$$\sup_n |\varphi_n''(t) - \varphi_n''(0)| < \varepsilon, \quad 0 < c_1 < |\varphi_n''(0)| < c_2 < \infty.$$

Тогда справедливо утверждение теоремы 8.

Если в условии 1) $\Phi_n^m(t)$ заменить на $\Phi_n^m(t)/(1+|t|)$, то справедливо утверждение теоремы 9.

Приведенные условия таковы, что они позволяют получить доказательство теоремы 10, совершенно ничего не меняя в рассуждениях теорем 8, 9. Соотношение (27), для выполнения которого в условиях схемы серий требовалось бы условие Линдеберга, следует из (29).

Теорема 10 показывает также, что переход к схеме серий в локальной теореме даже в случае одинаково распределенных величин сопровождается введением целого ряда новых условий.

§ 7. Закон больших чисел и центральная предельная теорема в многомерном случае

В этом параграфе мы будем предполагать, что $\xi_{1,n}, \dots, \xi_{n,n}$ есть случайные векторы в схеме серий, $M\xi_{h,n} = 0$, $\zeta_n = \sum_{h=1}^n \xi_{h,n}$.

Закон больших чисел $\zeta_n \xrightarrow{p} 0$ получается немедленно из теоремы 3, если предположить, что условиям теоремы 3 удовлетворяют координаты $\xi_{h,n}$.

Чуть сложнее обстоит дело с центральной предельной теоремой. Здесь мы будем предполагать, что $M|\xi_{h,n}|^2 < \infty$, где $|x|^2 = (x, x)$ есть квадрат нормы x . Обозначим

$$\sigma_{h,n}^2 = M\xi_{h,n}^T \xi_{h,n}, \quad \sigma_n^2 = \sum_{h=1}^n \sigma_{h,n}^2$$

(индекс T означает транспонирование, так что $\xi_{h,n}^T$ есть вектор-столбец).

Введем в рассмотрение условие

$$\sum_{h=1}^n M \min(|\xi_{h,n}|^2, |\xi_{h,n}|^s) \rightarrow 0, \quad s > 2, \quad (D_2)$$

и условие Линдеберга

$$\sum_{h=1}^n M(|\xi_{h,n}|^2; |\xi_{h,n}| > \tau) \rightarrow 0 \quad (M_2)$$

при $n \rightarrow \infty$ и любом $\tau > 0$. Как и в одномерном случае, легко убедиться, что условия (D_2) и (M_2) при $\sigma_n^2 < c < \infty$ равносильны.

Теорема 11. Если $\sigma_n^2 \rightarrow \sigma^2$, где σ^2 — положительно определенная матрица, и выполнено условие (D_2) (или (M_2)), то

$$\zeta_n \in \Phi_{0, \sigma^2}.$$

Следствие 4. («Обычная» центральная предельная теорема.) Если $\xi_1, \xi_2, \dots$ — последовательность независимых одинаково

распределенных векторов, $M\xi_h = 0$, $\sigma^2 = M\xi_h^T \xi_h$, $S_n = \sum_{h=1}^n \xi_h$, то

при $n \rightarrow \infty$

$$\frac{S_n}{\sqrt{n}} \Rightarrow \Phi_{0, \sigma^2}.$$

Это утверждение является следствием теоремы 11, так как случайные величины $\xi_{k,n} = \xi_k / \sqrt{n}$ удовлетворяют ее условиям.

Доказательство теоремы 11. Рассмотрим характеристические функции

$$\varphi_{k,n}(t) = M e^{i(t, \xi_{k,n})}, \quad \varphi_n(t) = M e^{i(t, \xi_n)} = \prod_{k=1}^n \varphi_{k,n}(t).$$

Для доказательства надо убедиться, что при любом t и при $n \rightarrow \infty$

$$\varphi_n(t) \rightarrow \exp \left\{ -\frac{1}{2} t \sigma^2 t^T \right\}.$$

Воспользуемся теоремой 5. Функции $\varphi_{k,n}(t)$ и $\varphi_n(t)$ можно рассматривать как характеристические функции

$$\varphi_{k,n}^\theta(v) = M \exp(i v \xi_{k,n}^\theta), \quad \varphi_n^\theta(v) = M \exp(i v \xi_n^\theta)$$

случайных величин $\xi_{k,n}^\theta = (\xi_{k,n}, \theta)$, $\xi_n^\theta = (\xi_n, \theta)$, где $\theta = t/|t|$, $v = |t|$. Покажем, что скалярные случайные величины $\xi_{k,n}^\theta$ удовлетворяют условиям теоремы 5 (или следствия 1) для одномерного случая. Очевидно,

$$M \xi_{k,n}^\theta = 0,$$

$$\sum_{k=1}^n M (\xi_{k,n}^\theta)^2 = \sum_{k=1}^n M (\xi_{k,n}, 0)^2 = 0 \sigma^2 0^T \rightarrow 0 \sigma^2 0^T > 0.$$

Выполнение условия (D_2) следует из очевидных неравенств

$$(\xi_{k,n}, 0)^2 = |\xi_{k,n}^\theta|^2 \leq |\xi_{k,n}|^2,$$

$$\sum_{k=1}^n M g_2(\xi_{k,n}^\theta) \leq \sum_{k=1}^n M g_2(|\xi_{k,n}|),$$

где $g_2(x) = \min(x^2, |x|^s)$, $s > 2$. Таким образом, для любых v и θ (т. е. для любых t) в силу следствия 1 теоремы 5

$$\varphi_n(t) = M \exp(i v \xi_n^\theta) \rightarrow \exp \left\{ -\frac{1}{2} v^2 \sigma^2 \theta^T \right\} = \exp \left\{ -\frac{1}{2} t \sigma^2 t^T \right\}. \triangleleft$$

§ 8. Вероятности больших отклонений

Пусть $\xi_1, \xi_2, \dots$ — последовательность независимых одинаково распределенных величин, $M \xi_k = 0$, $D \xi_k = 1$. Предположим, что надо оценить вероятность $P(S_n \geq x)$, когда x зависит от n и $x/\sqrt{n} \rightarrow \infty$ при $n \rightarrow \infty$. Центральная предельная теорема в этом случае позволяет лишь заключить, что

$P(S_n \geq x) \rightarrow 0$. Задача состоит в отыскании функции $P(n, x)$ такой, что

$$P(S_n \geq x) = P(n, x) (1 + o(1)).$$

Отметим еще раз, что в отличие от нормального приближения здесь мы требуем малость *относительной*, а не *абсолютной* погрешности.

Такого рода задачи нередко возникают, например, в математической статистике при оценке потерь в статистических критериях и в теории надежности.

В этом параграфе будет изложен метод Крамера исследования вероятностей больших уклонений, который в известном смысле сводит задачу к центральной предельной теореме.

В дальнейшем будем предполагать, что выполнено следующее основное условие:

Λ (условие Крамера). Существует $\lambda > 0$ такое, что

$$\int e^{\lambda y} dF(y) = M e^{\lambda \xi} < \infty. \quad (\Lambda)$$

Смысл этого условия понять нетрудно — оно эквивалентно экспоненциальному убыванию $P(\xi > y) = 1 - F(y)$. Действительно, интеграл в (Λ) сходится или расходится вместе с интегралом

$$\int_0^\infty e^{\lambda y} dF(y) = - \int_0^\infty e^{\lambda y} d(1 - F(y)) = 1 - F(0) + \lambda \int_0^\infty e^{\lambda y} (1 - F(y)) dy.$$

Поэтому, если $1 - F(y) \leq c e^{-\mu y}$, то (Λ) выполнено при $\lambda < \mu$. Наоборот, из (Λ) следует по неравенству Чебышева, что

$$P(\xi > y) \leq e^{-\lambda y} M e^{\lambda \xi}.$$

Обозначим $\lambda_+ = \sup \{\lambda: M e^{\lambda \xi} < \infty\}$. Если, например, ξ ограничена сверху, то $\lambda_+ = \infty$. То же самое верно для нормально распределенной ξ . Если же $P(\xi > y) = c e^{-\mu y}$, $\mu > 0$, то, очевидно, $\lambda_+ = \mu$.

Если выполнено условие (Λ) , то х. ф. $\varphi(t) = M e^{it\xi}$ аналитическая в плоскости комплексного переменного в полосе $0 > \operatorname{Im} t > -\lambda_+$. Это следует из возможности дифференцирования в плоскости комплексного переменного функции

$$\varphi(t) = \int e^{ity} dF(y),$$

поскольку $\int |y e^{ity}| dF(y)$ при указанных значениях t равномерно сходится. Если условие (Λ) выполняется и при некоторых отрицательных λ , то $\varphi(t)$ аналитическая в полосе, содержащей прямую $\operatorname{Im} t = 0$.

Рассмотрим теперь подробнее функцию $\psi(\lambda) = M e^{\lambda \xi} = \varphi(-i\lambda)$. Очевидно, что (имеются в виду правые производные)

$$\psi'(0) = M \xi, \quad \psi''(0) = D \xi, \quad \psi'(\lambda) = \int y^2 e^{\lambda y} dF(y) > 0.$$

Нетрудно видеть, что $\psi''(\lambda)/\psi(\lambda)$ имеет смысл второго момента случайной величины η с функцией распределения

$$G(y) = \frac{1}{\psi(\lambda)} \int_{-\infty}^{iy} e^{\lambda t} dF(t). \quad [(31)]$$

Дисперсия этой величины равна

$$\frac{\psi''}{\psi} - \left(\frac{\psi'}{\psi} \right)^2 = (\ln \psi)'.$$

Так как дисперсия обязана быть положительной, то отсюда следует, что функции ψ и $\ln \psi$ являются выпуклыми на $[0, \lambda_+]$. Функции

$$\psi_\alpha(\lambda) = e^{-\alpha\lambda}\psi(\lambda) = Me^{\lambda(\xi-\alpha)}, \quad \ln \psi_\alpha(\lambda) = -\alpha\lambda + \ln \psi(\lambda),$$

очевидно, также являются выпуклыми, при этом

$$\psi'_\alpha(0) = M(\xi - \alpha) = -\alpha.$$

Поэтому если $\alpha \geq 0$ и $\psi'_\alpha(\lambda_+) > 0$ (мы полагаем $\psi'_\alpha(\lambda_+) = \lim_{\lambda \uparrow \lambda_+} \psi'_\alpha(\lambda)$),

то на полуинтервале $[0, \lambda_+)$ существует единственная точка $\lambda(\alpha)$, в которой $\psi'_\alpha(\lambda) = 0$ и функции ψ_α и $\ln \psi_\alpha$ достигают своего минимума.

Так как $\psi'_\alpha(\lambda) = \psi_\alpha(\lambda) \left(-\alpha + \frac{\psi'(\lambda)}{\psi(\lambda)} \right)$, то условия существования точки $\lambda(\alpha)$ можно записать в виде

$$0 \leq \alpha \leq \alpha_+ \equiv \psi'(\lambda_+)/\psi(\lambda_+).$$

Ясно, что при достаточно малых $\alpha > 0$ эти условия всегда выполнены. Они выполнены при любом $\alpha \geq 0$, если $\psi'(\lambda_+) = \infty$.

Обозначим

$$\Lambda(\alpha) = -\inf_{\lambda} (-\alpha\lambda + \ln \psi(\lambda)) = \alpha\lambda(\alpha) - \ln \psi(\lambda(\alpha)). \quad (32)$$

Функцию $\Lambda(\alpha)$ назовем *функцией уклонений* (смысл такого названия станет ясным позже). Точка $\lambda(\alpha)$, где достигается значение $\Lambda(\alpha)$, удовлетворяет тождеству

$$\psi'(\lambda(\alpha))/\psi(\lambda(\alpha)) = \alpha. \quad (33)$$

Так как $\ln \psi$ — выпуклая функция, то производная $(\psi'(\lambda)/\psi(\lambda))' = (\ln \psi)'' > 0$ и, значит, функция $\lambda(\alpha)$, являясь обратной к ψ'/ψ , будет аналитической в $(0, \lambda_+)$. Заметив, что $\lambda(0) = 0$, $\Lambda(0) = 0$ и что в силу (32), (33)

$$\Lambda'(\alpha) = \lambda(\alpha) + \alpha\lambda'(\alpha) - \frac{\psi'(\lambda(\alpha))}{\psi(\lambda(\alpha))} \lambda'(\alpha) = \lambda(\alpha),$$

получим $\Lambda(\alpha) = \int_0^\alpha \lambda(u) du$. Так как $\lambda'(0) = (D\xi)^{-1} = 1$, то отсюда следует,

в частности, что $\Lambda(0) = \Lambda'(0) = 0$, $\Lambda''(0) = 1$. Случайную величину η с распределением G в (31) нам будет удобно называть *преобразованием Крамера* над случайной величиной ξ . Х. ф. этой случайной величины равна

$$g(u) = \int e^{iuv} \frac{1}{\psi(\lambda)} e^{\lambda v} dF(y) = \frac{\varphi(u - i\lambda)}{\varphi(-i\lambda)}. \quad (34)$$

Функция распределения для преобразования Крамера над S_n в силу (31) будет иметь вид

$$\psi^{-n}(\lambda) \int_{-\infty}^y e^{\lambda t} dF_{S_n}(t), \quad (35)$$

а соответствующая х. ф. будет равна в силу (34)

$$\varphi_{S_n}(u - i\lambda)/\psi^n(\lambda) = \varphi^n(u - i\lambda)/\psi^n(\lambda). \quad (36)$$

Покажем, что (35) есть не что иное, как функция распределения F_{Z_n} суммы $Z_n = \sum_1^n \eta_k$, где $\eta_k = \eta$ и независимы. Другими словами, преобразование Крамера над суммой есть сумма преобразований Крамера над слагаемыми. Это следует из того, что х. ф. Z_n равна $\left[\frac{\varphi(u - i\lambda)}{\psi(\lambda)} \right]^n$ и совпадает с (36). Таким образом,

$$F_{Z_n}(y) = \psi^{-n}(\lambda) \int_{-\infty}^y e^{\lambda t} dF_{S_n}(t), \quad F_{S_n}(y) = \psi^n(\lambda) \int_{-\infty}^y e^{-\lambda t} dF_{Z_n}(t). \quad (37)$$

Если S_n имеет плотность $f_{S_n}(y)$, то Z_n также имеет плотность

$$f_{Z_n}(y) = \psi^{-n}(\lambda) e^{\lambda y} f_{S_n}(y). \quad (38)$$

Пусть $0 < \alpha < \alpha_+$. Выберем в формулах (31), (34) $\lambda = \lambda(\alpha)$. Тогда случайная величина η с х. ф. $g(u)$ будет обладать свойствами

$$\begin{aligned} M(\eta - \alpha) &= \frac{\psi'(\lambda(\alpha))}{\psi(\lambda(\alpha))} - \alpha = 0, \\ D(\eta - \alpha) &= \frac{\psi''(\lambda(\alpha))}{\psi(\lambda(\alpha))} - \alpha^2 = \sigma_\alpha^2 > 0. \end{aligned} \quad (39)$$

Можно сформулировать теперь следующую теорему. Обозначим

$$H_n = Z_n - \alpha n = \sum_1^n (\eta_k - \alpha).$$

Теорема 12. Пусть выполнено условие (A) и

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{x}{n} < \alpha_+ = \frac{\psi'(\lambda_+)}{\psi(\lambda_+)}$$

(напомним, что $\psi(\lambda) = Me^{\lambda \xi}$, $\lambda_+ = \sup \{\lambda: \psi(\lambda) < \infty\}$). Тогда

$$F_{S_n}(x + a) - F_{S_n}(x) = \exp\{-n\Lambda(\alpha)\} \int_0^a e^{-\lambda(\alpha)t} dF_{H_n}(t), \quad (40)$$

где $\alpha = x/n$.

Если, кроме того, ξ имеет плотность, то

$$f_{S_n}(x + a) = \exp\{-n\Lambda(\alpha) - a\lambda(\alpha)\} f_{H_n}(a). \quad (41)$$

Эта теорема позволяет сводить задачи о больших уклонениях для S_n к задаче о «нормальных» уклонениях для H_n .

Доказательство следует немедленно из формул (37), (38), если положить в них $y = x + a = \alpha n + a$, $\lambda = \lambda(\alpha)$ и заметить, что

$$F_{Z_n}(x + a) = F_{Z_n - \alpha n}(a) = F_{H_n}(a). \quad \blacktriangleleft$$

Формулы (40), (41) позволяют вычислять $F_{S_n}(x+a)$ и $f_{S_n}(x+a)$, поскольку распределение суммы $H_n = \sum_1^n (\eta_k - \alpha)$ в области «нормальных уклонов» известно. Мы знаем, например, что в широких предположениях в формуле (41) $f_{H_n}(a) \sim \frac{1}{\sigma \sqrt{n}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}}$. Для большей точности воспользуемся локальной теоремой 10, где вместо $\varphi_n(t)$ нужно рассмотреть х. ф. $\eta_1 - \alpha$, равную

$$\gamma(t) = e^{-it\alpha} \frac{\varphi(t - i\lambda(\alpha))}{\varphi(-i\lambda(\alpha))}$$

(ясно, что мы находимся в условиях схемы серий, так как распределение $\eta_1 - \alpha$ зависит от n через $\alpha = x/n$).

Введем в рассмотрение условие:

(В). $F(x)$ имеет плотность, а х. ф. $\varphi(t)$ такова, что $\varphi^m(u - i\lambda)$ при каком-нибудь целом $m \geq 1$ интегрируема по u при всех $\lambda \in [0, \lambda_+)$ *).

Нетрудно видеть, что при выполнении этого условия выполняются условия 1–3 теоремы 10, при этом равномерно по α . Равномерность по α можно проверять непосредственно. Допустим, например, относительно условия 2 следующее: что существует $\varepsilon > 0$ и последовательности α_k, t_k такие, что $|t_k| > \varepsilon$ и

$$|\gamma(t_k)| = \left| \frac{\varphi(t_k - i\lambda(\alpha_k))}{\varphi(-i\lambda(\alpha_k))} \right| \rightarrow 1 \quad (42)$$

при $k \rightarrow \infty$. Так как $\alpha_k \in [0, a]$, $a < \alpha_+$, то можно, пользуясь компактностью отрезка, не ограничивая общности, считать, что $\alpha_k \rightarrow \alpha_0 \in [0, a]$, $a < \infty$. Далее, производная $\varphi'(t)$ равномерно ограничена в области $0 \geq \operatorname{Im} t \geq -\lambda(a)$, поскольку $|\varphi'(t)| \leq \Psi'(\lambda(a))$. Поэтому вместе с (42) при $k \rightarrow \infty$ будет выполняться

$$|t_k| > \varepsilon, \varphi(-i\lambda(\alpha_k)) \rightarrow \varphi(-i\lambda(\alpha_0)) > 0, \left| \frac{\varphi(t_k - i\lambda(\alpha_0))}{\varphi(-i\lambda(\alpha_0))} \right| \rightarrow 1,$$

Это противоречит существованию плотности у распределения с х. ф. $\frac{\varphi(t - i\lambda(\alpha_0))}{\varphi(-i\lambda(\alpha_0))}$. ◀

Таким образом, условия теоремы 10 выполнены. Это означает, что

$$f_{H_n}(a) = \frac{1}{\sigma_\alpha \sqrt{n}} f_{\xi_n^*}\left(\frac{a}{\sigma_\alpha \sqrt{n}}\right), \quad f_{\xi_n^*}(v) \rightarrow \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-v^2/2} \quad (43)$$

равномерно по v , где $\xi_n^* = \frac{H_n}{\sigma_\alpha \sqrt{n}}$. Сопоставляя это с теоремой 12, получаем следующее утверждение:

Теорема 13. Пусть выполнены условия теоремы 12 и условие (В). Тогда

$$f_{S_n}(x) \sim \frac{1}{\sigma_\alpha \sqrt{2\pi n}} \exp\{-n\lambda(\alpha)\},$$

где по-прежнему $\alpha = x/n$, σ_α определяется формулой (39).

*) Для этого достаточно, чтобы интегрируема была $\varphi^m(t)$.

При любом $a > 0$ таком, что $a = o(\sqrt{n})$,

$$P(x \leq S_n \leq x + a) \sim \frac{1}{\sigma_\alpha \sqrt{2\pi n}} \exp\{-n\Lambda(\alpha)\} \frac{1 - e^{-a\lambda(\alpha)}}{\lambda(\alpha)}. \quad (44)$$

Если $x/\sqrt{n} \rightarrow \infty$, то

$$P(S_n \geq x) \sim \frac{1}{\sigma_\alpha \lambda(\alpha) \sqrt{2\pi n}} \exp\{-n\Lambda(\alpha)\}. \quad (45)$$

Доказательство. Соотношение (44) получается интегрированием (41), (43) по a .

Чтобы получить (45), надо выбрать $a = o(\sqrt{n})$ так, чтобы $a\lambda(\alpha) \rightarrow \infty$ (или, что то же, $ax/n \rightarrow \infty$). Это, очевидно, всегда возможно, и это делает правую часть в (44) асимптотически эквивалентной (45). ◀

В соотношениях (44), (45) следует иметь в виду, что $\sigma_\alpha \rightarrow 1$, $\lambda(\alpha) \sim \alpha$ при $\alpha \rightarrow 0$.

Замечание 7. Для получения соотношений (44), (45) нет необходимости пользоваться локальной предельной теоремой 10, для которой введено условие (B). Достаточно воспользоваться формулой (40) и теоремой 9, для которой, как мы знаем, в условии (B) интегрируемость $\varphi^m(t)$ можно осла-

бить до интегрируемости $\frac{\varphi^m(t)}{1 + |t|}$.

Соотношение (40) при $a = \infty$ допускает следующую интерпретацию, связанную с тем, что интеграл в правой части представляет собой в этом случае свертку двух распределений. Пусть $\gamma \in \Gamma_{\lambda(\alpha)}$ (т. е. $P(\gamma > x) = e^{-\lambda(\alpha)x}$, $x \geq 0$) и не зависит от H_n . Тогда (40) можно записать в виде

$$\begin{aligned} P(S_n > x) &= \exp\{-n\Lambda(\alpha)\} [P(H_n > 0) - P(H_n > \gamma)] = \\ &= \exp\{-n\Lambda(\alpha)\} \lambda(\alpha) \int_0^\infty e^{-\lambda(\alpha)z} P(0 < H_n < z) dz. \end{aligned}$$

По центральной предельной теореме отсюда следует лишь, что при $\alpha > \alpha_0 > 0$

$$P(S_n > x) = o(e^{-n\Lambda(\alpha)}).$$

Замечание 8. Соотношение (45) показывает, насколько точным является неравенство типа Чебышева

$$P(\xi \geq x) \leq e^{-\lambda x} M e^{\lambda \xi},$$

полученное в § 4.7. Применяя его к случайной величине S_n и выбрав $\lambda = \lambda(\alpha)$, мы получим $M e^{\lambda S_n} = \psi(\lambda)^n$,

$$P(S_n \geq x) \leq \exp n\{-\alpha\lambda(\alpha) + \ln \psi(\lambda(\alpha))\} = \exp\{-n\Lambda(\alpha)\}.$$

Замечание 9. Теоремы 12, 13 показывают, что функция $\Lambda(\alpha)$ играет определяющую роль при описании вероятностей больших уклонений. Соотношения (45) позволяют записать для функции $\Lambda(\alpha)$ при каждом α , $0 \leq \alpha < \alpha_+$, равенство

$$\Lambda(\alpha) = -\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \ln P\left(\frac{S_n}{n} \geq \alpha\right). \quad (46)$$

Легко видеть также, что

$$\Lambda(\alpha) = -\lim_{h \rightarrow 0} \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} P\left(\frac{S_n}{n} \in (\alpha - h, \alpha + h)\right). \quad (47)$$

Это последнее соотношение оказывается верным уже без каких бы то ни было ограничений на распределение ξ_k и α .

Равенства (46), (47) объясняют в какой-то мере термин «функция уклонений» для $\Lambda(\alpha)$, которую следует считать определенной при всех α с помощью первого соотношения в (32). Можно отметить также, что если условие (Λ) не выполнено, то $\Lambda(\alpha) = 0$ при $\alpha > 0$.

Замечание 10. Возвращаясь к теореме 9, видим, что если $x \geq \alpha_0 n$, $\alpha_0 > 0$, то убывание $P(S_n \geq x)$ оказывается экспоненциальным. Если функция $\psi(\lambda)$ аналитична в точке $\lambda = 0$, то аналитической будет и $\Lambda(\alpha)$ в точке $\alpha = 0$, и можно воспользоваться разложением $\Lambda(\alpha) = \sum \Lambda_k \alpha^k$, где Λ_k полностью определяются k моментами ξ . В этом случае при $x/n = \alpha \rightarrow 0$ получим

$$\exp\{-n\Lambda(\alpha)\} \sim \exp\left\{-n \sum_{k=2}^s \Lambda_k \alpha^k\right\},$$

если $n\alpha^{s+1} = x^{s+1}/n^s \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$. В частности, если $x = o(n^{2/3})$, то

$$P(S_n \geq x) \sim \left(2\pi \frac{x^2}{n}\right)^{-1/2} \exp\left\{-\frac{x^2}{n}\right\} \sim 1 - \Phi\left(\frac{x}{\sqrt{n}}\right). \quad (48)$$

Можно отметить, что последний результат согласуется с замечаниями относительно применимости теоремы Муавра — Лапласа в области больших уклонений. Если же окажется, что $\Lambda_3 \neq 0$, то пользоваться нормальным приближением, когда $\Lambda_3 x^3/n^2$ не является малым числом, нельзя.

Функция уклонений $\Lambda(\alpha)$ для некоторых распределений может быть вычислена в явном виде. Например, для нормального закона с параметрами $(0, 1)$

$$\lambda_+ = \alpha_+ = \infty, \quad \lambda(\alpha) = \alpha, \quad \Lambda(\alpha) = \alpha^2/2.$$

Для централизованного показательного распределения с параметром μ

$$P(\xi > x) = e^{-\mu\left(x + \frac{1}{\mu}\right)} \text{ при } x \geq -\frac{1}{\mu}, \quad P(\xi > x) = 1 \text{ при } x < -\frac{1}{\mu},$$

имеем

$$\lambda_+ = \mu, \quad \alpha_+ = \infty, \quad \psi(\lambda) = e^{-\frac{\lambda}{\mu}} \frac{\mu}{\mu - \lambda}, \quad \lambda(\alpha) = \mu - \frac{\mu}{\alpha\mu + 1} = \frac{\alpha\mu^2}{\alpha\mu + 1}.$$

Замечание 11. Для схемы Бернулли функция уклонений по-прежнему нами была вычислена и использовалась в § 5.2. В связи с этим можно отметить, что формулы (45) сохраняются и для решетчатых ξ_k (ξ_k имеют вид kh , $h > 0$, k — целое), однако при этом x должно быть кратным шагу решетки.

Из обобщений теоремы 13, которые доступны читателю без преодоления каких-либо новых трудностей, можно указать следующее. Вспомним, для чего требовалось условие (B): для возможности использовать формулу обращения (питегорируемость φ^m) и для оценки $|\gamma(u)| < 1 - \delta$ при $|u| > \varepsilon$ (см. условия теоремы 10). Но всего этого можно добиться и несколькими путем, введя в S_n «сглаживающее» слагаемое ξ^* с финитной плотностью

(гладкой и сосредоточенной на $[0, h]$) и, предположив, что выполнено условие (C) (это условие иногда также называют условием Крамера):

$$(C) \quad \limsup_{|u| \rightarrow \infty} |\varphi(u - i\lambda)| < \varphi(-i\lambda), \quad \lambda \in [0, \lambda_+).$$

Введение ξ^* будет обеспечивать существование плотности $S_n + \xi^*$ и возможность пользоваться формулой обращения, поскольку х. ф. ξ^* интегрируема (см. доказательство теоремы непрерывности). Из условия (C) будет следовать, что $|\gamma(u)| < 1 - \delta$ при $|u| > \varepsilon$ ($\text{Im } u = 0$).

Для выполнения условия (C) достаточно*, чтобы $F(x)$ содержала абсолютно непрерывную компоненту (ведь х. ф., соответствующая этой компоненте, сходится к 0 при $|u| \rightarrow \infty$, $\text{Im } u = 0$). Условие (C) заведомо будет выполнено, если ξ дискретна — тогда $|\varphi(t)|$ будет принимать при $|t| \rightarrow \infty$ значения, сколь угодно близкие (или равные) к 1.

Таким образом, если случайная величина ξ^* по зависит от $\{\xi_n\}$ и имеет финитную плотность, сосредоточенную на $[0, h]$, то ее х. ф. $\varphi^*(t)$ интегрируема, аналитична во всей плоскости и плотность $S_n + \xi^*$ равна

$$f_{S_n + \xi^*}(x + a) = \frac{1}{2\pi} \int e^{-itx} \varphi^n(t) \varphi^*(t) dt.$$

Повторяя с очевидными изменениями проведенные выкладки, получим

$$f_{S_n + \xi^*}(x + a) = \exp\{-n\Lambda(\alpha) - a\lambda(\alpha)\} f_{H_n + \xi^{**}}(a) \varphi^*(-i\lambda(\alpha)),$$

где ξ^{**} также имеет финитную плотность и х. ф., равную $\frac{\varphi^*(u - i\lambda(\alpha))}{\varphi^*(-i\lambda(\alpha))}$.

Теперь надо вновь воспользоваться тем, что при $a = o(\sqrt{n})$ равномерно по a

$$f_{H_n + \xi^{**}}(a) = \frac{1}{\sigma_\alpha \sqrt{2\pi n}} (1 + o(1)).$$

Мы получим тогда так же, как в (44), что при $a > 0$, $a = o(\sqrt{n})$

$$P(x < S_n + \xi^* < x + a) \sim \frac{e^{-n\Lambda(\alpha)}}{\sigma_\alpha \lambda(\alpha) \sqrt{2\pi n}} (1 - e^{-a\lambda(\alpha)}) \varphi^*(-i\lambda(\alpha)). \quad (49)$$

Отсюда уже нетрудно получить (44) и (45), пользуясь неравенствами

$$P(x + h < S_n + \xi^* < x + a) \leq P(x \leq S_n < x + a) \leq \\ \leq P(x \leq S_n + \xi^* < x + a + h)$$

и тем, что величина h может быть выбрана произвольно малой. Надо считать при этом, что $a \geq a_0 = \text{const} > 0$. Величина $\varphi^*(-i\lambda(\alpha))$ в (49) выбором h может быть сделана сколь угодно близкой к 1.

Мы доказали таким образом, что верна

Теорема 14. Если выполнены условия (A) и (C), то при дополнительном условии $a \geq a_0 > 0$ справедливы соотношения (44), (45).

В заключение этого параграфа отметим еще одно свойство функции уклонений. Будем обозначать $\Lambda_1(\alpha)$, $\lambda_1(\alpha)$, $\psi_1(\lambda)$ функции Λ , λ и ψ , определенные выше и соответствующие случайной величине ξ . Тогда, если ξ и η

*) Условие (C) будет выполнено, если $\limsup_{|u| \rightarrow \infty} |\varphi(u)| < 1$ ($\text{Im } u = 0$).

независимы, то

$$\begin{aligned} \Lambda_{\xi+\eta}(\alpha) &= -\inf_{\lambda} (-\alpha\lambda + \ln \psi_{\xi}(\lambda) + \ln \psi_{\eta}(\lambda)) = \\ &= \sup_{\lambda} (\beta\lambda - \ln \psi_{\xi}(\lambda) + (\alpha - \beta)\lambda - \ln \psi_{\eta}(\lambda)) \leq \Lambda_{\xi}(\beta) + \Lambda_{\eta}(\alpha - \beta). \end{aligned} \quad (50)$$

С другой стороны, так как $\lambda_{\xi}(\beta)$ есть монотонно возрастающая функция, то можно подобрать β так, чтобы $\lambda_{\xi}(\beta) = \lambda_{\eta}(\alpha - \beta)$. При таком β в (50) будет знак равенства и, следовательно,

$$\Lambda_{\xi+\eta}(\alpha) = \inf_{\beta} (\Lambda_{\xi}(\beta) + \Lambda_{\eta}(\alpha - \beta)).$$

Из соображений симметрии для одинаково распределенных ξ и η отсюда па-
хотим, что

$$\Lambda_{\xi_1 + \xi_2}(2\alpha) = 2\Lambda_{\xi_1}(\alpha), \quad \Lambda_{S_n}(n\alpha) = n\Lambda_{\xi}(\alpha).$$

Замечая, что в формуле (45) порядок стремления к бесконечности у последовательностей $n\lambda^2(\alpha)$ и $n\Lambda(\alpha)$ одинаков, мы могли бы эту формулу записать теперь в виде

$$P(S_n \geq x) \sim c(\alpha) (\Lambda_{S_n}(x))^{-1/2} \exp\{-\Lambda_{S_n}(x)\},$$

где $c(\alpha)$ заключено в фиксированных положительных пределах. В таком виде теорема о больших отклонениях становится весьма общей и сохраняющей свою силу при отклонениях от условий теоремы 14, когда допускается зависимость между слагаемыми и их разнораспределенности.

§ 9. Сходимость к другим устойчивым законам

Как это видно из предыдущих разделов, нормальный закон занимает особое место среди других распределений — он выступает в роли предельного для нормированных сумм произвольно распределенных слагаемых. Возникает естественный вопрос — существуют ли другие предельные законы для сумм независимых величин?

Из доказательства теоремы 2 для одинаково распределенных случайных величин видно, что характер предельного распределения S_n определяется поведением х. ф. в окрестности 0. Если существуют $M\xi = 0$ и $M\xi^2 = \sigma^2$, то

$$\varphi\left(\frac{t}{\sqrt{n}}\right) = 1 + \frac{\varphi''(0)}{2n} t^2 + o\left(\frac{1}{n}\right).$$

А это определяет асимптотическое поведение х. ф. $S_n/\sqrt{n}$, равной $\varphi''(t/\sqrt{n})$, которое приводит к нормальному закону. Следовательно, в поисках других предельных законов для сумм $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$ надо отказаться от конечности дисперсии $M\xi^2$, или, что то же, от существования $\varphi''(0)$. Мы не будем здесь рассматривать все распределения, обладающие этими свойствами, а ограничимся рассмотрением лишь достаточно «правильных» случаев, когда при $\alpha < 2$ выполнено условие (D):

$$\begin{aligned} 1 - F(x) &= ax^{-\alpha} + o(x^{-\alpha}), \\ F(-x) &= bx^{-\alpha} + o(x^{-\alpha}) \end{aligned} \quad (D)$$

при $x \rightarrow \infty$. Здесь предполагается, что по крайней мере одно из чисел a и b положительно. Нетрудно видеть, что для таких распределений $\int x^2 dF(x) = \infty$. Величины $M\xi^2$, если $\alpha > 1$, не ограничивая общности, будем считать равной нулю.

Ответ на поставленный вопрос дает следующая теорема:

Теорема 15. При $0 < \alpha < 2$ существуют последовательности A_n такие, что при $n \rightarrow \infty$

$$\frac{S_n}{[\alpha(a+b)n]^{1/\alpha}} - A_n \Rightarrow F_{\alpha, \beta}, \quad (51)$$

где $F_{\alpha, \beta}$ есть закон распределения, зависящий лишь от параметров α и $\beta = \frac{a-b}{a+b}$.

Логарифм х. ф. закона $F_{\alpha, \beta}$ равен

$$\ln \varphi(t) = \int \left(e^{itx} - 1 - \frac{itx}{1+x^2} \right) |x|^{-\alpha-1} D(x) dx, \quad (52)$$

$$D(x) = \begin{cases} \frac{a}{a+b} & \text{при } x > 0, \\ \frac{b}{a+b} & \text{при } x \leq 0. \end{cases}$$

Роль параметров α и β поясняется в замечании 13, помещенном в конце параграфа.

Поняв $F_{\alpha, \beta}$, $0 < \alpha < 2$, $-1 \leq \beta \leq 1$, предельными, как мы видели, являются также нормальные законы Φ_{α, σ^2} и вырожденные I_a . Множество всех этих законов обозначим $\mathcal{L}_0$. Далее, нетрудно видеть, что если F — какой-нибудь предельный закон распределения, то закон — отличающийся от F изменением масштаба и сдвигом (т. е. закон $F\left(\frac{x-a_1}{b_1}\right)$), также является предельным.

Оказывается, что класс законов распределения $\mathcal{L}$, полученный таким расширением $\mathcal{L}_0$, исчерпывает все предельные законы для сумм одинаково распределенных независимых величин.

Возможна и другая характеристика класса предельных законов $\mathcal{L}$.

Определение 1.

Мы назовем закон распределения $F(x)$ *устойчивым*, если для любых $a_1, a_2, b_1 > 0, b_2 > 0$ найдутся a и $b > 0$ такие, что

$$F\left(\frac{x-a_1}{b_1}\right) * F\left(\frac{x-a_2}{b_2}\right) = F\left(\frac{x-a}{b}\right).$$

В терминах х. ф. свойство устойчивости можно сформулировать так: для любых $b_1 > 0, b_2 > 0$ найдутся a и $b > 0$ такие, что

$$\varphi(tb_1)\varphi(tb_2) = e^{ita}\varphi(tb).$$

Класс всех устойчивых законов обозначим $\mathcal{L}^*$. Замечательный факт состоит в том, что класс всех предельных законов $\mathcal{L}$ и класс всех устойчивых законов $\mathcal{L}^*$ совпадают.

Принадлежность $\mathcal{L} \subset \mathcal{L}^*$ следует из того, что законы Φ_{α, σ^2} , I_a и $F_{\alpha, \beta}$ являются устойчивыми (устойчивость $F_{\alpha, \beta}$ проще доказывать, пользуясь замечаниями 12, 13).

Любопытно отметить, что закон Пуассона (напомним, что его х. ф. $\varphi(t)$ равна $\exp\{\mu(e^{it} - 1)\}$) и гамма-распределение $\left(\varphi(t) = \left(1 - \frac{it}{\alpha}\right)^{-\alpha}\right)$, см.

§ 7.7) не являются устойчивыми в смысле определения 1. Однако они обладают другим свойством, называемым *безграничной делимостью*. Это свой-

ство состоит в том, что функция $\varphi^{1/n}(t)$ при любом n снова должна быть х. ф. (т. е. величина ξ с х. ф. φ представима как сумма независимых $\xi_{k,n}$, $k=1, \dots, n$, с х. ф. $\varphi^{1/n}$). Класс безгранично делимых законов содержит в себе $\mathcal{L}^*$ и играет ту же роль, что и класс $\mathcal{L}$: он совпадает с классом всех предельных законов для сумм независимых одинаково распределенных величин, но в *схеме серий* *).

Доказательство теоремы 15. Общая схема доказательства здесь примерно та же, что и в центральной предельной теореме. Обозначим $B_n = [\alpha n(a+b)]^{1/\alpha}$, $\zeta_n = \frac{S_n}{B_n} - A_n$, где A_n выберем позже. Х. ф. ζ_n равна

$$\varphi_{\zeta_n}(t) = e^{-itA_n} \varphi_{\xi}^n(t/B_n).$$

Так как $\varphi_{\xi}(t) \rightarrow 1$ при $t \rightarrow 0$, то при каждом фиксированном t и $n \rightarrow \infty$

$$\left| \ln \varphi_{\xi}\left(\frac{t}{B_n}\right) - \left(\varphi_{\xi}\left(\frac{t}{B_n}\right) - 1\right) \right| < \left| \varphi_{\xi}\left(\frac{t}{B_n}\right) - 1 \right|^2, \quad (53)$$

$$\ln \varphi_{\zeta_n}(t) = -itA_n + n \left(\varphi_{\xi}\left(\frac{t}{B_n}\right) - 1 \right) + R_n.$$

Последнее слагаемое R_n по модулю не превосходит $n \left| \varphi_{\xi}\left(\frac{t}{B_n}\right) - 1 \right|^2$ и сходится к 0 при $n \rightarrow \infty$. Действительно, из неравенств

$$|e^{i\tau} - 1| \leq |\tau|, \quad |e^{i\tau} - 1| \leq 2$$

вытекает, что при $p < 1$

$$|e^{i\tau} - 1| < 2|\tau|^p.$$

Так как $m = M|\xi|^p < \infty$ при $p < \alpha$, то

$$|\varphi_{\xi}(\tau) - 1| \leq M|e^{i\tau\xi} - 1| \leq 2M|\tau\xi|^p,$$

$$n \left| \varphi_{\xi}\left(\frac{t}{B_n}\right) - 1 \right|^2 \leq n \left| \frac{t}{B_n} \right|^{2p} 4m^2 \leq \text{const } n^{1-\frac{2p}{\alpha}} \rightarrow 0.$$

при $2p > \alpha$.

Рассмотрим теперь второе слагаемое в правой части (53). Его можно записать в виде

$$n \int (e^{itx} - 1) dF(xB_n) = \int \left(e^{itx} - 1 - \frac{itx}{1+x^2} \right) \frac{1+x^2}{x^2} dG_n(x) + itn \int \frac{x}{1+x^2} dF(xB_n), \quad (54)$$

$$\text{где **)} G_n(v) = \int_{-\infty}^v \frac{nx^2}{1+x^2} dF(xB_n).$$

*) Подробнее об этом см. [7], [13].

**) Если $\alpha > 1$ и, следовательно, существует $M\xi = 0$, то удобнее вместо правой части в (54) записать $\int (e^{itx} - 1 - itx) \frac{1+x^2}{x^2} dG_n(x)$. В общем

Введем в рассмотрение функцию

$$G(v) = \int_{-\infty}^v \frac{|x|^{1-\alpha} D(x)}{1+x^2} dx,$$

где функция $D(x)$ определена в (52). Интегрируя по частям, находим при

$$v > 0 \left(d \left(\frac{x^2}{1+x^2} \right) = \frac{2x dx}{(1+x^2)^2} \right)$$

$$\begin{aligned} G_n(v) - G_n(0) &= n \int_0^v \frac{x^2}{1+x^2} dF(xB_n) = -n \frac{x^2}{1+x^2} (1-F(xB_n)) \Big|_0^v + \\ &+ 2n \int_0^v (1-F(xB_n)) \frac{x dx}{(1+x^2)^2}. \quad (55) \end{aligned}$$

В силу (D) получаем

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (G_n(v) - G_n(0)) =$$

$$\begin{aligned} &= -\frac{v^2}{1+v^2} \lim_{n \rightarrow \infty} na(vB_n)^{-\alpha} + 2 \int_0^v \lim_{n \rightarrow \infty} na(xB_n)^{-\alpha} \frac{x}{(1+x^2)^2} dx = \\ &= -\frac{v^{2-\alpha}}{1+v^2} \cdot \frac{a}{\alpha(a+b)} + 2 \frac{a}{\alpha(a+b)} \int_0^v \frac{x^{1-\alpha}}{(1+x^2)^2} dx. \end{aligned}$$

Законопость предельного перехода под знаком интеграла (включая случай $v = \infty$) здесь проверяется без труда, и мы предоставляем это читателю*).

Производя «обратное» интегрирование по частям, получим

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (G_n(v) - G_n(0)) = \frac{a}{a+b} \int_0^v \frac{x^2}{1+x^2} x^{-\alpha-1} dx = G(v) - G(0).$$

Совершенно аналогично устанавливаем, что при $v < 0$

$$G_n(0) - G_n(v) = n \int_v^0 \frac{x^2}{1+x^2} dF(xB_n) \rightarrow \frac{b}{a+b} \int_v^0 \frac{x^2}{1+x^2} |x|^{-\alpha-1} dx = G(0) - G(v).$$

случае мы добавляем и вычитаем $\int \frac{x}{1+x^2} dF(xB_n)$, поскольку этот интеграл всегда существует.

*) Если в правой части (55) отбросить $\int_0^{v_n}$, где v_n таково, что $B_n v_n \rightarrow$

$\rightarrow \infty$, $v_n \sqrt{n} \rightarrow \theta$, то $n \int_0^{v_n} \rightarrow 0$, а подынтегральная функция в $\int_{v_n}^{\infty}$ мажорируется интегрируемой функцией.

Таким образом, последовательность $G_n(v)/G_n(\infty)$ образует последовательность функций распределения

$$G_n(\infty) \rightarrow G(\infty), \quad \frac{G_n(v)}{G_n(\infty)} \Rightarrow \frac{G(v)}{G(\infty)}. \quad (56)$$

Вернемся теперь к (54). Первый интеграл в правой части (54) равен

$$\int f(x) dG_n(x) = G_n(\infty) \int f(x) d \frac{G_n(x)}{G_n(\infty)},$$

где $f(x) = \left(e^{itx} - 1 - \frac{itx}{1+x^2} \right) \frac{1+x^2}{x^2}$ есть при каждом t непрерывная и ограниченная функция от x . Ограниченность и непрерывность ее при $x \neq 0$ очевидна. В окрестности точки $x = 0$, пользуясь разложением e^{itx} в ряд, получаем, что $f(x)$ ведет себя как

$$\frac{1}{x^2} \left[\left(itx - \frac{t^2 x^2}{2} + O(x^3) \right) (1+x^2) - itx \right] = -\frac{t^2}{2} + O(x).$$

На основании (56) и свойств слабой сходимости заключаем, что

$$\int f(x) dG_n(x) \rightarrow \int f(x) dG(x) = \int \left(e^{itx} - 1 - \frac{itx}{1+x^2} \right) |x|^{-\alpha-1} D(x) dx.$$

Если теперь положить $A_n = n \int \frac{x}{1+x^2} dF(xB_n)$, то получим, что существует

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \ln \varphi_{\tau_n}(t) = \int \left(e^{itx} - 1 - \frac{itx}{1+x^2} \right) |x|^{-\alpha-1} D(x) dx \equiv \psi(t). \quad (57)$$

Функция ψ , как нетрудно видеть, обладает свойством $\psi(t) \rightarrow 0$ при $t \rightarrow 0$ и, следовательно, непрерывна в точке $t=0$ (ср. с доказательством непрерывности х. ф.). По теореме непрерывности (теорема 7.3) это означает, что $\varphi = e^\psi$ является х. ф. Сходимость (51) доказана.

Тот факт, что $F_{\alpha, \beta}$ зависит только от α и β , проверяется непосредственно. Действительно, если обозначить

$$\int_0^\infty \left(e^{itx} - 1 - \frac{itx}{1+x^2} \right) |x|^{-\alpha-1} dx = u + iv \quad (u, v - \text{вещественны}),$$

$$\text{то } \int_{-\infty}^0 \left(e^{itx} - 1 - \frac{itx}{1+x^2} \right) |x|^{-\alpha-1} dx = u - iv, \text{ и мы получим (см. (52))}$$

$$\ln \varphi(t) = \frac{a}{a+b} (u + iv) + \frac{b}{a+b} (u - iv) = u + i\beta v. \quad \triangleleft$$

Числа u и v в этих формулах можно найти в явном виде.

З а м е ч а н и е 12. Формулировку теоремы можно несколько упростить, рассматривая отдельно случаи $\alpha < 1$, $\alpha = 1$, $\alpha > 1$. В первом случае нетрудно показать, что последний интеграл в (54)

$$nit \int \frac{x}{1+x^2} dF(xB_n) = it \int \frac{1}{x} dG_n(x) \rightarrow it \int \frac{1}{x} dG(x)$$

(надо воспользоваться интегрированием по частям подобно (55)). Одновременно можно заметить, что при $\alpha < 1$ существует часть интеграла (57), равная

$$\int \frac{itx}{1+x^2} |x|^{-\alpha-1} D(x) dx = it \int \frac{1}{x} dG(x).$$

Поэтому при $\alpha < 1$ можно положить $A_n = 0$, а утверждение теоремы сформулировать так:

$$S_n/B_n \Leftrightarrow F_{\alpha,\beta}^*, \quad (58)$$

где $F_{\alpha,\beta}^*$ есть устойчивый закон, логарифм х. ф. которого равен

$$\ln \Phi^*(t) = \int (e^{itx} - 1) |x|^{-\alpha-1} D(x) dx = |t|^\alpha \int (e^{iy} - 1) \times \\ \times |y|^{-\alpha-1} D(y \operatorname{sign} t) dy. \quad (59)$$

Последнее равенство здесь есть результат замены переменных $tx = y$.

Если $\alpha > 1$, то $M\xi = 0$ и, как уже отмечалось в списке на с. 212, мы можем положить $A_n = 0$. Логарифм х. ф. распределения $F_{\alpha,\beta}^*$ (58) будет при этом характеризоваться равенством

$$\ln \Phi^*(t) = \int (e^{itx} - 1 - itx) |x|^{-\alpha-1} D(x) dx. \quad (60)$$

Это выражение интегрированием по частям можно привести к виду, подобному (59).

В случае $\alpha = 1$ последовательность A_n устранить не удается, но можно найти асимптотическое поведение A_n и показать, что

$$A_n = \beta \ln n + o(\ln n).$$

Будем считать для простоты, что $a + b = 1$. Тогда при $\alpha = 1$, $B_n = n$

$$A_n = n \int \frac{x}{1+x^2} dF(xn).$$

Рассмотрим сначала $\int_0^\varepsilon$. Ясно, что при достаточно малом $\varepsilon > 0$ значение

$n \int_0^\varepsilon \frac{x}{1+x^2} dF(xn)$ будет близко к $n \int_0^\varepsilon x dF(xn)$. Можно считать, кроме того, что при некотором $c > 0$

$$1 - F(x) < \min(1, cx^{-1}), \quad x > 0.$$

Поэтому интегрируя по частям, получаем

$$n \int_0^\varepsilon x dF(xn) = -n\varepsilon(1 - F(\varepsilon n)) + n \int_0^\varepsilon (1 - F(xn)) dx.$$

Здесь $n\varepsilon(1 - F(\varepsilon n)) \rightarrow a$, $n \int_0^\varepsilon = n \int_0^{c/n} + n \int_{c/n}^{(\ln n)/n} + n \int_{(\ln n)/n}^\varepsilon$. Находим

$$n \int_0^{c/n} \leq c, \quad n \int_{c/n}^{(\ln n)/n} < n \int_{c/n}^{(\ln n)/n} c(nx)^{-1} dx = c \ln x \Big|_{c/n}^{(\ln n)/n} = \\ = c [\ln \ln n - \ln n - \ln c + \ln n] = c [\ln \ln n - \ln c].$$

В последнем интеграле аргумент $xn > \ln n \rightarrow \infty$ при $n \rightarrow \infty$, так что

$$n \int_{(\ln n)/n}^{\varepsilon} \sim n \int_{(\ln n)/n}^{\varepsilon} a (xn)^{-1} dx = a \ln x \Big|_{(\ln n)/n}^{\varepsilon} = a [\ln \varepsilon - \ln \ln n + \ln n].$$

Таким образом,

$$n \int_0^{\varepsilon} \frac{x}{1+x^2} dF(xn) \sim a \ln n (= o(\ln n) \text{ при } a=0).$$

Остальная часть интеграла

$$\begin{aligned} n \int_{\varepsilon}^{\infty} \frac{x}{1+x^2} dF(xn) &= \\ &= \frac{n\varepsilon}{1+\varepsilon^2} (1-F(\varepsilon n)) + n \int_{\varepsilon}^{\infty} (1-F(xn)) d\left(\frac{x}{1+x^2}\right) < \frac{c}{1+\varepsilon^2} + \\ &\quad + \int_{\varepsilon}^{\infty} \frac{c}{x} \left| d\left(\frac{x}{1+x^2}\right) \right| < \infty. \end{aligned}$$

Производя такие же вычисления с $\int_{-\infty}^0$, получим, что

$$A_n = (a-b) \ln n + o(\ln n). \quad \blacktriangleleft$$

Замечание 13. Устойчивость законов $F_{\alpha, \beta}^*$, описанных в замечании 12, проверяется весьма просто, поскольку в силу (59), (60) $\ln \Phi^*(tb) = b^{\alpha} \ln \Phi^*(t)$. Так как $F_{\alpha, \beta}$ и $F_{\alpha, \beta}^*$ отличаются лишь сдвигом аргумента, то отсюда следует и устойчивость $F_{\alpha, \beta}$.

Чтобы избежать в дальнейшем несущественных оговорок и пояснений, мы не будем различать $F_{\alpha, \beta}$ и $F_{\alpha, \beta}^*$ и будем понимать под $F_{\alpha, \beta}$ распределения с более простыми по форме х. ф. (59), (60).

По поводу роли параметров α и β отметим следующее. Параметр α характеризует скорость сходимости к нулю $F_{\alpha, \beta}(-x)$ и $1 - F_{\alpha, \beta}(x)$ при $x \rightarrow \infty$. Оказывается, что $F_{\alpha, \beta}$ сохраняет свойство (D) с точностью до постоянного множителя. Параметр β , принимающий значения из отрезка $[-1, 1]$, является мерой асимметрии распределения $F_{\alpha, \beta}$. Если, например, $\beta = 1$ ($a > 0$, $b = 0$), то при $\alpha < 1$ распределение $F_{\alpha, 1}(x)$ есть распределение, целиком сосредоточенное на правой полуоси. Это видно из того, что в этом случае $F_{\alpha, 1}(x)$ можно рассматривать как предельное распределение для нормированных сумм случайных величин $\xi_k \geq 0$ ($F(x) = 0$ при $x < 0$). Так как все допредельные распределения при этом будут сосредоточены на правой полуоси, то там же будет сосредоточено и предельное. Аналогично при $\beta = -1$ ($a = 0$, $b > 0$), $\alpha < 1$ распределение $F_{\alpha, -1}(x)$ целиком сосредоточено на левой полуоси. При $\beta = 0$ х. ф. $F_{\alpha, 0}$ становится вещественной, а самораспределение $F_{\alpha, 0}$ — симметричным (см. свойства х. ф.).

Как мы отмечали, х. ф. для $F_{\alpha, \beta}$ могут быть найдены в явном виде. Что же касается самих функций распределения $F_{\alpha, \beta}$, то в явной форме известны лишь немногие законы. Одним из них является закон Коши $F_{1, 0}$ с плот-

плотью $2/(\pi^2 + 4x^2)$. Преобразование сжатия в $\pi/2$ раз приводит эту плотность к виду $1/\pi(1 + x^2)$, соответствующему $K_{0,1}$.

В заключение рассмотрим один пример. В § 11.8 мы увидим, что в безобидной игре, рассмотренной нами в примере 4.8, время разорения $\eta(z)$ игрока с начальным капиталом z удовлетворяет соотношению $P(\eta(z) \geq n) \sim z \sqrt{2/\pi n}$ при $n \rightarrow \infty$. В частности, при $z = 1$

$$P(\eta(1) \geq n) \sim \sqrt{2/\pi n}. \quad (61)$$

Нетрудно видеть (см. об этом также в гл. 11), что $\eta(z)$ будет распределено так же, как сумма $\eta_1 + \eta_2 + \dots + \eta_z$, где η_i независимы и распределены как $\eta(1)$. Таким образом, при изучении распределения $\eta(z)$, когда z велико, можно в силу (61) воспользоваться теоремой 15 (при $a = \sqrt{2/\pi}$, $b = 0$, $\alpha = 1/2$), по которой (см. также замечание 12)

$$\lim_{z \rightarrow \infty} P\left(\frac{2\pi\eta(z)}{z^2} < x\right) = F_{1/2,1}^*(x)$$

есть устойчивый закон с показателями $\alpha = 1/2$, $\beta = 1$.

§ 1. Процессы восстановления

Перейдем теперь к рассмотрению простейших случайных процессов, которые не требуют для своего описания каких-либо специальных конструкций и целиком определяются последовательностями обычных случайных величин.

Пусть $\{\xi_j\}_{j=1}^{\infty}$ есть такая последовательность, причем ξ_j независимы и положительны.

Определение 1. *Процессом восстановления* будем называть совокупность случайных величин $\eta(t)$, зависящих от параметра t и определенных на $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ равенством

$$\eta(t) = \max \{k: S_k \leq t\}, \quad t \geq 0, \quad (1)$$

где $S_k = \sum_{j=1}^k \xi_j$, $S_0 = 0$.

Величины $\eta(t)$ определены еще не полностью. Мы не знаем, чему равны $\eta(t)$ на тех исходах ω , на которых уровень t никогда достигнут не будет. В этом случае естественно положить

$$\eta(t) = \infty, \quad \text{если все } S_k \leq t. \quad (2)$$

Обычно случайные величины $\xi_2, \xi_3, \dots$ предполагаются одинаково распределенными и имеющими конечное математическое ожидание. Распределение случайной величины ξ_1 может быть произвольным.

Определение (1) позволяет рассматривать $\eta(t)$ как случайную функцию, которую можно описать следующим образом. Если на вещественной оси нанести точки $S_0 = 0, S_1, S_2, \dots$, то $\eta(0) = 0$ на полуинтервале $[0, S_1)$, $\eta(t) = 1$ на полуинтервале $[S_1, S_2)$ и т. д.

Часто процессом восстановления называют и саму последовательность $\{S_k\}_{k=0}^{\infty}$. Иногда последовательность $\{S_k\}$ мы будем называть также *случайным блужданием*.

Сам термин «процесс восстановления» связан с тем, что функцию $\eta(t)$ и последовательность $\{S_k\}$ часто используют для описания работы различных физических устройств, содержащих сменяемые элементы. Если, например, ξ_1 — время бесперебойной работы прибора, после которого он выходит из строя и требует замены или ремонта («восстановления»), то время S_k будет означать момент k -го «восстановления» прибора, а $\eta(t)$ будет рав-

по числу «восстановлений», которые произошли до момента времени t .

Процессы восстановления нередко используются также и в собственно вероятностных исследованиях, а также при изучении других процессов, где присутствуют моменты «регенерации», после которых развитие процесса начинается как бы сначала. С примерами такого использования процессов восстановления мы столкнемся ниже.

В дальнейшем нам иногда понадобится несколько более общая постановка задачи, когда ξ_j могут принимать значения *разных знаков*. В этом случае будем предполагать лишь, что

$$M\xi_j = a > 0.$$

Для равнозначных ξ_j определения (1), (2) сохраняют свою силу.

Нетрудно видеть, что

$$v(t) = \eta(t) + 1 = \min \{k: S_k > t\}$$

при каждом t является марковской случайной величиной (важно отметить, что $\eta(t)$ таковой не является). Функция

$$H(t) = M\eta(t)$$

называется *функцией восстановления*. Это есть, очевидно, среднее число шагов случайного блуждания $\{S_j\}$ до первого достижения уровня t .

Если $\xi_j > 0$, то $\eta(t)$ можно представить в виде суммы

$$\eta(t) = \sum_{j=1}^{\infty} I\{S_j \leq t\},$$

где $I(A)$ — индикатор события A . В этом случае для $H(t)$ будет иметь место равенство

$$H(t) = M\eta(t) = \sum_{j=1}^{\infty} P(S_j \leq t). \quad (3)$$

Так как при каждом t в силу закона больших чисел

$$P(\eta(t) > n) = P(S_n \leq t) \rightarrow 0$$

при $n \rightarrow \infty$, то $\eta(t)$ есть собственная случайная величина.

§ 2. Теорема восстановления в решетчатом случае

Одним из основных фактов, на которых строится теория восстановления, является так называемая теорема восстановления, касающаяся поведения функции $H(t)$.

Рассмотрим сначала более простой дискретный случай, когда случайные величины ξ_j принимают лишь значения, кратные некоторому положительному числу, которое, не ограничивая общности, будем считать равным 1. В этом случае $P(\xi_1 < t)$, $P(\xi_j < t)$,

$j \geq 2$ и $H(t)$ целиком определяются их значениями в целых точках $t = k$, $k = 1, 2, \dots$; разность

$$h(k) = H(k) - H(k-1) = \sum_{j=1}^{\infty} P(S_j = k)$$

(см. (3)) есть математическое ожидание числа попаданий последовательности $\{S_j\}$ в точку k . Положим

$$q_k = P(\xi_1 = k), \quad p_k = P(\xi_j = k) \quad \text{при } j \geq 2.$$

Определение 2. Процесс восстановления $\eta(t)$ будем называть *однородным* и обозначать $\eta_0(t)$, если

$$q_k = \frac{1}{a} \sum_{j=1}^{\infty} p_j, \quad k = 1, 2, \dots, \quad \sum_{k=1}^{\infty} q_k = 1. \quad (4)$$

Если обозначить $p(z)$ производящую функцию

$$p(z) = Mz^{\xi_1} = \sum_{k=1}^{\infty} p_k z^k,$$

то производящая функция $q(z) = Mz^{\xi_1} = \sum_{k=1}^{\infty} q_k z^k$ будет равна

$$q(z) = \frac{1}{a} \sum_{h=1}^{\infty} z^h \sum_{j=1}^{\infty} p_j = \frac{z}{a} \sum_{j=1}^{\infty} p_j \sum_{h=0}^{\infty} z^h = \frac{z}{a} \sum_{j=1}^{\infty} p_j \frac{1-z^j}{1-z} = \frac{z(1-p(z))}{a(1-z)}.$$

Как мы увидим позже, термин «однородный» применительно к процессу $\eta_0(t)$ вполне оправдан. Одним из свидетельств тому может служить

Теорема 1.

$$H_0(k) = M\eta_0(k) = k/a.$$

Доказательство. Рассмотрим производящую функцию $\psi(z)$ последовательности $h_0(k) = H_0(k) - H_0(k-1)$:

$$\begin{aligned} \psi(z) &= \sum_{k=1}^{\infty} z^k h_0(k) = \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{k=1}^{\infty} z^k P(S_j = k) = \\ &= \sum_{j=1}^{\infty} Mz^{S_j} = q(z) \sum_{j=1}^{\infty} p^j(z) = \frac{q(z)}{1-p(z)} = \frac{z}{a(1-z)}. \end{aligned}$$

Отсюда следует, что $h_0(k) = 1/a$. ◀

Процесс $\eta_0(t)$ иногда называют также *стационарным*. Как мы увидим позже, его правильное было бы называть *процессом со стационарными приращениями* (см. § 19.1).

Правильное поведение функции $H_0(k)$ асимптотически при $k \rightarrow \infty$ сохраняется и при произвольном ξ_1 .

Обозначим через d общий наибольший делитель (о. н. д.) возможных значений ξ_2 :

$$d = \text{о. н. д. } \{k: p_k > 0\}.$$

Теорема 2 (теорема восстановления). Если $d = 1$, ξ_1 — произвольная целочисленная собственная случайная величина, то

$$h(k) = H(k) - H(k-1) \rightarrow 1/a, \quad H(k) \sim k/a \quad \text{при } k \rightarrow \infty.$$

Для доказательства нам потребуются два вспомогательных утверждения.

Лемма 1. Если $v \geq 1$ — марковская величина, то σ -алгебра, порожденная случайными величинами $v, \xi_1, \dots, \xi_v$ и σ -алгебра $\sigma(\xi_{v+1}, \dots)$, порожденная последовательностью $\{\xi_{v+1}, \xi_{v+2}, \dots\}$, независимы. Последовательность $\{\xi_{v+1}, \xi_{v+2}, \dots\}$ распределена так же, как $\{\xi_2, \xi_3, \dots\}$.

Таким образом, несмотря на случайные номера, элементы последовательности ξ_{v+j} распределены как ξ_j .

Доказательство. Для заданных борелевских множеств $B_1, B_2, \dots, C_1, \dots, C_k$ обозначим

$$A = \{v \in N, \xi_1 \in B_1, \dots, \xi_v \in B_v\}, \quad D_v = \{\xi_{v+1} \in C_1, \dots, \xi_{v+k} \in C_k\},$$

где N есть заданное множество целых чисел. В силу теоремы 3.4 достаточно доказать, что $P(D_v A) = P(D_1) P(A)$ или, что то же, $P(D_v A) = P(D_1) P(A)$.

По формуле полной вероятности имеем

$$P(D_v A) = \sum_{j \in N} P(D_v A \{v = j\}) = \sum_{j \in N} P(D_j A \{v = j\}).$$

Но событие $A \{v = j\}$ принадлежит $\sigma(\xi_1, \dots, \xi_j)$, в то время как $D_j \in \sigma(\xi_{j+1}, \dots, \xi_{j+k})$. Поэтому события D_j и $A \{v = j\}$ независимы,

$$P(D_j A \{v = j\}) = P(D_j) P(A \{v = j\}); \quad P(D_j) = P(D_1), \quad j \geq 1.$$

Отсюда следует, очевидно, что $P(D_v A) = P(D_1) P(A) \triangleleft$.

Лемма 2. Пусть $\xi_1, \xi_2, \dots$ — независимые, целочисленные одинаково и симметрично распределенные случайные величины с конечным математическим ожиданием ($M\xi_j = 0$) и о. н. д. возможных значений, равным 1. Положим $Z_n = \sum_{j=1}^n \xi_j$. Тогда при любом целом k

$$v_k = \min \{n: Z_n = k\}$$

есть собственная случайная величина: $P(v_k < \infty) = 1$.

Доказательство этой леммы содержится в § 12.3 (см. следствие 12.2).

Доказательство теоремы 2. Рассмотрим две независимые между собой последовательности случайных величин (считаем их заданными на одном вероятностном пространстве): последовательность $\xi_1, \xi_2, \dots$, где ξ_1 имеет произвольное распределение

и последовательность $\xi'_1, \xi'_2, \dots$, где $P(\xi'_1 = k) = q_k$, $P(\xi'_j = k) = P(\xi_j = k) = p_k$ при $j \geq 2$ (так что $\xi'_j = \xi_j$ при $j \geq 2$; процесс $\eta'(t)$, построенный по суммам $S'_k = \sum_{j=1}^k \xi'_j$, является однородным).

Обозначим $v = \min \{n \geq 1: S_n = S'_n\}$. Это есть, очевидно, марковский момент относительно последовательности $(\xi_1, \xi'_1), (\xi_2, \xi'_2), \dots$. Покажем, что $P(v < \infty) = 1$. Положим

$$Z_n = \sum_{j=2}^n (\xi_j - \xi'_j) \text{ при } n \geq 2, Z_1 = 0, Z_0 = \xi_1 - \xi'_1.$$

Тогда

$$v = \min \{n \geq 1: Z_n = -Z_0\}.$$

По лемме 2 ($\xi_j = \xi_j - \xi'_j$ имеют при $j \geq 2$ симметричное распределение) для каждого целого k величина $v_k = \min \{n \geq 1: Z_n = k\}$ является собственной. Так как Z_n при $n \geq 1$ и Z_0 независимы, то

$$P(v < \infty) = \sum_k P(Z_0 = -k) P(v_k < \infty) = 1.$$

Произведем теперь «склеивание» последовательностей $\{S_n\}$ и $\{S'_n\}$. Так как $S_v = S'_v$ и v есть марковский момент, то можно по лемме 1 заменить $\xi_{v+1}, \xi_{v+2}, \dots$ на $\xi'_{v+1}, \xi'_{v+2}, \dots$ (и тем самым S_{v+1}, S_{v+2} на $S'_{v+1}, S'_{v+2}, \dots$), не изменяя при этом распределения последовательности $\{S_n\}$.

Следовательно, на множестве $\{S_v < k\}$ выполняется $\eta(t) = \eta'(t)$ при $t \geq k-1$ и, значит,

$$\begin{aligned} h(k) &= M(\eta(k) - \eta(k-1)) = \\ &= M[\eta'(k) - \eta'(k-1); S_v < k] + M[\eta(k) - \eta(k-1); S_v \geq k] = \\ &= \frac{1}{a} - M[\eta'(k) - \eta'(k-1); S_v \geq k] + M[\eta(k) - \eta(k-1); S_v \geq k]. \end{aligned}$$

Так как $|\eta(k) - \eta(k-1)| \leq 1$, то

$$\left| h(k) - \frac{1}{a} \right| \leq P(S_v \geq k) \rightarrow 0$$

при $k \rightarrow \infty$. Второе утверждение теоремы очевидным образом следует из первого. $\blacktriangleleft$

Замечание 1. Склеивание $\{S_n\}$ и $\{S'_n\}$ в доказательстве теоремы 2 можно произвести и раньше, в момент

$$\gamma = \min \{n \geq 1: S_n \in S'\}$$

где S' есть множество точек $S' = \{S'_1, S'_2, \dots\}$.

§ 3. Эксцесс и дефект случайного блуждания. Предельное распределение в решетчатом случае

Определение 3. Случайные величины

$$\chi(t) = S_{\nu(t)} - t > 0, \quad \gamma(t) = t - S_{\eta(t)} \geq 0$$

называются, соответственно, *величинами эксцесса и дефекта* уровня t в блуждании $\{S_n\}$ *).

Напомним, что $\nu(t)$ здесь есть марковский момент, равный $\eta(t) + 1$. Величина $\chi(t)$ имеет смысл времени, которое еще про- работает прибор, работающий в момент t ; $\gamma(t)$ есть время, которое этот прибор уже работает.

Не следует думать, что сумма $\chi(t) + \gamma(t)$ распределена так же, как ξ_j — ведь эта сумма равна значению ξ со случайным индексом $\eta(t)$. В частности, как мы увидим ниже, может оказаться, что $M\chi(t) > M\xi_j$ при больших t . С этим обстоятельством связан кажущийся парадокс в следующем примере. Пассажир, пришедший на автобусную остановку, через которую проходят автобусы с интервалами $\xi_1 > 0, \xi_2 > 0, \dots, (M\xi_j = a)$, будет ждать прихода очередного автобуса время χ , среднее значение которого $M\chi$ может оказаться больше, чем a .

Существенным фактом теории восстановления является утверждение о том, что в широких предположениях существует совместное предельное распределение $\chi(t)$ и $\gamma(t)$ при $t \rightarrow \infty$, так что при больших t распределение $\chi(t)$ перестает зависеть от t и становится *стационарным*. Обозначим это предельное распределение $\chi(t)$ через G :

$$G(x) = \lim_{t \rightarrow \infty} P(\chi(t) < x). \quad (5)$$

Если в качестве распределения ξ_1 взять распределение G , то по самому его построению распределение величины $\chi(t)$ для построенного процесса от t зависеть не будет. В самом деле, в этом случае $\{S_j\}$ можно представлять себе как положительные моменты восстановления для процесса, который построен по последовательности $\{\xi_j\}$ и начало которого отнесено в точку $-N$, где N велико. Так как в силу (5) можно считать, что распределения $\chi(N)$ и $\chi(N+t)$ совпадают, то распределение величины $\chi(t)$ (которую можно отождествить с $\chi(N+t)$) от t не зависит и совпадает с распределением ξ_1 . Формальное доказательство этого факта мы опускаем, поскольку дальше он использоваться не будет. Однако читатель может провести его, используя явный вид $G(x)$ в (5), полученный ниже.

* В литературе $\chi(t)$ называют часто первым «перескоком» через уровень t , а $\gamma(t)$ «недоскоком». Эти термины весьма наглядны, но их можно упрекнуть в недостаточной «литературности».

Распределение G в решетчатом случае и есть распределение (4), с помощью которого строился однородный процесс восстановления $\eta_0(t)$. Этот факт будет доказан чуть позже.

Из того, что распределение $\chi(t)$ для процесса $\eta_0(t)$ не зависит от t и совпадает с распределением ξ_1 , будет следовать, что распределение $\eta_0(t+u) - \eta_0(t)$ совпадает с распределением $\eta_0(u)$ и, следовательно, от t также не зависит. Это свойство и определяет стационарность приращений процесса восстановления; мы назвали его однородностью процесса. Оно означает, что распределение числа восстановлений в интервале времени длины u не зависит от того, с какого момента мы начали отсчет и, следовательно, зависит только от u .

Теоремы о предельном распределении $\chi(t)$ и $\gamma(t)$ представляют интерес не только с точки зрения приложений. Они понадобятся нам и для целого ряда других задач. Мы рассмотрим опять сначала случай, когда величины $\xi_i > 0$ целочисленны. В этом случае «время» t можно считать дискретным, и мы будем, как и прежде, обозначать его буквами n и k .

Теорема 3. Пусть о. н. д. возможных значений ξ_2 равен 1, существует $M\xi_2 = a$, ξ_1 есть произвольная целочисленная случайная величина. Тогда существует

$$\lim_{k \rightarrow \infty} P(\gamma(k) = i, \chi(k) = j) = p_{i+j}/a. \quad (6)$$

Из теоремы 3 следует, что

$$\begin{aligned} \lim_{k \rightarrow \infty} P(\chi(k) = i) &= \frac{1}{a} \sum_i^{\infty} p_{ix} \\ \lim_{k \rightarrow \infty} P(\gamma(k) = i) &= \frac{1}{a} \sum_{i+1}^{\infty} p_j. \end{aligned} \quad (7)$$

Доказательство теоремы 3. В силу теоремы восстановления имеем при $k > i$

$$\begin{aligned} P(\gamma(k) = i, \chi(k) = j) &= \sum_{l=1}^{\infty} P(S_l = k - i, \xi_{l+1} = i + j) = \\ &= \sum_{l=1}^{\infty} P(S_l = k - i) P(\xi_2 = i + j) = h(k - i) p_{i+j} \rightarrow \frac{p_{i+j}}{a}. \quad \triangleleft \end{aligned}$$

Ниже мы увидим, что факт существования предельного распределения для $\chi(t)$ в известном смысле эквивалентен теореме восстановления (то, что из теоремы восстановления следует (6), (7), уже установлено).

В каких случаях распределение ξ_1 для однородного процесса восстановления совпадает с распределением ξ_j при $j \geq 2$? Такое

совпадение эквивалентно тому, что при $i = 1, 2, \dots$ справедливо

$$p_i = \frac{1}{a} \sum_{j=1}^{\infty} p_{j+i}$$

или, что то же,

$$a(p_i - p_{i-1}) = -p_i, \quad p_i = \frac{ap_{i-1}}{1+a}, \quad p_i = a \left(\frac{a}{1+a} \right)^i.$$

Это означает, что процесс восстановления, порожденный последовательностью одинаково распределенных случайных величин $\xi_1, \xi_2, \dots$, является однородным тогда и только тогда, когда ξ_j имеют геометрическое распределение.

Обозначим γ и χ случайные величины с распределением (6). Пользуясь (5), нетрудно установить, что γ и χ независимы также лишь в случае, когда $\xi_j, j \geq 2$ имеют геометрическое распределение. Для геометрического распределения $\xi_j, j \geq 1$, независимы также $\gamma(n)$ и $\chi(n)$; $\chi(n) = \xi_1$. Доказательство этих фактов проводится точно так же, как для показательного распределения (см. § 4).

Вернемся к общему случаю и вычислим $M\chi$. Меняя порядок суммирования, получим

$$\begin{aligned} M\chi &= \frac{1}{a} \sum_{k=1}^{\infty} k(p_k + p_{k+1} + \dots) = \\ &= \frac{1}{a} \sum_{j=1}^{\infty} p_j(1 + \dots + j) = \frac{1}{a} \sum_{j=1}^{\infty} p_j \frac{j(j+1)}{2} = \frac{M\xi_1^2}{2a} + \frac{1}{2}. \end{aligned}$$

Это означает, в частности, что если распределение ξ_1 таково, что $M\xi_1^2 > 2a^2 - a$, то среднее значение эксцесса $M\chi(n)$ при больших n станет больше, чем $M\xi_1 = a$.

§ 4. Теорема восстановления и предельное распределение эксцесса и дефекта в перешетчатом случае

Перешетчатым будем называть здесь случай, когда не существует такого $d > 0$, что $P\left(\bigcup_k \{\xi_2 = kd\}\right) = 1$ (d не обязательно целое, k пробегает целочисленные значения). Все основные свойства процессов восстановления, обсуждавшиеся в § 2, 3, здесь сохраняются. Аналог основной теоремы восстановления будет иметь такой вид.

Теорема 4. Если $\xi_j, j \geq 2$, перешетчаты, существует $M\xi_2 = a$, распределение ξ_1 произвольно, то при любом $u > 0$

$$H(t) - H(t-u) \rightarrow u/a, \quad (8)$$

$$H(t) \sim t/a \quad (9)$$

при $t \rightarrow \infty$.

Это утверждение иногда формулируют несколько в иной форме: для любой функции ограниченной вариации $g(u)$ такой, что

$$\left| \int_0^\infty g(u) du \right| < \infty, \text{ выполняется}$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} - \int_0^t g(u) dH(t-u) = \frac{1}{a} \int_0^\infty g(u) du. \quad (10)$$

(Соотношение (8) получается из (10), если взять $g(u) = I_{[0, \varepsilon]}$. Чтобы из (8) получить (10), надо воспользоваться интегрированием по частям.)

Доказательство соотношения (8) (или (10)) оказывается технически значительно более сложным, чем доказательство теоремы 2. Ограничимся здесь тем, что проведем

Доказательство соотношения (9) (интегральной теоремы восстановления). С предположением нерешетчатости это доказательство никак связано не будет. Уже отмечалось, что случайная величина $v(t) = \eta(t) + 1$ является марковской,

$$S_{v(t)} = t + \chi(t), \quad Mv(t) = H(t) + 1. \quad (11)$$

Предположим сначала, что $\xi_1 \stackrel{p}{=} \xi_2$. В этом случае функции $v(t)$, $\chi(t)$, $H(t)$ будем обозначать через $\tilde{v}(t)$, $\tilde{\chi}(t)$, $\tilde{H}(t)$. Положим $\xi_{(\varepsilon, N)} = \min\{N, \max\{\varepsilon, \xi_2\}\}$ и снабдим нижним индексом (ε, N) обозначения $v(t)$, $\eta(t)$, a , $H(t)$, $\tilde{\chi}(t)$, $\tilde{v}(t)$ в том случае, если ξ_2 заменяется на $\xi_{(\varepsilon, N)}$. Очевидно,

$$\eta_{(\varepsilon, N)}(t) \uparrow \eta_{(0, N)}(t) \downarrow \eta(t), \quad a_{(\varepsilon, N)} \downarrow a_{0, N} \uparrow a \quad \text{при } \varepsilon \rightarrow 0, N \rightarrow \infty. \quad (12)$$

Так как $\tilde{v}_{(\varepsilon, N)}(t) < t/\varepsilon$, то можно в (11) воспользоваться тождеством Вальда, в силу которого

$$a_{(\varepsilon, N)} M\tilde{v}_{(\varepsilon, N)}(t) = t + \tilde{\chi}_{(\varepsilon, N)}(t), \quad 0 < \tilde{\chi}_{(\varepsilon, N)}(t) \leq N, \quad (13)$$

$$\tilde{H}_{(\varepsilon, N)}(t) \leq \frac{t+N}{a_{(\varepsilon, N)}} - 1 \leq \frac{t+N}{a_{(0, N)}}.$$

В силу (12) по теореме о монотонной сходимости при $\varepsilon \rightarrow 0$

$$H_{(\varepsilon, N)}(t) \uparrow H_{(0, N)}(t) \leq t + N/a_{(0, N)}.$$

Используя опять тождество Вальда (13) при $\varepsilon = 0$ и теорему о монотонной сходимости при $N \rightarrow \infty$, получим

$$\tilde{H}_{(0, N)}(t) \geq \frac{t}{a_{(0, N)}} - 1 \geq \frac{t}{a} - 1,$$

$$\tilde{H}_{(0, N)}(t) \downarrow \tilde{H}(t) \geq \frac{t}{a} - 1,$$

$$\tilde{H}(t) \leq \frac{t+N}{a_{(0, N)}}$$

при любом $N > 0$. Отсюда вытекает, что

$$\frac{1}{a} \leq \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\tilde{H}(t)}{t} \leq \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\tilde{H}(t)}{t} \leq \frac{1}{a_{(0,N)}},$$

где функция $a_{(0,N)}$ может быть выбором N сделана сколь угодно близкой к a . Отсюда следует (9) для функции $\tilde{H}(t)$. Если $\xi_1 \neq \xi_2$, то воспользуемся формулой полной вероятности

$$H(t) = \int_0^t dP(\xi_1 < u) (1 + \tilde{H}(t-u)),$$

в силу которой

$$\frac{H(t)}{\tilde{H}(t)} = \int_0^t dP(\xi_1 < u) \frac{1 + \tilde{H}(t-u)}{\tilde{H}(t)} \rightarrow 1 \text{ при } t \rightarrow \infty, \quad (14)$$

так как $\frac{1 + \tilde{H}(t-u)}{\tilde{H}(t)} \rightarrow 1$ при каждом фиксированном u , $\frac{\tilde{H}(t-u)}{\tilde{H}(t)} \leq 1$ при всех $u \in (0, t)$, что дает равномерную сходимость интеграла (14). ◀

Проведенное доказательство обнаруживает, что в силу тождества $(\tilde{H}(t) + 1)a = t + M\tilde{\chi}(t)$ существование предела для $\tilde{H}(t) - \tilde{H}(t-u)$ и сходимость $M\tilde{\chi}(t) - M\tilde{\chi}(t-u) \rightarrow 0$ эквивалентны.

Другие утверждения § 2,3 переносятся на перешетчатый случай без затруднений.

Определение 4. Процесс $\eta(t)$ в перешетчатом случае называется *однородным* (и обозначается $\eta_0(t)$), если распределение первого скачка имеет вид

$$Q(x) = P(\xi_1 > x) = \frac{1}{a} \int_x^\infty P(\xi_2 > t) dt.$$

Если обозначить $p(\lambda)$ х. ф. ξ_2 , то х. ф. ξ_1 будет равна

$$q(\lambda) = Me^{i\lambda\xi_1} = \frac{1}{a} \int_0^\infty e^{i\lambda x} P(\xi_2 > x) dx.$$

Так как интегрирование здесь ведется по $x > 0$, то интеграл существует (как и функция $p(\lambda)$) при всех λ , $\text{Im } \lambda > 0$ (при $\lambda = i\alpha + t$, $-\infty < t < \infty$, $\alpha > 0$ множитель $e^{i\lambda x}$ равен $e^{-\alpha x} e^{itx}$; см. свойство 6 х. ф.). Поэтому при $\text{Im } \lambda > 0$

$$q(\lambda) = -\frac{1}{i\lambda a} \left[1 + \int_0^\infty e^{i\lambda x} dP(\xi_2 > x) \right] = \frac{p(\lambda) - 1}{i\lambda a}.$$

Теорема 5. $H_0(t) \equiv M\eta_0(t) = t/a$.

Доказательство. Эта теорема доказывается так же, как теорема 1. Рассмотрим преобразование Фурье — Стильеса над функцией $H_0(t)$:

$$\psi(\lambda) = \int_0^{\infty} e^{i\lambda x} dH_0(x).$$

Отметим, что это преобразование существует при $\text{Im } \lambda > 0$ и для него сохраняется теорема единственности, установленная для х. ф., так как $\varphi(t) = \psi(i\alpha + t)/\psi(i\alpha)$, $-\infty < t < \infty$ (мы положили $\lambda = i\alpha + t$ при фиксированном $\alpha > 0$) можно рассматривать как х. ф. некоторого распределения, полученного «преобразованием Крамера» (см. § 8 гл. 8) над $H_0(t)$.

Имеем в силу (3)

$$\psi(\lambda) = \int_0^{\infty} e^{i\lambda x} dH_0(x) = \sum_0^{\infty} q(\lambda) p^j(\lambda) = \frac{p(\lambda) - 1}{i\lambda a} \frac{1}{1 - p(\lambda)} = -\frac{1}{i\lambda a}.$$

Очевидно, что это преобразование соответствует функции $H_0(t) = t/a$. ◀

Связи между однородным процессом восстановления $\eta_0(t)$ и предельным распределением $\chi(t)$ и $\gamma(t)$ в перешетчатом случае те же, что и в решетчатом. Так же, как в § 3, из теоремы восстановления вытекает

Теорема 6. Если ξ_2 перешетчатая, $M\xi_2 = a$, распределение ξ_1 произвольно, то существует

$$\lim_{t \rightarrow \infty} P(\gamma(t) > u, \chi(t) > v) = \frac{1}{a} \int_{n+v}^{\infty} P(\xi_2 > x) dx. \quad (15)$$

Доказательство. При $t > u$

$$\begin{aligned} P(\gamma(t) > u, \chi(t) > v) &= \\ &= P(\xi_1 > t + v) + \sum_{j=1}^{\infty} \int_0^{t-u} P(\eta(t) = j, S_j \in dx, \gamma(t) > u, \chi(t) > v) = \\ &= P(\xi_1 > t + v) + \sum_{j=1}^{\infty} \int_0^{t-u} P(S_j \in dx, \xi_{j+1} > t - x + v) = \\ &= P(\xi_1 > t + v) + \int_0^{t-u} dH(x) P(\xi_2 > t - x + v). \end{aligned} \quad (16)$$

В силу теоремы восстановления (см. (10)) при $g(x) = P(\xi_2 > x + u + v)$ последний интеграл сходится к $\frac{1}{a} \int_0^{\infty} P(\xi_2 > x + u + v) dx$. ◀

Пусть, как и прежде, γ и χ — случайные величины, распределение которых совпадает с предельным распределением (15). Из теоремы 6 видно, что каждая из случайных величин γ и χ имеют плотности, равные $\frac{1}{\alpha} P(\xi_2 > x)$. Совместное распределение γ и χ может не иметь плотности. Если существует плотность $f(x)$ случайной величины ξ_2 , то плотность γ и χ существует и равна $\frac{1}{\alpha} f(x+y)$. Из теоремы 6 вытекает также, что γ и χ независимы, если только

$$\int_x^{\infty} P(\xi_2 > u) du = \frac{1}{\alpha} e^{-\alpha x}$$

при каком-нибудь $\alpha > 0$, т. е. независимость имеет место лишь для показательного распределения $\xi_2 \in \Gamma_\alpha$.

Кроме того, совпадение $P(\xi_1 > x)$ и $P(\xi_2 > x)$ для однородного процесса восстановления также имеет место лишь для $\xi_2 \in \Gamma_\alpha$. Другими словами, процесс восстановления, порожденный последовательностью одинаково распределенных случайных величин $\xi_1, \xi_2, \dots$ будет однородным тогда и только тогда, когда $\xi_j \in \Gamma_\alpha$. В этом случае процесс $\eta_0(t)$ называется (см. также § 16.4) пуассоновским. Это связано с тем, что для такого процесса величина $\eta(t) = \eta_0(t)$ при каждом t имеет распределение Пуассона с параметром t/α .

Пуассоновский процесс обладает рядом других замечательных свойств (см. также § 16.4). Для него, очевидно, $\chi(t) \in \Gamma_\alpha$, но, кроме того, случайные величины $\gamma(t)$ и $\chi(t)$ независимы. Действительно, в силу (16) при $u < t$

$$\begin{aligned} P(\gamma(t) > u, \chi(t) > v) &= e^{-\alpha(t+v)} + \alpha \int_0^{t-u} e^{-\alpha(t-x+v)} dx = \\ &= e^{-\alpha(u+v)} = P(\gamma(t) > u) P(\chi(t) > v); \end{aligned}$$

$$P(\gamma(t) = t, \chi(t) > v) = P(\xi_1 > t+v) = e^{-\alpha(t+v)};$$

$$P(\gamma(t) > t) = 0.$$

Факт независимости $\gamma(t)$ и $\chi(t)$ заслуживает внимания с точки зрения его интерпретации. Он означает следующее. Если мы будем следить за сроком службы некоторого прибора, начиная с момента времени t , то этот срок будет иметь то же распределение, что и срок службы нового прибора (распределение $\xi_j \in \Gamma_\alpha$) и не будет зависеть от того, сколько этот прибор уже проработал (на первый взгляд явление парадоксальное). Так как распределение длительности безотказной работы всех механизмов и приборов, состоящих из большого числа «надежных» элементов,

близко к показательному (см. теорему 17.6), то отмеченное обстоятельство представляет значительный практический интерес.

Если ξ_j принимает и отрицательные значения, то задачи, связанные с распределениями $\gamma(n)$ и $\chi(n)$, качественно усложняются. В какой-то мере эти задачи могут быть сведены к случаю неотрицательных величин, поскольку распределение $\chi(n)$ совпадает с распределением величин $\chi^*(n)$; построенной по последовательности $\{\xi_j^* \geq 0\}$, где ξ_j^* распределены так же, как $\chi(0)$. Распределение $\chi(0)$ может быть найдено методами гл. 11.

§ 5. Закон больших чисел и центральная предельная теорема для процесса восстановления

В этом параграфе будем предполагать, что $\xi_j \geq 0$.

Теорема 7. Если $0 < M\xi_1 = a < \infty$, то при $t \rightarrow \infty$

$$\frac{\eta(t)}{t} \rightarrow \frac{1}{a}.$$

Доказательство. Основным соотношением, которым мы здесь будем пользоваться, является равенство

$$\{\eta(t) \geq k\} = \{S_k \leq t\}. \quad (17)$$

Так как

$$P\left(\frac{\eta(t)}{t} - \frac{1}{a} \geq \varepsilon\right) = P\left(\eta(t) \geq \frac{t}{a} + \varepsilon t\right),$$

то считая для простоты, что $N = \frac{t}{a} + \varepsilon t$ является целым числом, получим

$$P\left(\frac{\eta(t)}{t} - \frac{1}{a} \geq \varepsilon\right) = P\left(S_N \leq \frac{N}{\frac{1}{a} + \varepsilon}\right) = P\left(\frac{S_N}{N} \leq a - \varepsilon_1\right),$$

где $\varepsilon_1 = a\left(1 - \frac{1}{1 + a\varepsilon}\right) > 0$. По закону больших чисел это означает, что оцениваемая вероятность сходится к 0 при $t \rightarrow \infty$.

Аналогичным образом оценивается вероятность

$$P\left(\frac{\eta(t)}{t} - \frac{1}{a} < -\varepsilon\right). \quad \triangleleft$$

Теорема 8. Если $M\xi_1 = a$, $D\xi_1 = \sigma^2 < \infty$, то при $t \rightarrow \infty$

$$\left(\eta(t) - \frac{t}{a}\right) \Big/ \sqrt{\frac{t\sigma^2}{a^3}} \Rightarrow \Phi_{0,1}.$$

Доказательство. На основании (17) имеем

$$P(\eta(t) \geq k) = P\left(\frac{S_k - ak}{\sigma \sqrt{k}} \leq \frac{t - ak}{\sigma \sqrt{k}}\right). \quad (18)$$

По центральной предельной теореме

$$P\left(\frac{S_k - ak}{\sigma \sqrt{k}} \leq v\right) \rightarrow \Phi(v) \quad \text{при } k \rightarrow \infty.$$

Пусть теперь k при $t \rightarrow \infty$ меняется так, что выполняется $\frac{t - ak}{\sigma \sqrt{k}} = v$. Считая v фиксированным, можно разрешить это равенство относительно k :

$$k = \frac{t}{a} + \frac{v\sigma \left(v\sigma \pm 2\sqrt{at} \sqrt{1 + \frac{v^2\sigma^2}{4ta}} \right)}{2a^2} = \frac{t}{a} \pm \frac{v\sigma}{a^2} \sqrt{at} \left(1 + O\left(\frac{1}{\sqrt{t}}\right) \right).$$

Подставляя найденное значение k в (18), получим

$$P(\eta(t) \geq k) = P\left(\frac{\eta(t) - \frac{t}{a}}{\frac{\sigma \sqrt{t}}{a^{3/2}}} \geq \pm v + O\left(\frac{1}{\sqrt{t}}\right)\right) \rightarrow \Phi(v). \quad (19)$$

Здесь следует, очевидно, выбрать знак минус, так как только в этом случае в обеих частях полученного соотношения будут стоять возрастающие по v функции.

Так как $\Phi(v)$ непрерывна, то наряду с (19)

$$P\left(\frac{\eta(t) - \frac{t}{a}}{\frac{\sigma \sqrt{t}}{a^{3/2}}} \geq -v\right) \rightarrow \Phi(v) = 1 - \Phi(-v)$$

или

$$P\left(\frac{\eta(t) - \frac{t}{a}}{\frac{\sigma \sqrt{t}}{a^{3/2}}} \leq v\right) \rightarrow \Phi(v). \quad \blacktriangleleft$$

В следующей главе будет доказан усиленный закон больших чисел, в силу которого $S_n/k \rightarrow a$ п. п. Пользуясь этим фактом, читатель может наряду с теоремой 7 установить, что $\eta(t)/t \rightarrow 1/a$ при $t \rightarrow \infty$ с вероятностью 1.

Глава 10

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ НЕЗАВИСИМЫХ СЛУЧАЙНЫХ ВЕЛИЧИН.

СВОЙСТВА ТРАЕКТОРИИ $(0, S_1, S_2, \dots)$ В ЦЕЛОМ

§ 1. Законы нуля и единицы. Верхние и нижние функции

Первой предельной теоремой, которая была доказана для распределения сумм одинаково распределенных независимых случайных величин, был закон больших чисел: $S_n/n \xrightarrow{p} M\xi$. Можно задать вопрос: будет ли вся траектория $\frac{S_n}{n}, \frac{S_{n+1}}{n+1}, \dots$ начиная с некоторого n , с вероятностью, мало отличающейся от 1, близка к M . Т. е. будет ли для любого $\varepsilon > 0$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left(\sup_{k \geq n} \left| \frac{S_k}{k} - M\xi \right| < \varepsilon \right) = 1? \quad (1)$$

Очевидно, это есть вопрос о почти наверное сходимости или сходимости с вероятностью 1.

Утверждение (1), называемое *усиленным законом больших чисел*, которое будет доказано в этой главе, является частным случаем так называемых *законов нуля и единицы*. В качестве первого такого закона приведем критерий нуля и единицы Бореля — Кантелли.

Теорема 1. Пусть $\{A_n\}_{n=1}^{\infty}$ — последовательность независимых событий на $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ и пусть A есть событие, состоящее в том, что наступит бесконечно много событий A_k , т. е. $A = \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{k=n}^{\infty} A_k$ (A составлено из ω , принадлежащих бесконечно многим A_k). Тогда $P(A) = 1$ или 0 в зависимости от того, будет ли

$$\sum_{k=1}^{\infty} P(A_k) = \infty \quad \text{или} \quad \sum_{k=1}^{\infty} P(A_k) < \infty.$$

Доказательство. В одну сторону (в случае $\sum_{k=1}^{\infty} P(A_k) < \infty$) это утверждение доказано в гл. 6 (лемма 6.1), причем без использования независимости A_k .

Если же $\sum_{k=1}^{\infty} P(A_k) = \infty$, то в силу независимости A_n

$$\begin{aligned} P(A) &= \lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\bigcup_{k=n}^{\infty} A_k\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\Omega - \bigcap_{k=n}^{\infty} \bar{A}_k\right) = \\ &= 1 - \lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\bigcap_{k=n}^{\infty} \bar{A}_k\right) = 1 - \lim_{n \rightarrow \infty} \lim_{m \rightarrow \infty} P\left(\bigcap_{k=n}^m \bar{A}_k\right) = \\ &= 1 - \lim_{n \rightarrow \infty} \prod_{k=n}^{\infty} (1 - P(A_k)). \end{aligned}$$

Воспользовавшись неравенством $\ln(1-x) \leq -x$, получим, что

$$\prod_{k=n}^{\infty} (1 - P(A_k)) \leq e^{-\sum_{k=n}^{\infty} P(A_k)}.$$

Следовательно,

$$\prod_{k=n}^{\infty} (1 - P(A_k)) \leq e^{-\infty} = 0. \quad \blacktriangleleft$$

Предположим, что на $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ задана последовательность независимых случайных величин $\{\xi_n\}_{n=1}^{\infty}$. Пусть, как и прежде, $\sigma(\xi_1, \dots, \xi_n)$ есть σ -алгебра, порожденная первыми n случайными величинами $\xi_1, \dots, \xi_n$, а $\sigma(\xi_n, \dots)$ — σ -алгебра, порожденная случайными величинами $\xi_n, \xi_{n+1}, \xi_{n+2}, \dots$.

Определение 1. Событие A называется *остаточным*, если $A \in \sigma(\xi_n, \dots)$ при любом $n > 0$.

Например, событие $A = \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{k=n}^{\infty} \{\xi_k > N\}$, состоящее в том, что бесконечно много раз произошло событие $\{\xi_k > N\}$, очевидно, является остаточным.

Теорема 2^{*} (закон пуля и единицы Колмогорова). Если A — остаточное событие, то $P(A) = 0$ или $P(A) = 1$.

Доказательство. Так как A — остаточное событие, то $A \in \sigma(\xi_{n+1}, \dots)$, $n \geq 0$. Поэтому событие A не зависит от σ -алгебры $\sigma(\xi_1, \dots, \xi_n)$ при любом n . Следовательно (см. теорему 3.4), событие A не зависит от σ -алгебры $\sigma(\xi_1, \dots)$. Так как $A \in \sigma(\xi_1, \dots)$, то A не зависит само от себя:

$$P(A) = P(AA) = P(A)P(A).$$

Но это возможно, если только $P(A) = 0$ или 1 . $\blacktriangleleft$

Обозначим $S = \sup \{0, S_1, S_2, \dots\}$, где $S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k$. В качестве примера применения доказанной теоремы сформулируем следующее

Следствие 1. Если ξ_k , $k=1, 2, \dots$, независимы, то либо $P(S=\infty)=1$, либо $P(S<\infty)=1$.

Доказательство следует из того, что событие $\{S=\infty\}$ остаточно. Действительно, для любого n

$$\begin{aligned}\{S=\infty\} &= \{\sup(S_{n-1}, S_n, \dots) = \infty\} = \\ &= \{\sup(0, S_n - S_{n-1}, \dots) = \infty\} \in \sigma(\xi_n, \dots). \quad \blacktriangleleft\end{aligned}$$

Другие примеры остаточных событий получим, если рассмотрим для последовательности независимых величин $\xi_1, \xi_2, \dots$ событие $\left\{ \text{ряд } \sum_1^\infty \xi_k \text{ сходится} \right\}$. Теорема 2 означает, что вероятность этого события может быть только 0 или 1.

Если рассмотреть степенной ряд $\sum_{k=0}^\infty x^k \xi_k$, где ξ_k независимы, то обнаружим, что радиус сходимости этого ряда $\rho = \limsup_{k \rightarrow \infty} |\xi_k|^{-1/k}$ есть случайная величина, измеримая относительно σ -алгебры $\sigma(\xi_n, \dots)$ при любом n ($\{\rho < x\} \in \sigma(\xi_n, \dots)$, $-\infty \leq x \leq \infty$). Такие случайные величины также называются *остаточными*. Так как в силу сказанного $F_\rho(x) = P(\rho < x) = 0$ или 1, то отсюда следует, что ρ , как и любая другая остаточная случайная величина, с вероятностью 1 равна постоянной.

В предположении, что элементы последовательности $\{\xi_k\}_{k=1}^\infty$ не только независимы, но и одинаково распределены, закон нуля и единицы Колмогорова был распространен Сэвиджем и Хьюиттом на более широкий класс событий.

Пусть $\omega = (x_1, x_2, \dots)$ есть элемент выборочного вероятностного пространства $\langle R^\infty, \mathfrak{B}^\infty, P \rangle$ для последовательности $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots)$ (R^∞ — счетное прямое произведение прямых R_k , $k=1, 2, \dots$; $\mathfrak{B}^\infty = \sigma(\xi_1, \dots)$ порождена событиями $\prod_{k=1}^N B_k \subset \sigma(\xi_1, \dots, \xi_N)$, где $B_k \in \sigma(\xi_k)$ — борелевские множества на прямой R_k).

Определение 2. Событие $A \in \mathfrak{B}^\infty$ назовем *перестановочным*, если

$$(x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n, x_{n+1}, \dots) \in A$$

влечет за собой $(x_n, x_2, \dots, x_{n-1}, x_1, x_{n+1}, \dots) \in A$. Очевидно, это условие принадлежности автоматически распространяется на любые перестановки конечного числа координат. Примером перестановочных событий могут служить остаточные события.

Теорема 3 (закон нуля и единицы для перестановочных событий). Если ξ_k независимы и одинаково распределены и A есть перестановочное событие, то либо $P(A) = 0$, либо $P(A) = 1$.

Доказательство. В силу теоремы аппроксимации (§ 3.5) для любого $A \in \mathfrak{B}^\infty$ найдется последовательность $A_n \in \sigma(\xi_1, \dots, \xi_n)$

такая, что при $n \rightarrow \infty$

$$P(\bar{A}_n A \cup \bar{A} A_n) \rightarrow 0.$$

Введем преобразование

$$T_n \omega = T_n(x_1, x_2, \dots) = (x_{n+1}, \dots, x_{2n}, x_1, \dots, x_n, x_{2n+1}, \dots)$$

и обозначим $B_n = T_n A_n$. Если A перестановочно, то $T_n A = A$, и для любого $B \in \mathfrak{B}^\infty$ $P(T_n B) = P(B)$. Поэтому $P(B_n A) = P(T_n A_n A) = P(A_n A)$, и, следовательно, B_n будут также аппроксимировать A . Но вместе с B_n и A_n свойством (2) будут обладать, очевидно, и множества $C_n = A_n B_n$. В силу независимости A_n и B_n это означает, что

$$P(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} P(A_n B_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} P^2(A_n) = P^2(A). \quad \blacktriangleleft$$

Из этой теоремы вытекает следующий интересный факт.

Определение 3. Последовательность $\{a_n\}_{n=1}^\infty$ называется *верхней* для последовательности случайных величин $\{\eta_n\}_{n=1}^\infty$, если события $\{\eta_n > a_n\}$ с вероятностью 1 наступают конечное число раз. Последовательность $\{a_n\}$ называется *нижней*, если с вероятностью 1 происходит бесконечно много событий $\{\eta_n > a_n\}$.

Следствие 2. Если ξ_k независимы и одинаково распределены, то любая последовательность $\{a_n\}$ является либо верхней, либо нижней для последовательности сумм

$$\{S_n\}_{n=1}^\infty, \quad S_n = \sum_{h=1}^n \xi_h.$$

Другими словами, нельзя подобрать такую «промежуточную» последовательность $\{a_n\}$, чтобы вероятность события $A = \{\text{бесконечно много раз } S_n > a_n\}$ была бы, скажем, равна 1/2.

Для доказательства следствия достаточно заметить, что событие A является перестановочным, так как перестановка местами ξ_1 и ξ_n в реализации $(\xi_1, \xi_2, \dots)$ отражается на поведении лишь первых n сумм $S_1, \dots, S_n$.

Аналогичный факт, конечно, имеет место и для последовательности самих случайных величин $\{\xi_n\}_{n=1}^\infty$, но его в отличие от приведенного следствия можно получить проще, так как событие $B = \{\text{бесконечно много раз } \xi_n > a_n\}$ является остаточным.

По поводу свойств верхних и нижних последовательностей для сумм $\{S_n\}$ заметим здесь также следующее. Если $P(\xi_k = c) \neq 1$ и если $\{a_n\}$ является верхней (нижней) последовательностью для $\{S_n\}$, то последовательность $\{b_n = a_{n+k} - t\}_{n=1}^\infty$ также является верхней (нижней) при любых $k \geq 0$ и t . При достаточно больших

$k \geq k(t)$ это следует из равенств вида *)

$$0 = P(A) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} P(S_k \in [j, j+1)) P(A/S_k \in [j, j+1)) \geq \\ \geq \sum P(S_k \in [j, j+1)) P(\text{бесконечно много раз } S_n + j > a_{n+k}).$$

При $k \leq k(t)$ надо, допустив противное, применить доказанную часть утверждения к нижним функциям. $\triangleleft$

Из сделанного замечания вытекает, в частности, что $\limsup_{n \rightarrow \infty} S_n$ и $\liminf_{n \rightarrow \infty} S_n$ для последовательности сумм одинаково распределенных независимых величин, не равных 0 с вероятностью 1, не могут быть конечными. В самом деле, событие $B = \{\limsup_{n \rightarrow \infty} S_n \in (a, b)\}$ является перестановочным и, следовательно, в силу закона 0 и 1, $P(B) = 0$ или $P(B) = 1$. Если бы $P(B)$ равнялась 1, то последовательность $(b, b, \dots)$ была бы верхней для $\{S_n\}$, а вместе с ней была бы верхней и последовательность $(a, a, \dots)$. Это означало бы, что

$$P(\limsup_{n \rightarrow \infty} S_n \leq a) = 1$$

и что предположение $P(B) = 1$ противоречиво. $\triangleleft$

Из теоремы 3 читатель может извлечь также, что для любых последовательностей $\{a_n\}$ и $\{b_n\}$ случайные величины

$$\limsup \frac{S_n - a_n}{b_n} \quad \text{и} \quad \liminf \frac{S_n - a_n}{b_n}$$

с вероятностью 1 постоянны.

§ 2. Сходимость рядов независимых случайных величин

В этом параграфе остановимся более подробно на сходимости рядов, составленных из независимых случайных величин. Мы уже знаем, что такие ряды сходятся с вероятностью 1 или 0. Нам будут интересовать условия сходимости.

Получим, в частности, ответ на следующий интересный вопрос. Хорошо известно, что ряд $\sum_1^{\infty} \frac{1}{n^\alpha}$ при $\alpha \leq 1$ расходится,

а знакопередающийся ряд $\sum_1^{\infty} \frac{(-1)^n}{n^\alpha}$ сходится при любом $\alpha > 0$ (разность соседних элементов имеет порядок малости $\alpha/n^{1+\alpha}$).

*) Пользуясь у. м. о., можно было бы записать точнее: $P(A) = MP(A/S_k) = \int dP(S_k < t) P(\text{бесконечно много раз } S_n + t > a_{n+k}).$

Как будет вести себя ряд $\sum_1^{\infty} \frac{\delta_n}{n^\alpha}$, где δ_n одинаково распределены, независимы, $M\delta_n = 0$ (например, $\delta_n = \pm 1$ с вероятностью $1/2$)?

Один из основных путей исследования этих задач состоит в выяснении связи сходимости п. н. с более простым понятием сходимости по вероятности. Известно, что, вообще говоря, из сходимости по вероятности $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$ не следует сходимости п. н. Однако

в рассматриваемом случае, когда $\xi_n = S_n = \sum_1^n \eta_k$ и η_k независимы, это не так. Основным утверждением в этом параграфе является

Теорема 4. Если η_j независимы, $S_n = \sum_1^n \eta_j$, то сходимость S_n по вероятности влечет сходимость S_n п. н.

Здесь для определенности под сходимостью будем понимать фундаментальность, не предполагая заранее, что сумма ряда известна. Для доказательства теоремы нам понадобится следующее неравенство:

Лемма 1 (первое неравенство Колмогорова). Если η_j независимы и при всех $j \leq n$

$$P(|S_n - S_j| \geq a) \leq p < 1,$$

то

$$P\left(\max_{j \leq n} |S_j| \geq x\right) \leq \frac{1}{1-p} P(|S_n| > x - a). \quad (2)$$

Следствие 3.

$$P\left(\max_{j \leq n} |S_j| \geq x\right) \leq 2P(|S_n| > x - \sqrt{2DS_n}).$$

Собственно, Колмогоровым было установлено именно это неравенство (лемма 1 является его незначительным обобщением). Оно вытекает из (2), так как в силу неравенства Чебышева

$$P(|S_n - S_j| \geq \sqrt{2DS_n}) \leq \frac{D(S_n - S_j)}{2DS_n} \leq \frac{1}{2}.$$

Доказательство леммы 1. Пусть $\tau = \{\min k \geq 1: |S_k| \geq x\}$. Обозначим $A_j = \{\tau = j\}$, $j = 1, 2, \dots$. Очевидно, что A_j несовместны и, значит,

$$\begin{aligned} P(|S_n| > x - a) &\geq \sum_{j=1}^n P(|S_n| > x - a; A_j) \geq \\ &\geq \sum_{j=1}^n P(|S_n - S_j| < a; A_j). \end{aligned}$$

(Последнее неравенство верно, так как событие $\{|S_n - S_j| < a\} A_j$ влечет за собой $\{|S_n| > x - a\} A_j$. Но $A_j \in \sigma(\eta_1, \dots, \eta_j)$, $\{|S_n - S_j| < a\} \in \sigma(\eta_{j+1}, \dots, \eta_n)$. Поэтому эти два события независимы,

$$\begin{aligned} P(|S_n| > x - a) &\geq \sum_{j=1}^n P(A_j) P(|S_n - S_j| < a) \geq \\ &\geq (1 - p) \sum_{j=1}^n P(A_j) = (1 - p) P(\max_{j \leq n} |S_j| \geq x). \end{aligned}$$

Лемма доказана. $\triangleleft$

Обратимся к доказательству теоремы. Достаточно доказать п. н. фундаментальность $\{S_n\}$, т. е. сходимость для любого $\varepsilon > 0$ при $m \rightarrow \infty$

$$P(\sup_{n \geq m} |S_n - S_m| > 2\varepsilon) \rightarrow 0. \quad (3)$$

Обозначим

$$A_{n,m}^\varepsilon = \{|S_n - S_m| > \varepsilon\}, \quad A_m^\varepsilon = \bigcup_{n \geq m} A_{n,m}^\varepsilon.$$

Тогда соотношение (3) можно записать в виде

$$P(A_m^{2\varepsilon}) \rightarrow 0 \quad (4)$$

при $m \rightarrow \infty$.

Так как $\{S_n\}$ фундаментальна по вероятности, то

$$p_{m,M} = \sup_{m \leq n \leq M} P(A_{n,m}^\varepsilon) \rightarrow 0$$

при $m \rightarrow \infty$, $M \rightarrow \infty$, так что $p_{m,M} < 1/2$ при всех достаточно больших m и M . Для таких m и M имеем по лемме 1 при $a = \varepsilon$, $x = 2\varepsilon$

$$\begin{aligned} P\left(\sup_{m \leq n \leq M} |S_n - S_m| > 2\varepsilon\right) &= P\left(\bigcup_{n=m+1}^M A_{m,n}^{2\varepsilon}\right) \leq \\ &\leq \frac{1}{1 - p_{m,M}} P(A_{M,m}^\varepsilon) \leq 2P(A_{M,m}^\varepsilon). \end{aligned}$$

В силу свойств вероятности

$$P(A_m^{2\varepsilon}) = \lim_{M \rightarrow \infty} P\left(\bigcup_{n=m+1}^M A_{m,n}^{2\varepsilon}\right) \leq 2 \lim_{M \rightarrow \infty} \sup P(A_{M,m}^\varepsilon). \quad (5)$$

Обозначим через S предел (по вероятности) последовательности S_n , $B_n^\varepsilon = \{|S_n - S| > \varepsilon\}$. Тогда $P(B_n^\varepsilon) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$, $A_{M,m}^\varepsilon \subset B_m^{\varepsilon/2} \cup B_m^{\varepsilon/2}$, и в силу (5)

$$P(A_m^{2\varepsilon}) \leq 2P(B_m^{\varepsilon/2}) \rightarrow 0 \quad \text{при } m \rightarrow \infty.$$

Соотношение (4), а вместе с ним и утверждение теоремы доказаны. $\triangleleft$

Следствие 4. Если $M\eta_k = 0$, $\sum_1^\infty D\eta_k < \infty$, то S_n п. н. сходится.

Утверждение следует из теоремы 4 и фундаментальности S_n в среднеквадратичном ($M(S_n - S_m)^2 = \sum_{k=m+1}^n D\eta_k \rightarrow 0$ при $m \rightarrow \infty, n \rightarrow \infty$) и, следовательно, по вероятности.

Оказывается, что если $M\eta_k = 0$, $|\eta_k| < c$ при всех k , то условие $\sum D\eta_k < \infty$ будет и необходимым для сходимости S_n п. н.*).

В следствии 4 содержится ответ и на вопрос, поставленный в начале параграфа о сходимости $\sum \frac{\delta_n}{n^\alpha}$, где δ_n одинаково распределены, независимы, $M\delta_n = 0$.

Следствие 5. Ряд $\sum \delta_n a_n$ сходится с вероятностью 1, если $D\delta_k = \sigma^2 < \infty$, $\sum a_n^2 < \infty$.

С учетом сделанного выше замечания можно сказать, следовательно, что ряд $\sum \frac{\delta_n}{n^\alpha}$ при $\delta_n = \pm 1$ с вероятностью 1/2 сходится тогда и только тогда, когда $\alpha > 1/2$.

Некоторым обобщением следствия 4 является

Следствие 6 (критерий двух рядов). Для сходимости ряда $\sum \eta_n$ п. н. достаточно, чтобы сошлись ряды $\sum M\eta_n$, $\sum D\eta_n$.

Доказательство очевидно, так как последовательности $\sum_1^n M\eta_k$ и $\sum_1^n (\eta_k - M\eta_k)$ сходятся п. н. по следствию 4. ◀

§ 3. Усиленный закон больших чисел

Нетрудно видеть, что если использовать терминологию § 1, то усиленный закон больших чисел (1) означает, что последовательность $\{\varepsilon n\}_{n=1}^\infty$ при любом $\varepsilon > 0$ является верхней для обеих последовательностей $\{S_n\}$ и $\{-S_n\}$, если только $M\xi_1 = 0$.

Сформулируем предварительно в виде леммы следующее простое утверждение.

Лемма 2. $M|\xi| < \infty$ тогда и только тогда, когда

$$\sum_{j=1}^\infty P(|\xi| > j) < \infty.$$

Доказательство следует очевидным образом из равенства

$$M|\xi| = \int_0^\infty P(|\xi| > x) dx$$

*) Подробнее см. об этом, например, [21].

и неравенств

$$\sum_{j=1}^{\infty} P(|\xi| > j) \leq \int_0^{\infty} P(|\xi| > x) dx \leq 1 + \sum_{j=1}^{\infty} P(|\xi| > j). \triangleleft$$

Усиленный закон больших чисел получим в качестве следствия одного факта, который представляет и самостоятельный интерес.

Теорема 5. Если ξ_1 одинаково распределены и независимы, $M\xi_1 > 0$, то случайная величина $Z = \inf_{h>0} S_h$ является

собственной (с вероятностью 1 конечной).

- **Доказательство.** Пусть $\eta_1 = \eta(1)$ (см. обозначения гл. 9) есть номер первой суммы S_k , которая достигла уровня 1. Рассмотрим последовательность $\{\xi_k^* = \xi_{\eta_1+h}\}$, которая в силу леммы 9.1 распределена так же, как $\{\xi_k\}$, и не зависит от $\eta_1, \xi_1, \dots, \xi_{\eta_1}$. Для нее построим индекс $k = \eta_2$, при котором впер-

вые сумма $S_k^* = \sum_{j=1}^k \xi_j^*$ достигла уровня 1. Ясно, что случайные величины η_1 и η_2 одинаково распределены и независимы. Затем для последовательности $\{\xi_k^{**} = \xi_{\eta_1+\eta_2+h}\}$ построим величину η_3 и т. д. В результате получим последовательность марковских моментов $\eta_1, \eta_2, \dots$, которые определяют моменты «регенерации» исходной последовательности $\{S_k\}$, связанные с достижением уровня 1.

Обозначим теперь $Z_1 = \inf_{k < \eta_1} S_k$, $Z_2 = \inf_{k < \eta_2} S_{k_1}^* \dots$. Ясно, что

Z_j одинаково распределены и что

$$Z = \inf \{Z_1, S_{\eta_1} + Z_2, S_{\eta_1+\eta_2} + Z_3, \dots\},$$

где по определению $S_{\eta_1} > 1$, $S_{\eta_1+\eta_2} > 2$ и т. д. Поэтому

$$\{Z < -N\} = \bigcup_{h=0}^{\infty} \{Z_{h+1} + S_{\eta_1+\dots+\eta_h} < -N\} \subset \bigcup_{h=1}^{\infty} \{Z_h + k < -N\},$$

$$P(Z < -N) \leq \sum_{k=1}^{\infty} P(Z_k + k < -N) = \sum_{j=N+1}^{\infty} P(Z_1 < -j).$$

Это выражение сходится к 0 при $N \rightarrow \infty$, если $M|Z_1| < \infty$ (см. лемму 1). Конечность MZ_1 , в которой нам осталось убедиться, следует из конечности $M\eta_1 = M\eta(1)$ (см. теоремы гл. 9) и неравенств

$$M|Z_1| \leq M \sum_{j=1}^{\eta_1} |\xi_j| = M\eta_1 M|\xi_1| < \infty. \triangleleft$$

Пусть, как и прежде, $\xi_1, \xi_2, \dots$ независимы и одинаково распределены.

Теорема 6 (усиленный закон больших чисел Колмогорова). Для того, чтобы $S_n/n \xrightarrow{\text{п.н.}} a$, необходимо и достаточно, чтобы существовало $M\xi_h = a$.

Доказательство. **Достаточность.** Предположим, не ограничивая общности, что $M\xi_h = 0$. Тогда из теоремы 4 вытекает, что случайная величина $Z^{(\varepsilon)} = \inf_{k \geq 0} (S_k + \varepsilon k)$ является собственной при любом $\varepsilon > 0$ ($S_k + \varepsilon k$ есть суммы случайных величин $\xi_k + \varepsilon$, $M(\xi_k + \varepsilon) > 0$). Следовательно,

$$P\left(\inf_{k \geq n} \frac{S_k}{k} < -2\varepsilon\right) \leq P\left(\bigcup_{k \geq n} \{S_k + \varepsilon k < -\varepsilon n\}\right) \leq P(Z^{(\varepsilon)} < -\varepsilon n) \rightarrow 0$$

при $n \rightarrow \infty$. Аналогично обнаруживаем, что

$$P\left(\sup_{k \geq n} \frac{S_k}{k} > 2\varepsilon\right) \rightarrow 0 \quad \text{при } n \rightarrow \infty.$$

Так как $P\left(\sup_{k \geq n} \left|\frac{S_k}{k}\right| > 2\varepsilon\right)$ превосходит суммы двух рассмотрен-

ных выше вероятностей, то мы получим, что $\frac{S_n}{n} \xrightarrow{\text{п.н.}} 0$.

Необходимость. Заметим, что $\frac{\xi_n}{n} = \frac{S_n}{n} - \frac{n-1}{n} \frac{S_{n-1}}{n-1} \xrightarrow{\text{п.н.}} 0$, т. е. событие $\left\{\left|\frac{\xi_n}{n}\right| > 1\right\}$ наступает конечное число раз с вероятностью 1. По критерию «нуля или единицы» Бореля — Кантелли это означает, что $\sum_{n=1}^{\infty} P\left(\left|\frac{\xi_n}{n}\right| > 1\right) < \infty$ или, что то же, $\sum P(|\xi_1| > n) < \infty$. Следовательно, по лемме 1 $M\xi_1 < \infty$. ◀

Таким образом, условие $M\xi_h = 0$ является необходимым и достаточным для того, чтобы последовательность $\{\varepsilon n\}_{n=1}^{\infty}$ была верхней для обеих последовательностей $\{S_n\}$ и $\{-S_n\}$. В следующей главе мы получим в качестве следствий необходимые и достаточные условия для того, чтобы $\{\varepsilon n\}$ была верхней последовательностью для каждой из траекторий $\{S_n\}$ и $\{-S_n\}$ в отдельности. Разумеется, что, например, для последовательности $\{S_n\}$ это условие будет шире, чем условие $M\xi_h = 0$.

Замечание 1. Мы видели, что в основе приведенного доказательства усиленного закона больших чисел лежит тождество Вальда. Теперь, пользуясь доказанным законом, можно несколько усилить утверждение тождества. Именно, имеет место следующий факт. Если $a = M\xi \neq 0$, то для марковского момента ν условие $M\nu < \infty$ для выполнения тождества Вальда

$$MS_{\nu} = aM\nu$$

излишне. Другими словами, это тождество верно и при $M\nu = \infty$, или, что то же, конечность MS_{ν} влечет за собой конечность $M\nu$. Если $a = 0$, то по-

следнее утверждение неверно. Читателю нетрудно проиллюстрировать этот факт на примере безобидной игры, рассмотренной в § 4.2.

Для доказательства приведенного утверждения достаточно убедиться, что при $a > 0$ равенство $Mv = \infty$ влечет за собой $MS_v = \infty$.

Заметим сначала, что для любого марковского момента, $MS_v \geq 0$. Допустив, что $MS_v < 0$, мы построим так же, как в доказательстве теоремы 4, последовательность независимых моментов остановок $v_1, v_2, \dots$ таких, что $S_{v_1}, S_{v_2} - S_{v_1}, \dots$ будут независимы и распределены как S_v . По усиленному закону больших чисел это будет означать, что с вероятностью 1 все S_{v_N} , начиная с некоторого N , будут отрицательны. Но это, очевидно, противоречит усиленному закону больших чисел, примененному к S_n , $n = 1, 2, \dots$, поскольку $M\xi_1 = a > 0$.

Далее, нетрудно видеть, что $v_N = \min(N, v)$ вместе с v есть марковская величина. Имеем

$$\begin{aligned} MS_v &= M\{S_v; v \leq N\} + M\{S_v; v > N\} = \\ &= MS_{v_N} + M\{S_v - S_N; v > N\} = Mv_N \cdot a + MS_{v^*}, \end{aligned}$$

где $S_h^* = \xi_{N+1} + \dots + \xi_{N+h}$, $S_0^* = 0$, $v^* = \max(0, v - N)$ — есть марковская величина относительно последовательности $\{\xi_{N+1}, \xi_{N+2}, \dots\}$. На основании предыдущего получаем

$$MS_v \geq Mv_N \cdot a.$$

Так как $Mv_N \geq M(v; v \leq N) \rightarrow \infty$ при $N \rightarrow \infty$, то утверждение доказано. $\triangleleft$

Для иллюстрации усиленного закона больших чисел рассмотрим следующий пример.

Пример 1. Пусть $\omega = (\epsilon_1, \epsilon_2, \dots)$ есть последовательность независимых случайных величин, принимающих значения 1 и 0 соответственно с вероятностями p и $q = 1 - p$. Поставим в соответствие каждой такой последовательности ω число $\xi = \xi(\omega) =$

$$= \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\epsilon_k}{2^k} \text{ так, что } \omega \text{ есть двоичное разложение } \xi. \text{ Ясно, что воз-}$$

можные значения ξ заполняют отрезок $[0, 1]$. Покажем, что если $p = q = 1/2$, то распределение ξ равномерно. Если же $p \neq 1/2$,

то распределение ξ сингулярно. В самом деле, если $x = \sum_{k=1}^{\infty} \delta_k 2^{-k}$,

где δ_k принимают значения 0 или 1, то

$$\{\xi < x\} = \{\epsilon_1 < \delta_1\} \cap \{\epsilon_1 = \delta_1, \epsilon_2 < \delta_2\} \cup \{\epsilon_1 = \delta_1, \epsilon_2 = \delta_2, \epsilon_3 < \delta_3\} \cup \dots$$

Так как события в этом объединении не пересекаются, то при $p = 1/2$

$$\begin{aligned} P(\xi < x) &= \sum_{k=0}^{\infty} P(\epsilon_1 = \delta_1, \dots, \epsilon_k = \delta_k, \epsilon_{k+1} < \delta_{k+1}) = \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} 2^{-k} P(\epsilon_{k+1} < \delta_{k+1}) = \sum_{k=0}^{\infty} 2^{-k-1} \delta_{k+1} = x. \end{aligned}$$

Это означает, что распределение ξ равномерно, т. е. для любого измеримого по Борелю множества $B \subset [0, 1]$ определена вероятность $P(\xi \in B) = \text{mes } B_x$ равная лебеговой мере B . Обозначим $\sigma_n = \sum_{k=1}^n \delta_{kx}$ $s_n = \sum_{k=1}^n \varepsilon_k$. Тогда множество $\left\{x: \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sigma_n}{n} = p\right\}$ измеримо по Борелю и, стало быть,

$$\text{mes} \left\{x: \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sigma_n}{n} = \frac{1}{2}\right\} = P \left(\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{s_n}{n} = \frac{1}{2} \right).$$

Так как по усиленному закону больших чисел правая часть здесь равна 1, то

$$\text{mes} \left\{x: \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sigma_n}{n} = \frac{1}{2}\right\} = 1.$$

Другими словами, для почти всех $x \in [0, 1]$ доля единиц в двоичном разложении x равна $1/2$.

Пусть теперь $p \neq 1/2$. Тогда $P \left(\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{s_n}{n} = p \right) = 1$, хотя в силу предыдущего

$$\text{mes} \left\{x: \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sigma_n}{n} = p\right\} = 0_x$$

так что «носителем» вероятностной меры на $[0, 1]$ является множество лебеговой меры 0. С другой стороны, распределение случайной величины ξ при $p \neq 1/2$ также непрерывно. Это следует из того, что

$$\{\xi = x\} = \bigcap_{k=1}^{\infty} \{\varepsilon_k = \delta_k\}_x$$

если x двоично-иррационально.

Если x — двоично-рационально, т. е. если при некотором $r < \infty$ все δ_k при $k \geq r$ равны 0 или 1, то непрерывность следует из вложения

$$\{\xi = x\} \subset \bigcap_{k=r}^{\infty} \{\varepsilon_k = 0\} + \bigcap_{k=r}^{\infty} \{\varepsilon_k = 1\}_x$$

так как вероятности этих событий, очевидно, равны 0. Сингулярность $F_{\xi}(x)$ при $p \neq 1/2$ доказана. $\triangleleft$

Предлагаем читателю построить график функции распределения ξ .

§ 4. Усиленный закон больших чисел для произвольных независимых слагаемых

Отыскание необходимых и достаточных условий для сходимости

$$S_n/b_n \xrightarrow{\text{п.н.}} a,$$

когда $b_n \uparrow \infty$, а слагаемые $\xi_1, \xi_2, \dots$ распределены не одинаково, представляет собой трудную задачу. Мы ограничимся здесь тем, что докажем следующую теорему.

Теорема 7 (критерий Колмогорова сходимости почти всюду). Пусть ξ_k , $k = 1, 2, \dots$, независимы, $M\xi_k = 0$, $D\xi_k = \sigma_k^2 < \infty$ и, кроме того,

$$\sum_1^\infty \frac{\sigma_k^2}{b_k^2} < \infty. \quad (6)$$

Тогда $S_n/b_n \xrightarrow{\text{п.н.}} 0$.

Доказательство. Из условий теоремы 7 вытекает, что (см. следствие 4) ряд $\sum_1^\infty \frac{\xi_k}{b_k}$ с вероятностью 1 сходится. Поэтому утверждение теоремы 7 будет следствием следующей известной леммы анализа.

Лемма 3. Пусть $b_k \uparrow \infty$, а последовательность $x_1, x_2, \dots$ такова, что ряд $\sum_1^\infty x_k$ сходится. Тогда при $n \rightarrow \infty$

$$\frac{1}{b_n} \sum_1^n b_k x_k \rightarrow 0.$$

Доказательство. Обозначим $X_n = \sum_{n+1}^\infty x_k$, так что $X_n \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$, $X = \max_{n \geq 0} |X_n| < \infty$. Используя преобразования Абеля, получим

$$\begin{aligned} \sum_1^n b_k x_k &= \sum_1^n b_k (X_{k-1} - X_k) = \sum_0^{n-1} b_{k+1} X_k - \sum_1^n b_k X_k = \\ &= \sum_1^{n-1} (b_{k+1} - b_k) X_k + b_1 X_0 - b_n X_n, \end{aligned}$$

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{b_n} \sum_1^n b_k x_k \leq \limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{b_n} \sum_1^{n-1} (b_{k+1} - b_k) X_k. \quad (7)$$

Здесь для заданного $\varepsilon > 0$ можно выбрать N так, что $|X_k| < \varepsilon$ при $k \geq N$. Поэтому

$$\begin{aligned} \sum_1^{n-1} (b_{k+1} - b_k) X_k &\leq \sum_1^{N-1} (b_{k+1} - b_k) X + \varepsilon \sum_N^{n-1} (b_{k+1} - b_k) = \\ &= X(b_N - b_1) + \varepsilon(b_n - b_N). \end{aligned}$$

Отсюда и из (7) следует, что

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{b_n} \sum_1^n b_k x_k \leq \varepsilon. \quad \blacktriangleleft$$

Можно было бы доказывать теорему 7 и непосредственно, используя неравенство Колмогорова, примерно так же, как это делалось в теореме 4.

Первоначально достаточность в теореме 6 была доказана с помощью теоремы 5 путем использования срезок

$$\xi'_k = \begin{cases} \xi_k & \text{при } |\xi_k| < k, \\ 0 & \text{при } |\xi_k| \geq k, \end{cases}$$

которые имеют дисперсии $D\xi'_k$, удовлетворяющие условию $\sum_1^\infty \frac{D\xi'_k}{k^2} < \infty$, и которые с точки зрения закона больших чисел не

отличаются от ξ_k , так как $\sum_1^\infty P(\xi'_k \neq \xi_k) < \infty$ и, следовательно, происходит лишь конечное число событий $\{\xi'_k \neq \xi_k\}$.

Пример 2. Пусть ξ_k , $k = 1, 2, \dots$, — независимые случайные величины, принимающие значения $\xi_k = \pm k^\alpha$ с вероятностями $1/2$. Как мы видели в примере 1 § 7.3 при $\alpha \geq -1/2$ суммы S_n этих величин асимптотически нормальны при соответствующей нормировке. Будут ли они удовлетворять усиленному закону больших чисел? Так как $D\xi_k = \sigma_k^2 = k^{2\alpha}$, то ряд $\sum \frac{D\xi_k}{k^2} = \sum k^{2(\alpha-1)}$ будет сходиться при $\alpha < 1/2$. Таким образом, если $\alpha < 1/2$, то $S_n/n \xrightarrow{\text{п.н.}} 0$.

Отметим теперь, что хотя условие $\alpha < 1/2$ есть всего лишь достаточное, оно точно определяет границы применимости усиленного закона больших чисел. Действительно, $B_n^2 = DS_n \sim n^2/2$ при $\alpha = 1/2$ и, следовательно, величина S_n/n будет асимптотически нормальной с параметрами $(0, 1/\sqrt{2})$ (пример 1 § 7.3). Итак, S_n при $\alpha \geq 1/2$ не будет удовлетворять усиленному закону больших чисел, хотя и будет удовлетворять центральной предельной теореме. Этот факт объясняется, очевидно, существенно различными нормировками в этих двух предельных теоремах.

Глава II

ФАКТОРИЗАЦИОННЫЕ ТОЖДЕСТВА

В этой главе мы получим ряд замечательных и весьма полезных соотношений, устанавливающих связи между разными характеристиками случайных блужданий, а также связи между возникающими при этом проблемами и простейшими граничными задачами теории функций комплексного переменного.

§ 1. Факторизационные тождества и их первые следствия

Пусть $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ — вероятностное пространство, на котором задана последовательность $\{\xi_k\}_{k=1}^{\infty}$ независимых одинаково распределенных случайных величин. Пусть как и прежде

$$S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k, \quad S_0 = 0.$$

На этом же вероятностном пространстве определим случайную величину

$$\eta_+^0 = \min \{k \geq 1; S_k \geq 0\}.$$

Это есть время первого достижения нулевого уровня. На тех элементарных исходах ω , для которых все $S_k < 0$, $k \geq 1$, положим $\eta_+^0 = \infty$. (Отметим, что определение η_+^0 отличается от определения величины $\eta(x) = \min \{k \geq 0; S_k \geq x\}$ при $x = 0$ (см. гл. 9), в силу которого $\eta(0) = 0$.) Как и $\eta(0)$, величина η_+^0 является марковской.

Случайная величина $\chi_+^0 = S_{\eta_+^0}$ называется первой неотрицательной суммой. Она определена лишь на множестве $\{\eta_+^0 < \infty\}$.

Совершенно аналогичными свойствами обладают время достижения нулевого уровня

$$\eta_-^0 = \min \{k \geq 1; S_k \leq 0\}$$

и первая неположительная сумма $\chi_-^0 = S_{\eta_-^0}$.

Исследование свойств введенных случайных величин представляет значительный самостоятельный интерес. Величина η_+^0 , например, есть момент остановки, и знание ее природы весьма существенно для изучения моментов остановки во многих более сложных задачах (см. задачи теории восстановления в гл. 9, за-

дачу о статистическом контроле, описанные в § 4.4, и др.). Кроме того, величины η_+^0 и χ_+^0 потребуются для описания поведения экстремумов

$$\xi = \sup(S_1, S_2, \dots) \text{ и } \gamma = \inf(S_1, S_2, \dots),$$

которые играют важную роль в задачах математической статистики, теории массового обслуживания (см. § 4) и других.

Обозначим $\varphi(\lambda) = \varphi_{\xi_1}(\lambda) = Me^{i\lambda\xi_1}$.

Теорема 1 (факторизационное тождество). Для x . ф. совместных распределений введенных случайных величин при $|z| < 1$, $\text{Im } \lambda = 0$ справедливо тождество

$$1 - z\varphi(\lambda) = [1 - M(e^{i\lambda\chi_+^0} z^{\eta_+^0}; \eta_+^0 < \infty)] D^{-1}(z) [1 - M(e^{i\lambda\chi_-^0} z^{\eta_-^0}; \eta_-^0 < \infty)],$$

где

$$D(z) = 1 - M(z^{\eta_+^0}; \chi_+^0 = 0, \eta_+^0 < \infty) = 1 - M(z^{\eta_-^0}; \chi_-^0 = 0; \eta_-^0 < \infty).$$

Доказательство. Обозначим $\xi_n = \max\{S_1, \dots, S_n\}$. На множестве $\{\eta_+^0 = k\}$ имеем

$$S_n = S_{\eta_+^0} + S_n - S_{\eta_+^0} = \chi_+^0 + S_n - S_k.$$

Поэтому

$$\begin{aligned} \varphi^n(\lambda) &= Me^{i\lambda S_n} = \sum_{k=1}^n M(e^{i\lambda S_n}; \eta_+^0 = k) + M(e^{i\lambda S_n}; \xi_n < 0) = \\ &= \sum_{k=1}^n M(e^{i\lambda(S_n - S_k)} \cdot e^{i\lambda S_k} I(\eta_+^0 = k)) + M_n, \end{aligned} \quad (1)$$

где $M_n = M(e^{i\lambda S_n}; \xi_n < 0)$. При каждом фиксированном k случайные величины $S_n - S_k$ и $S_k I(\eta_+^0 = k) = \chi_+^0 I(\eta_+^0 = k)$, где $I(A)$ есть индикатор события A , являются независимыми. Следовательно,

$$\varphi^n(\lambda) = \sum_{k=1}^n \varphi^{n-k}(\lambda) M(e^{i\lambda\chi_+^0}; \eta_+^0 = k) + M_n.$$

Умножим теперь обе части равенства на z^n , $n = 0, 1, \dots$ и просуммируем по n . При этом условимся считать, что при $n = 0$

$$\sum_{k=1}^n = 0, \quad M_n = 1.$$

Для свертки двух последовательностей $c_n = \sum_1^n a_k b_{n-k}$ справедливо равенство

$$\sum_0^\infty c_n z^n = \sum_1^\infty a_n z^n \sum_0^\infty b_n z^n,$$

если только ряды, фигурирующие в этом равенстве, абсолютно сходятся. Так как $|z| < 1$, $|\varphi(\lambda)| \leq 1$ при $\text{Im } \lambda = 0$, то

$$\begin{aligned} \sum_{n=0}^\infty z^n \varphi^n(\lambda) &= \frac{1}{1 - z\varphi(\lambda)} = \sum_{n=0}^\infty z^n \sum_{k=1}^n \varphi^{n-k}(\lambda) M(e^{i\lambda\chi_+^0}; \eta_+^0 = k) + \\ &+ \sum_{n=0}^\infty z^n M_n = \sum_{k=1}^\infty z^k M(e^{i\lambda\chi_+^0}; \eta_+^0 = k) \sum_{n=0}^\infty z^n \varphi^n(\lambda) + \sum_{n=0}^\infty z^n M_n = \\ &= \frac{1}{1 - z\varphi(\lambda)} M(e^{i\lambda\chi_+^0} z^{\eta_+^0}; \eta_+^0 < \infty) + \sum_{n=0}^\infty z^n M_n, \end{aligned}$$

или, что то же,

$$1 - z\varphi(\lambda) = \frac{1 - M(e^{i\lambda\chi_+^0} z^{\eta_+^0}; \eta_+^0 < \infty)}{\sum_{n=0}^\infty z^n M(e^{i\lambda S_n}; \zeta_n < 0)} = \frac{A_{z+}(\lambda)}{A_{z-}(\lambda)}, \quad (2)$$

где $A_{z\pm}(\lambda)$ означают числитель и знаменатель отношения, полученного для $1 - z\varphi(\lambda)$.

Легко понять, что если мы обозначим

$$\gamma_n = \min(S_1, \dots, S_n),$$

то, повторив приведенные рассуждения, придем к равенству

$$1 - z\varphi(\lambda) = \frac{1 - M(e^{i\lambda\chi_-^0} z^{\eta_-^0}; \eta_-^0 < \infty)}{\sum_{n=0}^\infty z^n M(e^{i\lambda S_n}; \gamma_n > 0)} = \frac{B_{z-}(\lambda)}{B_{z+}(\lambda)}. \quad (3)$$

Заметим теперь, что при $|z| < 1$ функции $A_{z+}(\lambda)$ и $B_{z+}(\lambda)$ аналитичны в области $\text{Im } \lambda > 0$, непрерывны, включая границу $\text{Im } \lambda = 0$, и ограничены при $\text{Im } \lambda \geq 0$. Это следует из того, что обе эти функции представляют собой равномерно сходящиеся ряды из функций, обладающих всеми указанными свойствами. Например,

$$M(e^{i\lambda\chi_+^0} z^{\eta_+^0}; \eta_+^0 < \infty) = \sum_{n=1}^\infty z^n M(e^{i\lambda\chi_+^0}; \eta_+^0 = n),$$

где $M(e^{i\lambda\chi_+^0}; \eta_+^0 = n)$ есть часть х. ф. неотрицательной случайной величины (см. свойство 6 х. ф.).

Функции $A_{z-}(\lambda)$ и $B_{z-}(\lambda)$ по тем же причинам обладают аналогичными свойствами в полуплоскости $\text{Im } \lambda \leq 0$. Но если сравнить (2) и (3), то получим, что при $\text{Im } \lambda = 0$

$$A_{z+}(\lambda)B_{z+}(\lambda) = A_{z-}(\lambda)B_{z-}(\lambda).$$

Это означает, что функция $A_{z-}(\lambda)B_{z-}(\lambda)$ ($A_{z+}(\lambda)B_{z+}(\lambda)$) может быть через границу $\text{Im } \lambda = 0$ из нижней (верхней) полуплоскости аналитически продолжена до целой функции. Так как эта функция ограничена, то в силу известных теорем она с необходимостью равна постоянной. Далее, $e^{i\lambda x} \rightarrow 0$ при $\text{Im } \lambda \rightarrow -\infty$, $x < 0$ и, следовательно,

$$B_{z-}(-i\infty) = 1 - M(z^{\eta_-^0}; \chi_-^0 = 0, \eta_-^0 < \infty),$$

$$A_{z-}(-i\infty) = 1,$$

$$A_{z-}(\lambda)B_{z-}(\lambda) = A_{z-}(-i\infty)B_{z-}(-i\infty) = D(z) =$$

$$= 1 - M(z^{\eta_-^0}; \chi_-^0 = 0, \eta_-^0 < \infty).$$

Подставляя в (2) найденное из этого равенства значение $A_{z-}(\lambda) = \frac{D(z)}{B_{z-}(\lambda)}$, получим утверждение теоремы. Второе соотношение для $D(z)$ найдем из равенства $D(z) = A_{z+}(i\infty) \times \times B_{z+}(i\infty)$. ◀

При доказательстве теоремы 1 мы в формуле (1) использовали разложение $Me^{i\lambda S_n}$ на слагаемые, соответствующие пересекающимся событиям $\left\{ \bigcup_{h=1}^n \{\eta_+^0 = k\} \right\} = \{\xi_n \geq 0\}$ и $\{\xi_n < 0\}$. Но схема доказательства полностью сохранится, если мы рассмотрим разбиение Ω на события $\{\xi_n > 0\}$ и $\{\xi_n \leq 0\}$. Чтобы сделать это, введем случайные величины

$$\eta_+ = \min\{k: S_k > 0\} \quad (\eta_+ = \infty, \text{ если } \xi \leq 0),$$

$$\chi_+ = S_{\eta_+},$$

$$\eta_- = \min\{k: S_k < 0\} \quad (\eta_- = \infty, \text{ если } \gamma \geq 0),$$

$$\chi_- = S_{\eta_-}.$$

Величина η_+ (η_-) называется *временем появления первой положительной (отрицательной) суммы* χ_+ (χ_-). Тогда наряду с равенствами (2), (3) сможем записать

$$1 - z\varphi(\lambda) = \frac{1 - M(e^{i\lambda\chi_+} z^{\eta_+}; \eta_+ < \infty)}{\sum_{n=0}^{\infty} z^n M(e^{i\lambda S_n}; \xi_n \leq 0)} = \frac{1 - M(e^{i\lambda\chi_-} z^{\eta_-}; \eta_- < \infty)}{\sum_{n=0}^{\infty} z^n M(e^{i\lambda S_n}; \gamma_n \geq 0)}. \quad (4)$$

Сопоставляя эти соотношения с (2), (3), мы с помощью прежних рассуждений сможем доказать следующее утверждение.

Теорема 2.

$$1 - M\left(e^{i\lambda x_+^0} z^{\eta_+^0}; \eta_+^0 < \infty\right) = D(z) \left[1 - M\left(e^{i\lambda x_+} z^{\eta_+}; \eta_+ < \infty\right)\right], \quad (5)$$

$$1 - M\left(e^{i\lambda x_-^0} z^{\eta_-^0}; \eta_-^0 < \infty\right) = D(z) \left[1 - M\left(e^{i\lambda x_-} z^{\eta_-}; \eta_- < \infty\right)\right].$$

Здесь функция $D(z)$, определенная в теореме 1, удовлетворяет также соотношениям

$$D^{-1}(z) = \sum_{n=0}^{\infty} z^n P(S_n = 0, \xi_n \leq 0) = \sum_{n=0}^{\infty} z^n P(S_n = 0, \gamma_n \geq 0). \quad (6)$$

Ясно, что с помощью теоремы 2 можно получить некоторые другие разновидности факторизационного тождества. Например, такое:

$$1 - z\varphi(\lambda) = \left[1 - M\left(e^{i\lambda x_+} z^{\eta_+}; \eta_+ < \infty\right)\right] \left[1 - M\left(e^{i\lambda x_-^0} z^{\eta_-^0}; \eta_-^0 < \infty\right)\right]. \quad (7)$$

Из представлений (6) для $D(z)$ вытекает, в частности, что

$$P(S_n = 0, \xi_n \leq 0) = P(S_n = 0, \gamma_n \geq 0)$$

и что $D(z) \equiv 1$, если $P(S_n = 0) = 0$ при всех $n \geq 1$.

Доказательство теоремы 2. Получим, например, первое из соотношений (5). Сравнивая (3) и (4), как и раньше, находим

$$\left[1 - M\left(e^{i\lambda x_+} z^{\eta_+}; \eta_+ < \infty\right)\right] B_{z+}(\lambda) = 1, \quad (8)$$

так как 1 есть значение рассматриваемого произведения в точке $i\infty$. Поэтому в силу (3) получаем (7). Остается сравнить (7) с тождеством теоремы 1.

Выражения (6) для $D(z)$ получаются, если вспомнить, что в правой части (8) должно стоять

$$\left[\sum_{n=0}^{\infty} z^n M\left(e^{i\lambda S_n}; \xi_n \leq 0\right)\right] \left[1 - M\left(e^{i\lambda x_-^0} z^{\eta_-^0}; \eta_- < \infty\right)\right].$$

Так как это произведение также равно 1, то полагая $\lambda = -i\infty$ приходим к одному из требуемых равенств. Второе доказывается аналогично. $\triangleleft$

Замечание 1. Важно отметить, что теоремы 1 и 2 наряду с доказательством существования тождеств дают нам также средство отыскания х. ф. совместных распределений величин χ и η . Речь идет об отождествлении с представлениями в теоремах 1 и 2

любого представления функции $1 - z\varphi(\lambda)$ при $\text{Im } \lambda = 0$ в виде $\frac{C_{z+}(\lambda)}{C_{z-}(\lambda)}$ или $\frac{C_{z-}(\lambda)}{C_{z+}(\lambda)}$, где $C_{z\pm}(\lambda)$ аналитичны соответственно в областях $\text{Im } \lambda \geq 0$, непрерывны включая границу $\text{Im } \lambda = 0$ и ограничены при $\text{Im } \lambda \geq 0$. Если, например,

$$1 - z\varphi(\lambda) = \frac{C_{z+}(\lambda) C(z)}{C_{z-}(\lambda)}$$

и $C_{z+}(i\infty) = C_{z-}(-i\infty) = 1$, то, как мы видели, $1 - M(e^{i\lambda x_+} z^{\eta_+}; \eta_+ < \infty)$ можно отождествить с $C_{z+}(\lambda)$; $C_{z-}^{-1}(\lambda)$ с $1 - M(e^{i\lambda x_-} z^{\eta_-}; \eta_- < \infty)$, а $C(z)$ с $D(z)$.

В общем случае, если некоторую функцию $C_z(\lambda)$, заданную при $\text{Im } \lambda = 0$, удастся представить в виде одного из соотношений $\frac{C_{z+}(\lambda)}{C_{z-}(\lambda)}$ или $\frac{C_{z-}(\lambda)}{C_{z+}(\lambda)}$, где $C_{z\pm}$ обладают указанными выше свойствами, то говорят, что $C_z(\lambda)$ допускает факторизацию. Функция $C_{z+}(\lambda)$ ($C_{z-}(\lambda)$) называется положительной (отрицательной) компонентой факторизации. Задача о факторизации представляет собой разновидность так называемой проблемы Коши — Римана в граничных задачах теории функций комплексного переменного.

Получим теперь некоторые следствия теорем 1 и 2.

Следствие 1. Устремляя $z \rightarrow 1$, мы получим

$$1 - \varphi(\lambda) = \left[1 - M(e^{i\lambda x_+}; \eta_+ < \infty) \right] \left[1 - M(e^{i\lambda x_-}; \eta_- < \infty) \right].$$

Аналогичным образом можно, очевидно, написать и другие тождества такого типа, соответствующие тождествам, которые можно получить из теорем 1 и 2.

Следствие 2. Если существует $M\xi_k = a < 0$, то $P(\eta_-^0 < \infty) = 1$, существует $M\chi_-^0$ и $P(\xi \leq 0) = a/M\chi_-^0 > 0$.

Доказательство. Первое соотношение следует из закона больших чисел, так как

$$P(\eta_-^0 > n) < P(S_n > 0) \rightarrow 0$$

при $n \rightarrow \infty$. Следовательно, в рассматриваемом случае

$$M(e^{i\lambda x_-}; \eta_-^0 < \infty) = M e^{i\lambda x_-^0}.$$

Существование $M\chi_-^0$ следует из тождества Вальда $M\chi_-^0 = aM\eta_-^0$ и теоремы 9.4; в силу которой $M\eta_-^0 < \infty$.

Наконец, поделив обе части тождества в следствии 1 на λ и переходя к пределу при $\lambda \rightarrow 0$, получим

$$a = (1 - P(\eta_+ < \infty)) M\chi_-^0 = P(\zeta \leq 0) M\chi_-^0. \quad \triangleleft$$

Интересно отметить, что в качестве следствия доказанного утверждения мы можем получить *усиленный закон больших чисел*. Действительно, так как событие $\{\zeta < \infty\}$ является остаточным и $P(\zeta < \infty) \geq P(\zeta \leq 0)$, то из следствия 2 вытекает, что $P(\zeta < \infty) = 1$ при $a < 0$. Это означает, что верно утверждение теоремы 4, из которой и был получен усиленный закон больших чисел.

Ниже, на основании факторизационных тождеств, мы получим некоторое обобщение этого закона.

Во всем дальнейшем в этой главе, чтобы избежать тривиальных затруднений, будем предполагать, что ξ_k с положительной вероятностью принимает как положительные, так и отрицательные значения.

Следствие 3. Если $a = M\xi_k = 0$, то $P(\eta_+ = \infty) = P(\eta_- = \infty) = 0$, так что

$$1 - \varphi(\lambda) = (1 - Me^{i\lambda\chi_+}) (1 - Me^{i\lambda\chi_-^0}).$$

Доказательство. Рассмотрим последовательность $\tilde{\xi}_k = \xi_k - \varepsilon$, $\varepsilon > 0$. Обозначив $\tilde{\xi}$, $\tilde{\chi}_-^0$, $\tilde{a}$ соответствующие характеристики для введенной последовательности, получим

$$P(\zeta \leq 0) < P(\tilde{\zeta} \leq 0) = \frac{\tilde{a}}{M\tilde{\chi}_-^0} = -\frac{\varepsilon}{M\tilde{\chi}_-^0},$$

где

$$M\tilde{\chi}_-^0 \leq M(\tilde{\xi}_1; \tilde{\xi}_1 \leq 0) \leq M(\xi_1 - \varepsilon; \xi_1 \leq \varepsilon) \leq M(\xi_1; \xi_1 \leq 0) < 0.$$

Таким образом, вероятность $P(\zeta \leq 0)$ может быть сделана сколь угодно малой, так что $P(\zeta \leq 0) = P(\eta_+ = \infty) = 0$. Аналогично устанавливается, что $P(\gamma \geq 0) = 0$, и, следовательно,

$$P(\eta_- = \infty) \leq P(\eta_- = \infty) = P(\gamma \geq 0) = 0. \quad \triangleleft$$

§ 2. Факторизационные тождества.

Свойства траектории $(0, S_1, S_2, \dots)$

Найдем теперь еще одно представление для компонент факторизации функции $1 - z\varphi(\lambda)$.

Теорема 3. При $|z| < 1$, $\text{Im } \lambda = 0$ функция $1 - z\varphi(\lambda)$ допускает факторизацию

$$1 - z\varphi(\lambda) = \frac{C_{z+}(\lambda) C(z)}{C_{z-}(\lambda)}, \quad C_{z+}(i\infty) = C_{z-}(-i\infty) = 1, \quad (9)$$

где

$$\begin{aligned}
 C_{z+}(\lambda) &= \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M(e^{i\lambda S_k}; S_k > 0) \right\}, \\
 C_{z-}(\lambda) &= \exp \left\{ \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M(e^{i\lambda S_k}; S_k < 0) \right\}, \\
 C(z) &= \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} P(S_k = 0) \right\}.
 \end{aligned} \tag{10}$$

Доказательство. Так как $|z| < 1$, то существует $\ln(1 - z\varphi(\lambda))$, понимаемый в смысле главного значения. Следующие равенства дают пунжное разложение

$$\begin{aligned}
 1 - z\varphi(\lambda) &= e^{\ln(1 - z\varphi(\lambda))} = \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k \varphi^k(\lambda)}{k} \right\} = \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M e^{i\lambda S_k} \right\} = \\
 &= \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M(e^{i\lambda S_k}; S_k > 0) \right\} \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} P(S_k = 0) \right\} \times \\
 &\quad \times \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M(e^{i\lambda S_k}; S_k < 0) \right\}.
 \end{aligned}$$

Требуемые свойства компоненты $C_{z+}(\lambda)$ ($C_{z-}(\lambda)$) (аналитичность при $\text{Im } \lambda > 0$ ($\text{Im } \lambda < 0$), непрерывность включая границу $\text{Im } \lambda = 0$ и ограниченность) доказываются точно так же, как для компоненты A_{z+} (A_{z-}) в доказательстве теоремы 1. ◀

Так как в формулах (9), (10), очевидно, $C_{z+}(i\infty) = C_{z-}(-i\infty) = 1$, то в силу замечания, сделанного к теоремам 1 и 2, мы немедленно получаем

Следствие 4.

$$1 - M(e^{i\lambda x + z \eta_+}; \eta_+ < \infty) = \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M(e^{i\lambda S_k}; S_k > 0) \right\};$$

$$D(z) = \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} P(S_k = 0) \right\};$$

$$1 - M(e^{i\lambda x - z \eta_-}; \eta_- < \infty) = \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M(e^{i\lambda S_k}; S_k < 0) \right\}.$$

Следствие 5.

1. Всегда $\sum \frac{P(S_k = 0)}{k} < \infty$.

2. Три следующие условия эквивалентны:

а) $P(\zeta < \infty) = 1$,

б) $P(\zeta \leq 0) = P(\eta_+ = \infty) > 0$,

в) $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k > 0)}{k} < \infty$ или $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k \geq 0)}{k} < \infty$.

Доказательство. Чтобы получить первое утверждение, надо во втором равенстве следствия 4 устремить z к 1 и вспомнить, что $D(1) = 1 - P(\chi_+^0 = 0, \eta_+^0 < \infty) > P(\xi_1 > 0) > 0$. Эквивалентность б) и в) вытекает из равенства

$$1 - P(\eta_+ < \infty) = P(\zeta \leq 0) = \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k > 0)}{k} \right\},$$

которое получится, если в первом тождестве в следствии 4 положить $\lambda = 0$, $z = 1$.

Установим эквивалентность а) и б). Если $P(\zeta \leq 0) > 0$, то $P(\zeta < \infty) > 0$ и, стало быть, $P(\zeta < \infty) = 1$, т. к. событие $\{\zeta < \infty\}$ остаточное. Наоборот, пусть теперь ξ — собственная случайная величина. Выберем N так, чтобы $P(\zeta \leq N) > 0$, и $b > 0$ так, чтобы $k = N/b$ было целое и $P(\xi_1 < -b) > 0$. Тогда

$$\{\zeta \leq 0\} \supset \{\xi_1 < -b, \dots, \xi_k < -b,$$

$$\sup_{j \geq 1} (-bk + \xi_{k+1} + \dots + \xi_{k+j}) \leq 0\}.$$

Так как последовательность $\xi_{k+1}, \xi_{k+2}, \dots$ распределена так же, как $\xi_1, \xi_2, \dots$, то

$$P(\zeta \leq 0) \geq [P(\xi_1 < -b)]^k P(\zeta \leq bk) > 0. \triangleleft$$

Следствие 6.

1. $P(\zeta < \infty, \gamma > -\infty) = 0$.

2. Если существует $M_{\xi_1}^* = a < 0$, то

$$P(\zeta < \infty, \gamma = -\infty) = 1.$$

$$\left(\sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k > 0)}{k} < \infty, \sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k < 0)}{k} = \infty \right).$$

3. Если существует $M_{\xi_1}^* = a = 0$, то

$$P(\zeta = \infty, \gamma = -\infty) = 1.$$

$$\left(\sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k > 0)}{k} = \infty, \sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k < 0)}{k} = \infty \right).$$

Случай $a > 0$ мы здесь не рассматриваем, поскольку он является «симметричным» к случаю $a < 0$.

Доказательство. Первое утверждение следует из того, что по крайней мере один из двух рядов $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k < 0)}{k}$ или

$\sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k \geq 0)}{k}$ расходится. Значит, по следствию 5 либо $P(\gamma = -\infty) = 1$, либо $P(\xi = \infty) = 1$.

Второе и третье утверждения очевидным образом вытекают из следствий 2, 3 и 5. ◀

Обобщение усиленного закона больших чисел, о котором мы упоминали выше, состоит в следующем.

Теорема 4 (односторонний закон больших чисел). Сходимость ряда $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k > \varepsilon k)}{k}$ при любом $\varepsilon > 0$ является необходимым и достаточным условием для того, чтобы

$$P\left(\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n}{n} \leq 0\right) = 1. \quad (11)$$

Так как $\left\{\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n}{n} \leq \alpha\right\}$ есть остаточное событие и т. к.

$S'_n = S_n - \alpha n$ снова образуют последовательность сумм независимых одинаково распределенных величин, то из этой теоремы немедленно получаем

Следствие 7. С вероятностью 1

$$\limsup \frac{S_n}{n} = \alpha,$$

где

$$\alpha = \inf \left\{ b: \sum \frac{P(S_k > bk)}{k} < \infty \right\}.$$

Доказательство теоремы 4. Достаточность. Если выполнено условие теоремы, то по следствию 5 $P\left(\sup_k \{S_k - \varepsilon k\} < \infty\right) = 1$. Следовательно, $\{\varepsilon n\}$ есть верхняя последовательность для $\{S_n\}$ и

$$P\left(\limsup_{k \rightarrow \infty} \frac{S_k}{k} \leq \varepsilon\right) = 1.$$

А так как ε произвольно, то

$$P\left(\limsup_{k \rightarrow \infty} \frac{S_k}{k} \leq 0\right) = 1.$$

Необходимость. Наоборот, если выполнено равенство (11), то с вероятностью 1 с некоторых пор $\frac{S_n}{n} < \varepsilon$ для любого $\varepsilon > 0$. Но это значит, что $\sup_k (S_k - \varepsilon k) < \infty$ с вероятностью 1 и,

стало быть, ряд $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{P(S_k > \varepsilon k)}{k}$ сходится. $\triangleleft$

Чтобы из этой теоремы получить обычный усиленный закон больших чисел, достаточно воспользоваться п. 2 следствия 6.

В заключение этого параграфа сделаем одно замечание.

Замечание 2. В доказательстве следствий 2 и 5 фигурировало равенство $P(\xi \leq 0) = P(\eta_+ = \infty)$. Более тонким фактом является соотношение

$$P(\xi < 0) = P(\eta_+^0 = \infty),$$

которое мы сейчас в виде упражнения и докажем. Имеем

$$\{\eta_+^0 = \infty\} = \bigcap_{n=1}^{\infty} \{S_n < 0\} = \{\xi < 0\} + \bigcap_{n=1}^{\infty} \{S_n < 0, \xi = 0\}.$$

Надо убедиться, что вероятность последнего события, которое обозначим через A , равна 0. Но это так в силу того, что $A \subset B_0 = \left\{ \lim_{n \rightarrow \infty} \sup S_n = 0 \right\}$ и $P(B_0) = 0$ (см. § 10.1). $\triangleleft$

§ 3. Распределение $S = \max_{k \geq 0} (0; \xi) = \max_{k \geq 0} S_k$

В разного рода приложениях (одному из них мы посвятим следующий параграф) представляет интерес распределение случайной величины

$$S = \max(0, \xi),$$

разумеется, в том случае, когда $P(\xi < \infty) = 1$.

Мы установим здесь, как связано распределение S с распределением χ_+ , η_+ и с компонентами факторизации функции $1 - \varphi(\lambda)$.

Заметим прежде всего, что случайная величина η_+ является марковской. Для таких величин, как легко установить (ср. с леммой 9.1), последовательность $\xi_1^* = \xi_{\eta_++1}$, $\xi_2^* = \xi_{\eta_++2}$, ... на множестве $\{\omega : \eta_+ < \infty\}$ (и при условии $\{\eta_+ < \infty\}$) распределена так же, как ξ_1 , ξ_2 , ..., и не зависит от $(\eta_+, \xi_1, \dots, \xi_{\eta_+})$. Действительно,

$$\begin{aligned} P\{\xi_1^* \in B_1, \dots, \xi_k^* \in B_k / \eta_+ = j, \xi_1 \in A_1, \dots, \xi_{\eta_+} \in A_{\eta_+}\} = \\ = P(\xi_{j+1} \in B_1, \dots, \xi_{j+k} \in B_k / \xi_1 \in A_1, \dots, \xi_j \in A_j; \eta_+ = j) = \\ = P(\xi_1 \in B_1, \dots, \xi_k \in B_k). \end{aligned}$$

Рассматривая новую последовательность $\{\xi_k^*\}_{k=1}^\infty$, мы опять замечаем, что для нее уровень 0 (уровень χ_+ для исходной последовательности) будет превзойден лишь с вероятностью $p = P(\eta_+ < \infty)$, а распределение $\zeta^* = \sup_k (\xi_1^* + \dots + \xi_k^*)$ будет совпадать с распределением ζ .

Таким образом, обозначив $S^* = \max(0, \zeta^*)$, можно записать, что

$$S = S(\omega) = \begin{cases} 0 & \text{на } \{\omega; \eta_+ = \infty\}, \\ S_{\eta_+} + S^* = \chi_+ + S^* & \text{на } \{\omega; \eta_+ < \infty\}. \end{cases}$$

Так как S^* , как уже отмечалось, не зависит от χ_+ и η_+ , и распределение S^* совпадает с распределением S , то

$$\begin{aligned} Me^{i\lambda S} &= (1-p) + M(e^{i\lambda(\chi_+ + S^*)}; \eta_+ < \infty) = \\ &= (1-p) + Me^{i\lambda S} M(e^{i\lambda \chi_+}; \eta_+ < \infty). \end{aligned}$$

Отсюда вытекает

Теорема 5. Если $\sum \frac{P(S_k > 0)}{k} < \infty$ или, что то же, если $p = P(\eta_+ < \infty) < 1$, то

$$Me^{i\lambda S} = \frac{1-p}{1 - M(e^{i\lambda \chi_+}; \eta_+ < \infty)}.$$

Совершенно аналогичным образом можно было бы получить соотношение

$$Me^{i\lambda S} = \frac{1-p_0}{1 - M(e^{i\lambda \chi_+^0}; \eta_+^0 < \infty)}, \quad (12)$$

где $p_0 = P(\eta_+^0 < \infty) < 1$.

Факторизационные тождества в этом случае можно записать в виде

$$1 - \varphi(\lambda) = \frac{(1-p) D(1) (1 - Me^{i\lambda \chi_-})}{Me^{i\lambda S}} = \frac{(1-p_0) (1 - Me^{i\lambda \chi_-})}{Me^{i\lambda S}}.$$

Совершенно аналогично можно найти х. ф. момента времени $\theta = \min\{k: S_k = S\}$, когда впервые достигается максимум $S = S_0$. Для этого надо воспользоваться равенством

$$\theta = \begin{cases} 0 & \text{на } \{\omega; \eta_+ = \infty\}, \\ \eta_+ + \theta^* & \text{на } \{\omega; \eta_+ < \infty\}, \end{cases}$$

где θ^* распределена на $\{\eta_+ < \infty\}$ так же, как θ , и от η_+ не зависит. Находим

$$Mz^0 = (1-p) + Mz^0 M(z^{\eta_+}; \eta_+ < \infty);$$

и окончательно

$$Mz^0 = \frac{1-p}{1-M(z^{\eta_+}; \eta_+ < \infty)}.$$

Полагая в факторизационном тождестве $\lambda = 0$, получим также соотношение

$$1-z = [1-M(z^{\eta_+}; \eta_+ < \infty)] [1-Mz^{\eta_0}] = \frac{(1-p)(1-Mz^{\eta_0})}{Mz^0}.$$

§ 4. Системы обслуживания

В этом параграфе покажем, что к изучению распределения величины S , рассмотренной в § 3, приводит исследование систем массового обслуживания с очередью.

Представим себе, что в некоторую систему через интервалы времени $\tau_1, \tau_2, \dots$ поступают «вызовы», которые надо обслуживать. Это могут быть телефонные вызовы; самолеты, прибывающие в аэропорт; клиенты бытовых учреждений; сообщения, содержащие информацию, которую надо обрабатывать, скажем, на электронной машине и др. Пусть на обслуживание k -го вызова (первый вызов пришел в момент времени 0, второй в момент τ_1 и т. д.) тратится время $\beta_k, k = 1, 2, \dots$. Если в момент прихода k -го вызова система занята обслуживанием одного из предыдущих вызовов, то он становится в «очередь» и ждет своего обслуживания, которое начинается немедленно после того, как система обслужит все предыдущие вызовы. Задача состоит в отыскании распределения времени ожидания w_n , которое n -й вызов ждет начала своего обслуживания.

Предположим, для простоты, что $w_1 = 0$ и найдем, как связаны между собой значения w_{n+1} и w_n . $(n+1)$ -й вызов пришел позже n -го на время τ_n , но зато ему придется ждать дополнительно (по сравнению с n -м вызовом) время β_n обслуживания n -го вызова. Поэтому

$$w_{n+1} = w_n - \tau_n + \beta_n,$$

если только $w_n - \tau_n + \beta_n \geq 0$. Если же $w_n - \tau_n + \beta_n < 0$, то очевидно $w_{n+1} = 0$. Таким образом, если обозначить $\xi_{n+1} = \beta_n - \tau_n$, то

$$w_{n+1} = \max(w_n + \xi_{n+1}, 0), \quad n \geq 1, \quad w_1 = 0.$$

Покажем, что решением этих уравнений является последовательность

$$w_n = S_n - \min(S_1, \dots, S_n) = S_n - \gamma_n,$$

где, как и прежде, $S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k$. Так как $S_1 - \gamma_1 = 0$, то достаточно проверить рекуррентное соотношение

$$S_{n+1} - \gamma_{n+1} = \max(0, S_n + \xi_{n+1} - \gamma_n). \quad (13)$$

Если $S_{n+1} > \gamma_n$, то $\gamma_{n+1} = \gamma_n$ и в обеих частях (13) будет стоять $S_{n+1} - \gamma_n$. Если $S_{n+1} \leq \gamma_n$, то $S_{n+1} = \gamma_{n+1}$ и в обеих частях (13) будет стоять 0. Таким образом, равенство $w_n = S_n - \gamma_n$ доказано.

Предположим теперь, что ξ_k независимы и одинаково распределены. Тогда разность

$$S_n - \gamma_n = \max(S_n - S_1, \dots, S_n - S_n) = \\ = \max(0, \xi_n, \xi_n + \xi_{n-1}, \dots, \xi_n + \dots + \xi_2)$$

будет распределена, очевидно, так же, как $\bar{S}_{n-1} = \max(0, S_1, \dots, S_{n-1}) = \max(0, \xi_{n-1})$. Так что распределение w_n совпадает с распределением $\max(0, \xi_{n-1})$. Так как ξ_n монотонно сходится к ξ при $n \rightarrow \infty$, то всегда существует

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(w_n < x) = P(\max(0, \xi) < x) = P(S < x).$$

Это распределение называют *стационарным распределением времени ожидания*. Как мы уже знаем, оно будет собственным, если $M\xi_2 = M\beta_1 - M\tau_1 < 0$. Если же $M\beta_1 > M\tau_1$, или $M\beta_1 = M\tau_1$ и $\beta_1 \neq \tau_1$, то стационарное время ожидания будет бесконечным.

§ 5. Факторизационные тождества для распределений, связанных с показательной функцией

Рассмотрим теперь ряд примеров, когда факторизационные тождества используются для отыскания явного вида распределений χ_+ , η_+ , S и других.

1. Предположим сначала, что при $x > 0$

$$P(\xi_1 > x) = be^{-\alpha x}$$

при некоторых $\alpha > 0$ и $1 > b > 0$. При $x \leq 0$ распределение ξ_1 может быть произвольным. Этот случай замечателен тем, что для него распределение χ_+ не зависит от η_+ и является показательным. Действительно,

$$P(\chi_+ > x; \eta_+ = n) = \int_{-\infty}^0 P(\eta_+ = n, S_{n-1} \in dz, \chi_+ > x) = \\ = \int_{-\infty}^0 P(\xi_{n-1} \leq 0, S_{n-1} \in dz, \xi_n > x - z) = \\ = \int_{-\infty}^0 P(\xi_n > x - z) P(\xi_{n-1} \leq 0, S_{n-1} \in dz) = \\ = e^{-\alpha x} \int_{-\infty}^0 be^{\alpha z} dP(\xi_{n-1} \leq 0, S_{n-1} < z) \equiv p_n e^{-\alpha x}.$$

Отсюда следует, что

$$p_n = P(\eta_+ = n), \quad P(\chi_+ > x/\eta_+ = n) = e^{-\alpha x},$$

$$P(\chi_+ > x; \eta_+ < \infty) = p e^{-\alpha x},$$

где $p = p_1 + p_2 + \dots$. Следовательно,

$$M(e^{i\lambda\chi_+}; \eta_+ < \infty) = \int_0^\infty e^{i\lambda x} d(p - p e^{-\alpha x}) = p \int_0^\infty \alpha e^{i\lambda x - \alpha x} dx = -\frac{p\alpha}{i\lambda - \alpha};$$

и если $S < \infty$ с вероятностью 1 (т. е. если $p < 1$), то

$$Me^{i\lambda S} = \frac{1-p}{1 + \frac{p\alpha}{i\lambda - \alpha}} = (1-p) + p \frac{-\alpha(1-p)}{i\lambda - \alpha(1-p)}.$$

Последнее равенство означает, что

$$P(S=0) = 1-p, \quad P(S > x) = p e^{-\alpha(1-p)x} \quad \text{при } x \geq 0.$$

В полученных соотношениях осталось неизвестным лишь число p (знаем только, что $1-p = \frac{a}{M\chi_-^0}$, если существует $a = M\xi_1 < 0$ (см. следствие 2)). Предоставляем читателю с помощью тождества

$$1 - \varphi(\lambda) = \left(1 + \frac{p\alpha}{i\lambda - \alpha}\right) \left[1 - M(e^{i\lambda\chi_-^0}; \eta_-^0 < \infty)\right] \quad (14)$$

убедиться, что $\alpha(1-p) = \mu(1)$, где $\mu(1) > 0$ — единственный положительный корень уравнения $\psi(\mu) = 1$, где $\psi(\mu) = \varphi(-i\mu) = Me^{\mu\xi_1}(\psi'(0) < 0, \psi''(\mu) > 0, \psi(\mu) \rightarrow \infty$ при $\mu \rightarrow \alpha$. При $\lambda = -i\mu(1)$ правая часть тождества (14) обязана обратиться в 0).

Отметим также, что в рассматриваемом случае, пользуясь независимостью χ_+ и η_+ , нетрудно найти и распределение η_+ .

2. Предположим теперь, что при $x > 0$

$$P(\xi_1 < -x) = b e^{-\alpha x}, \quad \alpha > 0, \quad 1 > b > 0,$$

и что S с вероятностью 1 конечно. В этом случае заключения, аналогичные предыдущим, справедливы относительно величин χ_- , η_- . Разница состоит лишь в том, что здесь $P(\eta_- < \infty) = 1$ и, следовательно,

$$P(\chi_- < -x) = e^{-\alpha x}, \quad M\chi_- = -\frac{1}{\alpha}, \quad Me^{i\lambda\chi_-} = \frac{\alpha}{i\lambda + \alpha}.$$

Отсюда паходим, в частности, что (см. (12))

$$1 - p_0 = P(\eta_+^0 = \infty) = \frac{a}{M\chi_-} = -a\alpha;$$

$$Me^{i\lambda s} = \frac{1 - p_0}{1 - \varphi(\lambda)} \left[1 - Me^{i\lambda x_-} \right] = - \frac{a\alpha i\lambda}{(i\lambda + \alpha)(1 - \varphi(\lambda))}.$$

В заключение следует отметить, что полученные соотношения позволяют находить стационарное распределение времени ожидания для систем обслуживания с ожиданием (см. § 4), когда *хотя бы одна из случайных величин τ_1 или β_1 имеет показательное распределение* (в силу ряда причин такие предположения можно делать довольно часто. Имеется в виду также, что последовательности $\{\tau_i\}$ и $\{\beta_i\}$ составлены из независимых и одинаково распределенных величин каждая). В самом деле, если, например, $P(\beta_1 > x) = e^{-\alpha x}$ то для $\xi_1 = \beta_1 - \tau_1$ будем иметь при $x > 0$

$$P(\xi_1 > x) = P(\beta_1 - \tau_1 > x) = \int_0^\infty dF_\tau(y) P(\beta > x + y) =$$

$$= e^{-\alpha x} \int_0^\infty e^{-\alpha y} dF_\tau(y) = e^{-\alpha x} Me^{-\alpha \tau_1}.$$

Это означает, что мы находимся в условиях п. 1 этого параграфа. Аналогично обстоит дело, если показательным является распределение τ_1 .

Важные выводы о распределении рассматриваемых случайных величин (S , η_+ , χ_+ и др.) можно сделать, используя качественные аналитические свойства компонент факторизации $C_{z\pm}(\lambda)$, определяющих нужные нам распределения. Пусть, например, $\varphi(\lambda)$ есть рациональная функция от λ ,

$$1 - z\varphi(\lambda) = \prod_{h=1}^m \frac{\lambda - \lambda_h(z)}{\lambda - \Lambda_h(z)} \quad (15)$$

(это будет, в частности, если $\xi_1 = \beta - \tau$ (см. § 4), где $\beta \in \Gamma_{\alpha_1}$, $\tau \in \Gamma_{\alpha_2}$ и независимы. Представление (15) возникает и при других предположениях относительно ξ_1 , связанных с показательным распределением). Тогда требуемые аналитические свойства $C_{z\pm}(\lambda)$ (прежде всего аналитичность в соответствующих полуплоскостях) будут иметь место, если только положить *)

$$C_{z+}(\lambda) = \prod_h \frac{\lambda - \lambda_h^-(z)}{\lambda - \Lambda_h^-(z)}$$

*) Подробнее об этом см. [3].

где $\lambda_h^-(z)$, Λ_h^- — все нули и полюса функции $1 - z\varphi(\lambda)$, лежащие в нижней полуплоскости.

В связи с изложенным можно отметить также, что если некоторая х. ф. $\psi(\lambda)$ есть рациональная функция, то путем разложения ее на простые дроби соответствующее ей распределение можно представить как смесь показательных распределений или их сверток.

Рассмотрение случаев, когда факторизация позволяет находить явные формулы, будет продолжено в § 8.

§ 6. Симметричные непрерывно распределенные случайные величины

Будем говорить, что *распределение ξ_n симметрично*, если оно совпадает с распределением $-\xi_n$, и называть *распределение ξ_n непрерывным*, если функция распределения ξ_n непрерывна. Для таких величин распределения S_n при всех n также симметричны и непрерывны и

$$P(S_n > 0) = P(S_n < 0) = 1/2, \quad P(S_n = 0) = 0.$$

Стало быть, здесь $D(z) = 1$, $P(\chi_+ = 0) = 0$ и с вероятностью 1 $\eta_+ = \eta_+^0$, $\chi_+ = \chi_+^0$.

В силу следствия 5 в рассматриваемом случае $\xi = \infty$, $\gamma = -\infty$ с вероятностью 1 и η_+ есть собственная случайная величина. В силу следствия 4

$$1 - Mz^{\eta_+} = \exp \left\{ - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{2k} \right\} = \exp \left\{ \frac{1}{2} \ln(1-z) \right\} = \sqrt{1-z},$$

$$Mz^{\eta_+} = 1 - \sqrt{1-z}.$$

Отсюда, разлагая в ряд $\sqrt{1-z}$, находим, что

$$P(\eta_+ = n) = \frac{(2n)!}{(2n-1)!(n!)^2 2^{2n}}.$$

При больших n по формуле Стирлинга обнаруживаем, что

$$P(\eta_+ = n) \sim \frac{1}{2\sqrt{\pi n^{3/2}}};$$

$$P(\xi_n < 0) = \sum_{k=n+1}^{\infty} P(\eta_+ = k) \sim \frac{1}{\sqrt{\pi n}}.$$

Аналогичные формулы справедливы и для η_- , γ_- .

§ 7. Тожество Поллачека — Спитцера

До сих пор мы получали различные факторизационные тождества как соотношения между числителями в представлениях (2), (3) и (4). Обратимся теперь к знаменателям. Получим еще одно тождество, которое играет важную роль при исследовании распределений

$$\bar{S}_n = \max(0, \xi_n) = \max(0, S_1, \dots, S_n).$$

Это так называемое тождество Поллачека — Спитцера, связывающее х. ф. $\bar{S}_n$, $n = 1, 2, \dots$, с характеристическими функциями $\max(0, S_n)$ $n = 1, 2, \dots$.

Теорема 6. При $|z| < 1$, $\text{Im } \lambda \geq 0$

$$\sum_{n=0}^{\infty} z^n M e^{i\lambda \bar{S}_n} = \exp \left\{ \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M e^{i\lambda \max(0, S_k)} \right\}.$$

Если использовать обозначения теоремы 3, то правую часть этого тождества можно записать в виде $\frac{C_{z+}(0)}{(1-z)C_{z+}(\lambda)}$.

Доказательство. Из теорем 1—3 и соотношения (2) вытекает, что

$$\sum_{n=0}^{\infty} z^n M(e^{i\lambda S_n}; \xi_n < 0) = [1 - M(e^{i\lambda \eta_-} z^{\eta_-}; \eta_- < \infty)]^{-1} = C_{z-}(\lambda),$$

где принято $M(e^{i\lambda S_0}; \xi_0 < 0) = 1$. Обозначим $S_h^* = S_{n-h} - S_n$, $\theta_n^* = \min\{k: S_k^* = \bar{S}_n^* = \max(0, S_1^*, \dots, S_n^*)\}$ (θ_n^* есть первый момент достижения максимума в последовательности $0, S_1^*, \dots, S_n^*$). Тогда событие $\{S_n \in dx, \xi_n < 0\}$ можно записать в виде $\{S_n^* \in -dx, \theta_n^* = n\}$. Отсюда следует, что

$$M(e^{i\lambda S_n}; \xi_n < 0) = M(e^{-i\lambda S_n^*}; \theta_n^* = n),$$

$$\sum_{n=0}^{\infty} z^n M(e^{i\lambda S_n^*}; \theta_n^* = n) = C_{z-}(-\lambda). \quad (16)$$

По последовательность $S_1^*, \dots, S_n^*$ распределена так же, как суммы $\xi_1^*, \xi_1^* + \xi_2^*, \dots, \xi_1^* + \dots + \xi_n^*$, где $\xi_k^* = -\xi_k$. Если положить $\theta_n = \min\{k: S_k = \bar{S}_n\}$, то тождество (16) можно эквивалентным образом записать в виде

$$\sum_{n=0}^{\infty} z^n M(e^{i\lambda S_n}; \theta_n = n) = C_{z-}^*(-\lambda),$$

где $C_{z-}^*(\lambda)$ есть отрицательная компонента факторизации функции $1 - z\varphi^*(\lambda) = 1 - z\varphi(-\lambda)$, соответствующей случайной вели-

чине $-\xi_k$. Так как

$$1 - z\varphi(-\lambda) = D(z) \frac{C_{z+}(-\lambda)}{C_{z-}(-\lambda)}$$

и функция $1/C_{z+}(-\lambda)$ обладает всеми свойствами отрицательной компоненты $C_{z-}^*(\lambda)$ факторизации функции $1 - z\varphi^*(\lambda)$, а функция $1/C_{z-}(-\lambda)$ обладает всеми свойствами положительной компоненты, то мы находим, что $C_{z-}^*(\lambda) = C_{z+}^{-1}(-\lambda)$ и

$$\sum_{n=0}^{\infty} z^n M(e^{i\lambda S_n}; \theta_n = n) = \frac{1}{C_{z+}(\lambda)}.$$

Теперь надо заметить, что

$$\begin{aligned} Me^{i\lambda \bar{S}_n} &= \sum_{k=0}^{\infty} M(e^{i\lambda \bar{S}_n}; \theta_n = k) = \\ &= \sum_{k=0}^n M(e^{i\lambda S_k}; \theta_k = k, S_{k+1} - S_k \leq 0, \dots, S_n - S_k \leq 0) = \\ &= \sum_{k=0}^n M(e^{i\lambda S_k}; \theta_k = k) P(\bar{S}_{n-k} = 0). \end{aligned}$$

Так как в правой части стоит свертка двух последовательностей, то

$$\sum_{n=0}^{\infty} z^n Me^{i\lambda \bar{S}_n} = \sum_{n=0}^{\infty} z^n P(\bar{S}_n = 0) \frac{1}{C_{z+}(\lambda)}.$$

Полагая $\lambda = 0$, получим

$$\frac{1}{1-z} = \sum_{n=0}^{\infty} z^n P(\bar{S}_n = 0) \frac{1}{C_{z+}(0)}.$$

Следовательно,

$$\begin{aligned} \sum_{n=0}^{\infty} z^n Me^{i\lambda \bar{S}_n} &= \frac{C_{z+}(0)}{(1-z) C_{z+}(\lambda)} = \\ &= \exp \left\{ -\ln(1-z) + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M(e^{i\lambda S_k}; S_k > 0) - \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} P(S_k > 0) \right\} = \\ &= \exp \left\{ \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M(e^{i\lambda S_k}; S_k > 0) + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} P(S_k \leq 0) \right\} = \\ &= \exp \left\{ \sum_{k=1}^{\infty} \frac{z^k}{k} M(e^{i\lambda \max(0, S_k)}) \right\}. \end{aligned}$$

Теорема доказана. ◀

§ 8. Явные формулы для дискретных блужданий, непрерывных сверху

Дискретным блужданием, непрерывным сверху, будем называть блуждание частицы, порожденное последовательностью сумм $0, S_1, S_2, \dots$, когда ξ_k целочисленны и $\max_{\omega} \xi_k(\omega) = 1$.

Другими словами, если обозначить $f_k = P(\xi_1 = k)$, то $f_k = 0$ при $k \geq 2$, $\sum_{h=-\infty}^1 f_h = 1$. В этом случае, очевидно, $\chi_+ = 1$ на множестве $\{\eta_+ < \infty\}$, и в силу теоремы 5

$$Me^{i\lambda S} = \frac{1-p}{1-pe^{i\lambda}}, \quad p = P(\eta_+ < \infty).$$

Это означает, что S имеет геометрическое распределение

$$P(S = k) = (1-p)p^k, \quad k = 0, 1, \dots$$

Осталось лишь найти p . Чтобы сделать это, заметим, что по формуле полной вероятности (по первому скачку) при любом $k \geq 2$

$$P(S = k) = \sum_{j=-\infty}^1 f_j P(S = k-j); \quad 1 = \sum_{j=-\infty}^1 f_j p^{-j}.$$

Таким образом, $z = 1/p$ есть решение уравнения $f(z) = 1$, где $f(z)$ есть производящая функция $f(z) = Mz^{\xi_1}$. Так как $f(z)$ всегда выпукла (см. гл. 7), то это уравнение имеет не более двух корней: один из них $z = 1$, другой корень $z > 1$ возможен лишь в случае $M\xi_1 < 0$. Итак, в случае $M\xi_1 < 0$ число $p < 1$ есть единственное решение уравнения $1 = f(p^{-1})$.

Оказывается, для блужданий, непрерывных сверху, могут быть найдены и многие другие явные формулы. Очевидно, что в этом случае последовательность $\{S_n\}$ не может «перескочить» ни один целочисленный уровень $x > 0$: если $S_n > x$, то обязательно найдется $k \leq n$ такое, что $S_k = x$.

Задача, которая нас интересует, по-прежнему состоит в отыскании распределения максимума $\bar{S}_n = \max(0, S_1, \dots, S_n)$, знание которого, как уже отмечалось, бывает важным для многих задач математической статистики, теории массового обслуживания и др. Отметим, что найти распределение $\bar{S}_n$ — это то же самое, что найти распределение

$$\eta(x) = \min\{k: S_k \geq x\}, \quad \eta(0) = 0,$$

так как

$$\{\bar{S}_n < x\} = \{\eta(x) > n\}. \quad (17)$$

Здесь мы считаем $\eta(x) = \infty$, если $S < x$.

Тождество § 7 дает двойное преобразование над распределением $\bar{S}_n$. Исследования этого тождества показывают, что само распределение $\bar{S}_n$ (или $\eta(x)$), как правило, в явном виде через распределение ξ_k не выражается. Однако для дискретных блужданий, непрерывных сверху, оказывается, имеют место замечательные «двойственные» соотношения, которые мы сейчас с помощью тождества Поллачека — Спитцера докажем.

Теорема 7. Если ξ_k целочисленны, то условие $P(\xi_k \geq 2) = 0$ является необходимым и достаточным для того, чтобы

$$nP(\eta(x) = n) = xP(S_n = x), \quad x \geq 1. \quad (18)$$

С помощью тождества Вальда нетрудно убедиться также, что если существует $M\xi_1 = a > 0$, то блуждание $\{S_n\}$ будет непрерывным сверху тогда и только тогда, когда $M\eta(x) = x/a$.

Доказательство. Обозначим

$$p_x = P(\eta(x) = \infty) = P(S < x), \quad p_{x,n} = P(\eta(x) = n),$$

$$q_{x,n} = P(\eta(x) > n) = \sum_{k=n+1}^{\infty} p_{x,k} + p_x.$$

Так как для каждого $0 \leq y \leq x$

$$\{\eta(x) = n\} \subset \bigcup_{k=0}^n \{\eta(y) = k\},$$

то, используя непрерывность сверху, можно написать по формуле полной вероятности

$$p_{x,n} = \sum_{k=0}^n p_{y,k} p_{x-y,n-k},$$

где $p_{0,0} = 1$, $p_{y,0} = 0$ при $y > 0$. Следовательно, при $|z| \leq 1$ по правилу свертки

$$p_x(z) = M(z^{\eta(x)}; \eta(x) < \infty) = \sum_{k=0}^{\infty} p_{x,n} z^n = p_y(z) p_{x-y}(z).$$

Полагая $y = 1$, $p_1(z) = p(z)$, получим

$$p_x(z) = p(z) p_{x-1}(z) = p^x(z), \quad x \geq 0.$$

Отсюда можно легко найти производящую функцию последовательности $q_{x,n}$:

$$\begin{aligned} q_x(z) &= \sum_{n=0}^{\infty} z^n \left(p_x + \sum_{k=n+1}^{\infty} p_{x,k} \right) = \frac{p_x}{1-z} + \sum_{n=1}^{\infty} p_{x,n} \sum_{k=0}^{n-1} z^k = \\ &= \frac{p_x}{1-z} + \sum_{n=0}^{\infty} p_{x,n} \frac{1-z^n}{1-z} = \frac{p_x}{1-z} + \frac{p_x(1) - p_x(z)}{1-z} = \frac{1 - p_x(z)}{1-z}. \end{aligned}$$

Заметим, что здесь число $p_x(1) = P(\eta(x) < \infty) = P(S \geq x)$ может быть и меньшим, чем 1. Используя (17), получим

$$P(\bar{S}_n = x) = P(\eta(x+1) > n) - P(\eta(x) > n),$$

$$\sum_{n=0}^{\infty} z^n P(\bar{S}_n = x) = \frac{(1 - p^{x+1}(z)) - (1 - p^x(z))}{1-z} = \frac{p^x(z)(1 - p(z))}{1-z}.$$

Наконец, пользуясь абсолютной сходимостью фигурирующих ниже рядов, находим при $|v| < 1$, $|z| < 1$

$$\sum_{n=0}^{\infty} z^n M v^{\bar{S}_n} = \sum_{x=0}^{\infty} v^x \sum_{n=0}^{\infty} z^n P(\bar{S}_n = x) = \frac{1 - p(z)}{(1-z)(1 - vp(z))}.$$

Обращаясь теперь к формуле Поллачека — Спитцера, можно записать, что

$$\sum_{n=1}^{\infty} \frac{z^n}{n} M v^{\max(0, S_n)} = \ln \frac{1-p(z)}{1-z} - \ln(1-vp(z)) = \\ = \ln \frac{1-p(z)}{1-z} + \sum_{x=1}^{\infty} \frac{(vp(z))^x}{x}.$$

Сравнивая здесь коэффициенты при v^x , $x \geq 1$, получим

$$\sum_{n=1}^{\infty} \frac{z^n}{n} P(S_n = x) = \frac{p^x(z)}{x}, \quad x \geq 1. \quad (19)$$

Учитывая, что $p^x(z) = p_x(z)$ и сравнивая в (19) коэффициенты при z^n , $n \geq 1$, получим

$$\frac{1}{n} P(S_n = x) = \frac{1}{x} P(\eta_x = n), \quad x \geq 1, \quad n \geq 1.$$

Достаточность утверждения теоремы доказана.

Читателю предлагается проверить, что имеет место также равенство

$$f_x(z) = p^x(z) f_0(z),$$

где $f_x(z) = \sum_{n=0}^{\infty} z^n P(S_n = x)$, и что $p(z)$ при $|z| \leq 1$ является единственным в области $|p| \leq 1$ корнем уравнения $z M p^{-\xi_1} = 1$.

Докажем теперь необходимость условия $P(\xi_k \geq 2) = 0$. Обозначим $f_k = P(\xi_1 = k)$. Тогда в силу (18)

$$x f_x = p_{x,1} = \sum_{k=x}^{\infty} f_k.$$

Полагая $f(v) = \sum_{x=1}^{\infty} v^x f_x$, получим отсюда

$$\sum_{x=1}^{\infty} x v^x f_x = v f'(v) = \sum_{x=1}^{\infty} v^x \sum_{k=x}^{\infty} f_k = \sum_{k=1}^{\infty} f_k \frac{v(v^k - 1)}{v - 1} = \frac{v(1 - f(v))}{1 - v}.$$

Мы получили относительно $f(v)$ уравнение

$$f'(v) = \frac{1 - f(v)}{1 - v}.$$

Сделав замену $y = 1 - f$, придем к уравнению $y' = -\frac{y}{1 - v}$, из которого находим $\ln y = \ln(1 - v) + c$, $f(v) = 1 - y = 1 - c(1 - v)$.

Но это означает, что $f_k = 0$ при $k \geq 2$. ◀

Пользуясь полученными формулами, можно, например, найти в примере 4.8 распределение для времени разорения игрока при игре с бесконечно богатым противником (суммарный капитал равен ∞). Если начальный капитал первого игрока равен z , то для времени его разорения $\eta(z)$ получим

$$P(\eta(z) = n) = \frac{z}{n} P(S_n = z),$$

где $S_n = \sum_{j=1}^n \xi_j$; $P(\xi_j = 1) = q$, $P(\xi_j = -1) = p$ (p есть вероятность выигрыша первого игрока в одной партии). Следовательно, если n и z вместе либо четны, либо нечетны, то

$$P(\eta(z) = n) = \frac{z}{n} \binom{n-z}{2} q^{\frac{n+z}{2}} p^{\frac{n-z}{2}} \quad (20)$$

и $P(\eta(z) = n) = 0$ в противном случае.

Представляет интерес вопрос, как быстро убывает $P(\eta(z) > n)$ с ростом n в случае, когда игрок с вероятностью 1 разорится, т. е. когда $P(\eta(z) < \infty) = 1$. Как мы уже знаем, это будет тогда и только тогда, когда $p \leq q$. (Такое утверждение будет следовать так же и из рассмотренных § 12.3).

Применяя формулу Стирлинга так же, как это делалось в локальной предельной теореме для схемы Бернулли, из (20) уже нетрудно получить, что при каждом фиксированном z при $n \rightarrow \infty$ (n и z одной четности) и $p \leq q$

$$P(\eta(z) = n) \sim \frac{z}{n^{3/2}} \sqrt{\frac{2}{\pi}} (4pq)^{\frac{n}{2}} \left(\frac{q}{p}\right)^{\frac{z}{2}};$$

$$P(\eta(z) \geq n) \sim \frac{z}{n^{3/2} (q-p)^2} \sqrt{\frac{2}{\pi}} (4pq)^{\frac{n}{2}} \left(\frac{q}{p}\right)^{\frac{z}{2}} \quad \text{при } p < q$$

и

$$P(\eta(z) \geq n) \sim z \sqrt{\frac{2}{\pi n}} \quad \text{при } p = q.$$

Формулу (18) при $P(S_n = x) > 0$ можно переписать также в виде

$$P(\eta(x) = n/S_n = x) = x/n, \quad (21)$$

обозначающем, что среди траекторий $\{S_k\}$, $k = 0, 1, \dots, n$, со свойством $S_n = x$ доля тех, которые имеют абсолютный максимум в последний момент, составляет x/n независимо от характера распределения ξ_k (при условии $P(\xi_k \geq 2) = 0$). В таком виде теорема 7 приобретает комбинаторный характер и может быть доказана комбинаторным путем.

Действительно, пусть ξ и a означают, соответственно, векторы $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)$, $a = (a_1, \dots, a_n)$, V_x — совокупность разных векторов a со свойством $\sum_1^n a_k = x$, V_x^0 — совокупность векторов a из V_x , отличающихся составом координат. Тогда

$$P(S_n = x) = \sum_{a \in V_x} P(\xi = a) = \sum_{a \in V_x^0} c_{x,n}(a) P(\xi = a),$$

где $c_{x,n}(a)$ — соответствующие целочисленные коэффициенты. Далее

$$P(\eta(x) = n) = \sum_{a \in V_x} P(\xi = a) P(\eta(x) = n/\xi = a) = \sum_{a \in V_x^0} b_{x,n}(a) P(\xi = a), \quad (22)$$

где $P(\eta(x) = n/\xi = a)$ равны 1 или 0, так что $b_{x,n}(a)/c_{x,n}(a)$ есть доля таких вероятностей, равных 1. Достаточно показать, что эта доля равна x/n .

Мы убедимся в этом не только для каждого $a \in V_x^0$, а более того, для каждого подкласса C_a векторов из V_x , отличающихся от $a \in V_x$ сдвигом координат:

$$T^l a \in C_a, \quad l = 0, \dots, n-1,$$

где $T^l a = (a_{l+1}, \dots, a_n, a_{n+1}, \dots, a_{n+l})$, $a_{n+j} = a_j$ (каждому $a \in V_x^0$ в сумме (22) отвечает более широкий класс, распадающийся на подклассы вида C_a).

Итак, установим, что

$$P(\eta(x) = n/\xi = T^l a) = 1 \quad (23)$$

для x индексов l из n возможных.

Обозначим

$$S_k^l = a_{l+1} + \dots + a_{l+k}, \quad \eta^l(x) = \min\{j: S_j^l = x\}, \quad m = \min\{j: S_j^l = \max_k S_k^l\}.$$

Траектория $\{S_k^m\}$, $k = 1, \dots, n$, распадается на x «лестничных моментов» (точек возрастания сумм S_k^m): j -й «лестничный момент» равен $\eta^m(j)$. Очевидно, что $\eta^l(x) = n$, если $l = m, m + \eta^m(1), \dots, m + \eta^m(x) = m + n$, и что $\eta^l(x) < n$ для других l . Отсюда следует (23) и вместе с этим равенства

$$b_{x,n}(a)/c_{x,n}(a) = x/n,$$

$$P(\eta(x) = n) = \frac{x}{n} \sum_{a \in V_x^0} c_{x,n}(a) P(\xi = a) = \frac{x}{n} P(S_n = x). \quad \triangleleft$$

Если $P(\xi_h \geq 2) > 0$, то из приведенных рассуждений видно, что в этом случае число «лестничных моментов» траектории $\{S_k^m\}$ будет $\leq x$, а для некоторых траекторий, имеющих положительную вероятность, будет строго меньше x . Это означает, что в сумме (22) выполняется $b_{x,n}(a)/c_{x,n}(a) \leq x$, а для некоторых a это неравенство будет строгим. Следовательно в случае $P(\xi_h \geq 2) > 0$

$$P(\eta(x) = n) < \frac{x}{n} P(S_n = x).$$

Отсюда следует необходимость в утверждении теоремы 7. $\triangleleft$

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ЗАВИСИМЫХ ИСПЫТАНИЙ. ДИСКРЕТНЫЕ ЦЕПИ МАРКОВА

§ 1. Определения и примеры. Классификация состояний

До сих пор мы изучали последовательности независимых испытаний. Рассмотрим теперь простейший вариант последовательности зависимых испытаний.

Пусть G есть некоторый эксперимент, который имеет конечное или счетное множество исходов $\{E_1, E_2, \dots\}$. Предположим, что мы неограниченно повторяем эксперимент G . Номер исхода n -го эксперимента обозначим X_n .

Вообще говоря, вероятности различных значений E_{X_n} могут зависеть от того, какие события появились на предыдущих $n-1$ испытаниях. Если же эта вероятность при фиксированном исходе $E_{X_{n-1}}$ испытания с номером $n-1$ не зависит от исходов остальных $n-2$ испытаний, то эта последовательность испытаний образует цепь Маркова.

Чтобы дать точное определение цепи Маркова, рассмотрим последовательность целочисленных случайных величин $\{X_n\}_{n=0}^{\infty}$. Если в n -м испытании реализовалось событие E_j , то мы будем считать, что $X_n = j$.

Определение 1. Последовательность $\{X_n\}_0^{\infty}$ образует цепь Маркова, если

$$\begin{aligned} P(X_n = j / X_0 = k_0, X_1 = k_1, \dots, X_{n-2} = k_{n-2}, X_{n-1} = i) = \\ = P(X_n = j / X_{n-1} = i) = p_{ij}^{(n)}. \quad (1) \end{aligned}$$

Таким образом, цепь Маркова можно представить себе как некоторую систему с возможными состояниями $\{E_1, E_2, \dots\}$. Задается некоторое «начальное» распределение величины X_0 :

$$P(X_0 = j) = p_j^0, \quad \sum p_j^0 = 1;$$

затем в целочисленные моменты времени система меняет свое состояние, при этом вероятность в момент времени n попасть в состояние E_j , если известна вся предыстория системы, зависит только от того, в каком состоянии находилась система в момент $n-1$. Это свойство кратко можно было бы охарактеризовать так: при фиксированном настоящем будущее не зависит от прошлого.

Например, ветвящийся процесс $\{\xi_n\}$, описанный в § 7.8, где ξ_n есть количество частиц в n -м поколении, представляет собой цепь Маркова с возможными состояниями $\{0, 1, 2, \dots\}$.

В терминах условных математических ожиданий или условных вероятностей (см. § 4.8) *свойство марковости* (так будем называть свойство (1)) можно записать также в виде

$$P(X_n = j/\sigma(X_0, \dots, X_{n-1})) = P(X_n = j/\sigma(X_{n-1})),$$

где $\sigma(\cdot)$ есть σ -алгебра, порожденная случайными величинами, стоящими в аргументе, или, проще,

$$P(X_n = j/X_0, \dots, X_{n-1}) = P(X_n = j/X_{n-1}).$$

Такое определение немедленно допускает обобщение на цепи Маркова, множество состояний которой есть произвольное измеримое подмножество прямой.

Определение 2. Марковская цепь $\{X_n\}_{n=0}^{\infty}$ называется *однородной*, если вероятности $p_{ij}^{(n)}$ не зависят от n .

Вопрос существования последовательности $\{X_n\}_{n=0}^{\infty}$, представляющей собой цепь Маркова с данными вероятностями перехода $p_{ij}^{(n)}$ ($p_{ij}^{(n)} \geq 0$, $\sum_j p_{ij}^{(n)} = 1$) и заданным «начальным» распределением $\{p_k^0\}$ значения X_0 , решается, как и в независимом случае, с помощью теоремы Колмогорова (см. Приложение 2) и задания согласованных совместных распределений равенствами

$$P(X_0 = k_0, X_1 = k_1, \dots, X_n = k_n) = p_{k_0 k_1}^{(1)} p_{k_1 k_2}^{(2)} \dots p_{k_{n-1} k_n}^{(n)},$$

которые, как легко видеть, удовлетворяют марковскому свойству (1).

Рассмотрим несколько примеров.

Пример 1. Блуждания с поглощением и с отражением. Пусть $a > 1$ — целое число. Рассмотрим блуждание частицы по целым точкам между 0 и a . Если $0 < k < a$, то из точки k с вероятностями $1/2$ частица переходит в $k-1$ или $k+1$. Если k равно 0 или a , то частица остается в точке k с вероятностью 1. Это так называемое блуждание с *поглощением*. Если X_n — случайная величина, равная координате частицы в момент n , то последовательность $\{X_n\}$ образует цепь Маркова, так как условное распределение случайной величины X_n зависит только от значения X_{n-1} . Легко видеть, что эта цепь однородна.

Таким блужданием можно описывать безобидную игру (см. пример 4.8) в том случае, когда суммарный капитал обоих игроков равен a . Попадание в точку a будет означать разорение второго игрока.

Если же частица из точки 0 с вероятностью 1 переходит в точку 1, а из точки a с вероятностью 1 в точку $a-1$, то получим блуждание с *отражением*. Ясно, что и в этом случае положения частицы X_n будут связаны в однородную цепь Маркова.

Пример 2. Пусть $\{\xi_k\}_{k=0}^{\infty}$ — последовательность независимых целочисленных случайных величин и $d > 0$ — целое число.

Случайные величины $X_n = \sum_{k=0}^n \xi_k \pmod{d}$, полученные сложением ξ_k по модулю d ($X_n = \sum_{k=0}^n \xi_k - jd$, где j таково, что $0 \leq X_n < d$), образуют цепь Маркова. Действительно, $X_n = X_{n-1} + \xi_n \pmod{d}$, поэтому условное относительно $X_1, X_2, \dots, X_{n-1}$ распределение X_n зависит только от значения X_{n-1} .

Если к тому же $\{\xi_k\}$ одинаково распределены, то эта цепь будет однородной.

Разумеется, все сказанное останется справедливым и при $d = \infty$, т. е. для обычного сложения. Только в этом случае множество возможных состояний системы будет бесконечным.

Из определения однородной цепи Маркова следует, что для нее вероятности $p_{ij}^{(n)}$ перехода из состояния E_i в E_j на n -м шаге не зависят от n . Обозначим эти вероятности p_{ij} . Они образуют матрицу $P = \|p_{ij}\|$ со свойствами:

$$p_{ij} \geq 0, \quad \sum_j p_{ij} = 1.$$

Второе свойство есть следствие того, что из состояния E_i система с вероятностью 1 попадает в одно из состояний $E_1, E_2, \dots$

Матрицы с указанными двумя свойствами называются *стохастическими*.

Матрица P полностью описывает изменение состояния системы за один шаг. Рассмотрим теперь изменение состояния системы за k шагов. Введем обозначение $p_{ij}(k) = P(X_k = j / X_0 = i)$. При $k > 1$ по формуле полной вероятности получаем

$$p_{ij}(k) = \sum_s P(X_{k-1} = s / X_0 = i) p_{sj} = \sum_s p_{is}(k-1) p_{sj}.$$

Суммирование здесь ведется по всем состояниям. Если обозначить $P(k) = \|p_{ij}(k)\|$ матрицу, образованную вероятностями $p_{ij}(k)$, то написанное выше равенство будет означать, что $P(k) = P(k-1)P$ или, что то же, $P(k) = P^k$. Таким образом, матрица P однозначно определяет переходные вероятности за любое число шагов. (Здесь следует добавить, что для однородной цепи

$$P(X_{n+k} = j / X_n = i) = P(X_k = j / X_0 = i) = p_{ij}(k).)$$

Из сказанного видно, что «распределение» цепи будет полностью определяться заданием матрицы P и начального распределения $p_k^0 = P(X_0 = k)$.

Предоставляем читателю в качестве упражнения проверить, что для любых $k \geq 1$ и множеств $B_1, \dots, B_{n-k}$

$$P(X_n = j / X_{n-k} = i; X_{n-k-1} \in B_1, \dots, X_0 \in B_{n-k}) = p_{ij}(k).$$

Для доказательства этого соотношения можно сначала проверить его при $k=1$, а затем воспользоваться индукцией.

Последовательность независимых целочисленных одинаково распределенных случайных величин X_n очевидно образует цепь Маркова, для которой $p_{ij} = p_j = P(X_n = j)$. Здесь $P(k) = P^k = P$.

Классификация состояний *).

Определение 3.

К1. Состояние E_i называется *несущественным*, если существуют такое состояние E_j и целое число $t_0 > 0$, что $p_{ij}(t_0) > 0$, $p_{ji}(t) = 0$ для любого целого t .

В противном случае E_i называется *существенным* состоянием.

К2. Существенные состояния E_i и E_j называются *сообщающимися*, если существуют такие целые числа $t > 0$ и $s > 0$, что $p_{ji}(t) > 0$ и $p_{ij}(s) > 0$.

Пример 3. Пусть система может находиться в одном из четырех состояний $\{E_1, E_2, E_3, E_4\}$ с матрицей

$$P = \begin{pmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/2 & 0 & 0 & 1/2 \\ 0 & 0 & 1/2 & 1/2 \\ 0 & 0 & 1/2 & 1/2 \end{pmatrix}$$

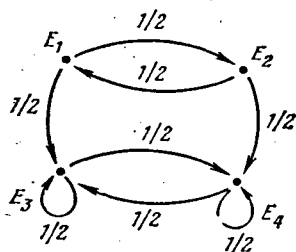


Рис. 9

(на рис. 9 состояния обозначены точками, переходы из состояний в состояния — стрелками, числа на стрелках означают соответствующие вероятности). В этой цепи состояния E_1 и E_2 несущественны, а E_3 и E_4 являются существенными сообщающимися состояниями.

В примере 1, описывающем блуждание с поглощением, состояния $1, 2, \dots, a-1$ будут несущественными. Состояния 0 и a существенны, но не сообщающиеся (их естественно называть поглощающими). В блуждании с отражением все состояния существенны и сообщающиеся.

Пусть $\{X_n\}_{n=0}^{\infty}$ — однородная цепь Маркова. Выделим класс S^0 всех несущественных состояний. Пусть теперь E_i — какое-нибудь существенное состояние. Обозначим S_{E_i} класс состояний, включающий в себя E_i и все состояния, с ним сообщающиеся. Если $E_j \in S_{E_i}$, то E_j существенно, сообщается с E_i и $E_i \in S_{E_j}$. Следовательно, $S_{E_i} = S_{E_j}$. Таким образом, все множество существенных состояний разбивается на непересекающиеся классы сообщающихся состояний, которые будем обозначать $S^1, S^2, \dots$.

*) Здесь и в § 2 будем следовать в основном работе А. Н. Колмогорова [9].

Определение 4. Если класс S_{E_i} состоит из одного состояния E_i , то это состояние называется *поглощающим*.

Ясно, что если система попала в существенное состояние E_i , то она уже никогда не выйдет из класса S_{E_i} .

Определение 5. Цепи Маркова, состоящие из одного класса существенных сообщающихся состояний, называются *неразложимыми*. Если цепь содержит более одного класса, то она называется *разложимой*.

Если состояния переименовать так, чтобы сначала шли состояния из S^0 , затем из S^1 и т. д., то матрица переходных вероятностей будет иметь вид (см. рис. 10). Здесь подматрицы,

	S^0	S^1	S^2			
S^0						
S^1	0		0	0	0	0
S^2	0	0		0	0	0

Рис. 10

заштрихованные в клеточку, являются стохастическими. Каждая из них соответствует некоторой неразложимой цепи. Подматрицы, отмеченные нулями, содержат один нуль.

Одним из основных объектов изучения здесь являются *неразложимые цепи Маркова*. Ими и займемся.

Введем следующие обозначения:

$$f_j(n) = P(X_n = j, X_{n-1} \neq j, \dots, X_1 \neq j | X_0 = j),$$

$$F_j = \sum_{n=1}^{\infty} f_j(n);$$

$f_j(n)$ есть вероятность того, что система, выйдя из j -го состояния, впервые вернется в него через n шагов. Вероятность того, что система, выйдя из j -го состояния, вновь когда-нибудь вернется в него, равна F_j .

Определение 6.

К3. Состояние E_j называется *возвратным*, если $F_j = 1$, и *невозвратным*, если $F_j < 1$.

К4. Состояние E_j называется *нулевым*, если $p_{jj}(n) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$, и *ненулевым* в противном случае.

К5. Состояние E_j называется *периодическим* с периодом d_j , если возвращение с положительной вероятностью в E_j возмож-

но только за число шагов, кратное $d_j > 1$, и d_j есть наибольшее число, обладающее этим свойством.

Другими словами, d_j есть общий наибольший делитель (о. п. д.) множества чисел $\{n: f_j(n) > 0\}$. Заметим, что из этого множества можно всегда выбрать конечное подмножество $\{n_1, \dots, n_k\}$ такое, что d_j есть наибольший общий делитель этих чисел. Ясно также, что $p_{jj}(n) = f_j(n) = 0$, если $n \not\equiv 0 \pmod{d_j}$.

Пример 4. Рассмотрим блуждание частицы по целым точкам на вещественной прямой, задаваемое следующим образом: частица либо с вероятностью $1/2$ сдвигается на единицу вправо, либо с той же вероятностью остается на месте. Здесь $f_j(1) = 1/2$, а для $n > 1$ $f_j(n) = 0$ для любой точки j . Поэтому $P_j < 1$ и все состояния невозвратны. Легко видеть, что $p_{jj}(n) = 1/2^n \rightarrow 0$, поэтому все состояния нулевые.

Если же точка с вероятностью $1/2$ смещается вправо и с той же вероятностью влево, то мы получим цепь с периодом 2, так как вернуться в любое фиксированное состояние можно лишь за четное число шагов.

§ 2. Необходимые и достаточные условия возвратности состояний. Теорема об однотипности состояний неразложимой цепи, структура цепи в периодическом случае

Напомним, что производящей функцией последовательности $\{a_n\}_{n=0}^{\infty}$ называется функция

$$a(z) = \sum_{n=0}^{\infty} a_n z^n,$$

где z — комплексное число. Если последовательность $\{a_n\}$ ограничена, то этот ряд сходится при $|z| < 1$.

Теорема 1. *Состояние E_j возвратно тогда и только тогда, когда $P_j = \sum_{n=1}^{\infty} p_{jj}(n) = \infty$. Для невозвратного E_j*

$$F_j = \frac{P_j}{1 + P_j}. \quad (2)$$

Утверждение этой теоремы есть своего рода распространение леммы Бореля—Капелли на случай зависимых событий $A_n = \{X_n = j\}$. События A_n происходят с вероятностью 1 бесконечное число раз тогда и только тогда, когда $\sum_1^{\infty} P(A_n) = P_j = \infty$.

Доказательство. По формуле полной вероятности имеем $p_{jj}(n) = f_j(1)p_{jj}(n-1) + f_j(2)p_{jj}(n-2) + \dots$
 $\dots + f_j(n-1)p_{jj}(1) + f_j(n) \cdot 1.$

Введем производящие функции последовательностей $p_{jj}(n)$ и $\{f_j(n)\}$:

$$P_j(z) = \sum_{n=1}^{\infty} p_{jj}(n) z^n, \quad F_j(z) = \sum_{n=1}^{\infty} f_j(n) z^n.$$

Оба ряда сходятся внутри единичного круга и являются там аналитическими функциями. Выписанная выше формула для $p_{jj}(n)$ после умножения обеих частей на z^n и суммирования по n приводят к равенству

$$P_j(z) = z f_j(1) (1 + P_j(z)) + z^2 f_j(2) (1 + P_j(z)) + \dots = \\ = (1 + P_j(z)) F_j(z).$$

Таким образом,

$$F_j(z) = \frac{P_j(z)}{1 + P_j(z)}, \quad P_j(z) = \frac{F_j(z)}{1 - F_j(z)}.$$

Пусть $P_j = \infty$. Тогда $P_j(z) \rightarrow \infty$ при $z \uparrow 1$ и, стало быть, $F_j(z) \rightarrow 1$. Из того, что $F_j(z) < F_j$ для вещественных $z < 1$, получаем, что $F_j = 1$.

Пусть теперь $F_j = 1$. Тогда $F_j(z) \rightarrow 1$ при $z \uparrow 1$, а поэтому $P_j(z) \rightarrow \infty$. Значит, $P_j = \infty$. Если $P_j < \infty$, то при $z = 1$ получаем равенство (2). ◀

Число $P_j = \sum_{n=1}^{\infty} p_{jj}(n)$ можно интерпретировать как среднее число попаданий в состояние E_j , если начальным состоянием тоже было E_j . Это следует из того, что число возвращений в E_j можно представить в виде $\sum_{n=1}^{\infty} I(X_n = j)$ (здесь, как и прежде, $I(A)$ — индикатор события A). Поэтому математическое ожидание числа возвращений равно

$$M \sum_{n=1}^{\infty} I(X_n = j) = \sum_{n=1}^{\infty} M I(X_n = j) = \sum_{n=1}^{\infty} p_{jj}(n) = P_j.$$

Из теоремы 1 вытекает

Следствие 1. *Невозвратное состояние всегда является нулевым.*

Это очевидно, поскольку из сходимости ряда $\sum p_{jj}(n) < \infty$ следует $p_{jj}(n) \rightarrow 0$.

Таким образом, на основании определений КЗ—К5 мы могли бы выделить в неразложимой цепи 8 возможных типов состояний (каждый из трех признаков может быть или не быть). Но на самом деле их оказывается меньше, так как невозвратные состояния автоматически являются нулевыми, а ненулевые — возвратными. Поэтому возможны лишь 6 типов состояний, которые порождаются

1) Классификацией по асимптотическим свойствам вероятностей $p_{ij}(n)$ (невозвратные состояния, возвратные нулевые, ненулевые).

2) Классификацией по арифметическим свойствам вероятностей $p_{ij}(n)$ или $f_j(n)$ (периодичность и непериодичность).

Теорема 2 (теорема солидарности). В неразложимой цепи Маркова все состояния принадлежат одному типу: если хоть одно возвратно, то и все возвратны; если хоть одно нулевое, то и все нулевые; если хоть одно периодически с периодом d , то и все периодически с периодом d .

Доказательство. Пусть E_k и E_j — два различных состояния. Существуют числа N и M такие, что

$$p_{kj}(N) > 0, \quad p_{jk}(M) > 0.$$

Из формулы полной вероятности

$$p_{hk}(N + M + n) = \sum_{l,s} p_{hl}(N) p_{ls}(n) p_{sh}(M)$$

следует неравенство

$$p_{hk}(N + M + n) \geq p_{kj}(N) p_{jj}(n) p_{jk}(M) = \alpha \beta p_{jj}(n).$$

Здесь $n > 0$ — произвольное целое число, $\alpha = p_{kj}(N) > 0$, $\beta = p_{jk}(M) > 0$. Точно так же можно получить неравенство

$$p_{jj}(N + M + n) \geq \alpha \beta p_{hk}(n).$$

Следовательно,

$$\frac{1}{\alpha \beta} p_{hk}(n + M + N) \geq p_{jj}(n) \geq \alpha \beta p_{hk}(n - M - N). \quad (3)$$

Из этих неравенств видно, что асимптотические свойства у $p_{hk}(n)$ и $p_{jj}(n)$ одинаковы. Если E_k — нулевое, т. е. $p_{hk}(n) \rightarrow 0$, то и $p_{jj}(n) \rightarrow 0$. Если E_k — возвратное или, что то же, $P_k = \sum_{n=1}^{\infty} p_{hk}(n) = \infty$, то

$$\sum_{n=M+N+1}^{\infty} p_{jj}(n) \geq \alpha \beta \sum_{n=M+N+1}^{\infty} p_{hk}(n - M - N) = \infty$$

и, значит, E_j — тоже возвратное.

Предположим теперь, что E_k — периодическое состояние с периодом d_k . Если $p_{hk}(n) > 0$, то d_k делит n . Обозначать этот факт будем символом d_k/n . Так как

$$p_{hk}(M + N) \geq \alpha \beta > 0, \text{ то } d_k/(M + N).$$

Покажем, что состояние E_j тоже периодическое и период его d_j равен d_k . Действительно, если $p_{jj}(n) > 0$ для некоторого n , то в силу (3) $p_{hk}(n + M + N) > 0$. Следовательно, $d_k/(n + M + N)$, а из того, что $d_k/(M + N)$, мы получаем d_k/n и, следовательно, $d_k \leq d_j$. Теперь аналогичным способом можно доказать, что $d_j \leq d_k$. Таким образом, $d_j = d_k$. ◀

Если состояния неразложимой цепи Маркова — периодические с периодом $d > 1$, то цепь называется *периодической*.

Покажем теперь, что изучение периодических цепей в значительной мере может быть сведено к изучению непериодических. Для этого нам понадобится

Теорема 3. Если цепь Маркова — периодическая с периодом d , то множество состояний разбивается на d подклассов $\Psi_0, \Psi_1, \dots, \Psi_{d-1}$ таких, что с вероятностью 1 за один шаг система из класса Ψ_k переходит в класс Ψ_{k+1} , из класса Ψ_{d-1} система переходит в Ψ_0 .

Доказательство. Выберем какое-нибудь состояние, например, E_1 . С помощью этого состояния построим подклассы $\Psi_0, \dots, \Psi_{d-1}$ следующим образом: $E_i \in \Psi_\alpha$, $0 \leq \alpha \leq d-1$, если существует целое число $k > 0$ такое, что $p_{i1}(kd + \alpha) > 0$.

Покажем, что никакое состояние не может принадлежать сразу двум подклассам. Для этого достаточно доказать следующее утверждение: если $E_i \in \Psi_\alpha$ и для некоторого s $p_{i1}(s) > 0$, то $s \equiv \alpha \pmod{d}$.

Действительно, существует число $t_1 > 0$, для которого $p_{i1}(t_1) > 0$. Тогда в силу определения Ψ_α имеем $p_{i1}(kd + \alpha + t_1) > 0$. Кроме того, $p_{i1}(s + t_1) > 0$. Следовательно, $d/(kd + \alpha + t_1)$ и $d/(s + t_1)$. Это влечет за собой $\alpha \equiv s \pmod{d}$.

Так как из состояния E_1 можно с положительной вероятностью попасть в любое состояние E_i , то $\bigcup_{\alpha} \Psi_\alpha$ содержит все мно-

жество состояний.

Докажем теперь, что система из Ψ_α за 1 шаг с вероятностью 1 переходит в $\Psi_{\alpha+1}$ ($\alpha+1$ понимается по mod d).

Для этого надо показать, что для $E_i \in \Psi_\alpha$

	Ψ_0	Ψ_1	...	Ψ_{d-1}
Ψ_0	0		0	0
Ψ_1	0	0		0
	0	0	0	
Ψ_{d-1}		0	0	0

Рис. 11

$$\sum_{E_j \in \Psi_{\alpha+1}} p_{ij} = 1.$$

Для этого в свою очередь достаточно показать, что $p_{ij} = 0$, если $E_i \in \Psi_\alpha$, $E_j \notin \Psi_{\alpha+1}$. Если допустить противное, то, учитывая неравенство $p_{i1}(kd + \alpha) > 0$, получим $p_{i1}(kd + \alpha + 1) > 0$, и, следовательно,

$E_j \in \Psi_{\alpha+1}$. Полученное противоречие заканчивает доказательство теоремы. ◀

Из доказанной теоремы видно, что матрица периодической цепи будет иметь вид (рис. 11), где отличны от нуля лишь элементы заштрихованных клеток.

Из периодической цепи Маркова с периодом d можно образовать d новых цепей Маркова. Состояниями α -й цепи будут со-

стояния из подкласса Ψ_α . Вероятности перехода задаются равенствами

$$p_{ij}^\alpha = p_{ij}(d).$$

В силу только что доказанной теоремы $\sum_{Ej \in \Psi_\alpha} p_{ij}^\alpha = 1$. Новая цепь, к которой в известном смысле сводится изучение исходной, уже не будет иметь подклассов.

§ 3. Теоремы о случайных блужданиях по решетке

1. Случайное блуждание по целым точкам на прямой. Представим себе частицу, которая движется по целым точкам на прямой. Перемещение из одной точки в другую происходит через равные промежутки времени. За один шаг частица из точки k с положительной вероятностью p перемещается в точку $k+1$ и с положительной вероятностью $q=1-p$ перемещается в точку $k-1$. Как уже отмечалось, описанной физической системе соответствует цепь Маркова

$$X_n = X_{n-1} + \xi_n = X_0 + S_n,$$

где ξ_n принимает значения 1 и -1 с вероятностями p и q ,

$S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k$. Состояниями здесь служат целые точки на прямой.

Легко видеть, что вернуться в какую-либо точку с положительной вероятностью можно только за четное число шагов. При этом $f_0(2) = 2pq > 0$. Поэтому это периодическая цепь с периодом 2.

Исследуем теперь, когда случайное блуждание образует возвратную цепь. Имеет место следующая

Теорема 4. *Описанное случайное блуждание образует возвратную цепь Маркова тогда и только тогда, когда $p = q = 1/2$.*

Доказательство. Так как $0 < p < 1$, то блуждание представляет собой неразложимую цепь Маркова. Поэтому в силу теоремы 2 достаточно изучить тип одной точки, например, нуля.

Воспользуемся теоремой 1. Для этого надо исследовать сходимость ряда $\sum_{n=1}^{\infty} p_{00}(n)$. Так как цепь — периодическая с периодом 2, то $p_{00}(2k+1) = 0$. Остается подсчитать $\sum_{k=1}^{\infty} p_{00}(2k)$. Сумма

S_n есть координата блуждающей частицы ($X_0 = 0$) после n шагов. Поэтому $p_{00}(2k) = P(S_{2k} = 0)$. Чтобы $S_{2k} = 0$, необходимо, чтобы k суммируемых случайных величин равнялись 1, а оставшиеся k случайных величины равнялись -1 (k шагов вправо

и k шагов влево). Поэтому по теореме 2 гл. 5

$$P(S_{2k} = 0) \sim \frac{1}{\sqrt{\pi k}} e^{-2k\Pi(1/2)} = \frac{1}{\sqrt{\pi k}} (4pq)^k.$$

Выясним поведение функции $\phi(p) = 4pq = 4p(1-p)$ на отрезке $[0, 1]$. В точке $p = 1/2$ функция $\phi(p)$ достигает единственного экстремума, а $\phi(1/2) = 1$. Во всех остальных точках отрезка $[0, 1]$ $\phi(p) < 1$. Значит, $4pq < 1$ для $p \neq 1/2$, а это влечет за собой сходимость ряда $\sum_{k=1}^{\infty} p_{00}(2k)$ и невозвратность цепи. Если

же $p = 1/2$, то $p_{00}(2k) \sim 1/\sqrt{\pi k}$ и ряд $\sum_{k=1}^{\infty} p_{00}(2k)$ расходится, что в свою очередь влечет за собой возвратность всех состояний цепи. ◀

Доказанная теорема позволяет сделать также следующее замечание. Если $p \neq 1/2$, то среднее число возвращений в 0 конечно, ибо оно равно $\sum_{k=1}^{\infty} p_{00}(2k)$. Это означает, что начиная с некоторого шага частица уже никогда больше не вернется в 0. Частицу «снесет» вправо или влево от нуля в зависимости от того, $p > 1/2$ или $p < 1/2$. Это легко получить и из усиленного закона больших чисел.

Если $p = 1/2$, то среднее число возвращений в 0 бесконечно; частицу не «снесит». Интересно отметить, что при этом среднее число возвращений растет не пропорционально числу шагов. Действительно, среднее число возвращений за первые $2n$ шагов есть $\sum_{k=1}^n p_{00}(2k)$. Из доказательства теоремы 4 нам известно, что $p_{00}(2k) \sim 1/\sqrt{\pi k}$. Поэтому

$$\sum_{k=1}^n p_{00}(2k) \sim \sum_{k=1}^n \frac{1}{\sqrt{\pi k}} \sim \frac{2\sqrt{n}}{\sqrt{\pi}}.$$

Таким образом, в безобидной игре, рассмотренной нами в примере 7 гл. 4, доля «ничьих» результатов с увеличением числа шагов быстро падает, а отклонения по величине и по длительности возрастают.

2. Симметричные случайные блуждания в R^k , $k \geq 2$. Будем рассматривать следующую модель случайного блуждания в k -мерном евклидовом пространстве R^k . Если частица находится в точке $(m_1, \dots, m_k)$, то она может переместиться с вероятностью $1/2^k$ в любую из 2^k вершин куба $|x_j - m_j| = 1$, т. е. в точки с координатами $(m_1 \pm 1, \dots, m_k \pm 1)$. Такое блуждание естественно называть симметричным. Если обозначить X_n положение частицы после n -го скачка, то мы, как и прежде, получим последователь-

ность k -мерных случайных величин, связанных в однородную неразложимую цепь Маркова. Покажем, что все состояния этой цепи для блуждания на плоскости, как и в одномерном случае, возвратны. В трехмерном пространстве состояния окажутся уже невозвратными. Будет доказана, таким образом,

Теорема 5. *Симметричное случайное блуждание возвратно в пространствах одного и двух измерений и невозвратно в пространствах трех и более измерений.*

По этому поводу В. Феллер весьма удачно заметил, что словица «все дороги ведут в Рим» верна только для двумерной поверхности. Сформулированное нами утверждение примыкает к известной теореме По́йа о невозвратности при $k \geq 2$ симметричных блужданий в R^k , когда частица за один шаг перемещается на ± 1 по одной из осей координат (ξ_i принимают $2k$ значений с вероятностями $1/2k$). Обратимся к доказательству теоремы 5.

Пусть $k=2$. Нетрудно видеть, что наше блуждание X_n можно представить в виде суммы двух независимых компонент

$$X_n = (X_n^1, 0) + (0, X_n^2), \quad (X_0^1, X_0^2) = X_0,$$

где X_n^i , $i=1, 2$, — уже скалярные (одномерные) последовательности, описывающие симметричные независимые случайные блуждания на прямых. Это ясно, так как двумерная последовательность допускает представление

$$X_{n+1} = X_n + \xi_n, \quad (4)$$

где ξ_n принимает 4 значения $(\pm 1, 0) + (0, \pm 1) = (\pm 1, \pm 1)$ с вероятностью $1/4$ каждое.

С помощью представления (4) мы можем исследовать асимптотическое поведение переходных вероятностей $p_{ij}(n)$. Пусть состояние X_0 совпадает с началом координат $(0, 0)$. Тогда

$$\begin{aligned} p_{00}(2n) &= P(X_{2n} = (0, 0) / X_0 = (0, 0)) = \\ &= P(X_{2n}^1 = 0 / X_0^1 = 0) P(X_{2n}^2 = 0 / X_0^2 = 0) \sim (1/\sqrt{\pi n})^2 = 1/(\pi n). \end{aligned}$$

Отсюда следует, что ряд $\sum_{n=0}^{\infty} p_{00}(n)$ расходится и все состояния нашей цепи возвратны.

В случае $k=3$ следует поступить аналогичным образом, представив последовательность X_n в виде суммы трех независимых компонент

$$X_n = (X_n^1, 0, 0) + (0, X_n^2, 0) + (0, 0, X_n^3),$$

где X_n^i как и прежде, — симметричные случайные блуждания на

прямой. Если положить $X_0 = (0, 0, 0)$, то получим

$$p_{00}(2n) = (P(X_{2n}^1 = 0/X_0^1 = 0))^3 \sim 1/(\pi n)^{3/2}.$$

Здесь ряд $\sum_{n=1}^{\infty} p_{00}(n)$ будет уже сходящимся, а состояния цепи невозвратными. В отличие от случая прямой и плоскости здесь частица, выйдя из начала координат, может с положительной вероятностью никогда туда не вернуться.

Ясно, что эта картина сохранится и для блуждания в любом k -мерном пространстве при $k \geq 3$, так как $\sum_{n=1}^{\infty} (\pi n)^{-k/2} < \infty$ при $k \geq 3$. $\triangleleft$

3. Произвольное симметричное случайное блуждание на прямой. Пусть, как и прежде,

$$X_n = X_0 + \sum_1^n \xi_j, \quad (5)$$

по ξ_j здесь уже произвольные независимые одинаково распределенные целочисленные случайные величины. Теорема 4 может быть обобщена следующим образом:

Теорема 6. Если ξ_j симметричны, существует $M\xi_j$ ($M\xi_j = 0$), то случайное блуждание X_n образует возвратную цепь Маркова с нулевыми состояниями.

Доказательство. Достаточно убедиться, что

$$\sum_1^{\infty} P(S_n = 0) = \infty,$$

где $S_n = \sum_1^n \xi_j$, и что $P(S_n = 0) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$. Обозначим

$p(z) = Mz^{\xi_1} = \sum_{-\infty}^{\infty} z^k P(\xi_1 = k)$. Тогда производящая функция S_n будет равна $Mz^{S_n} = p^n(z)$, и по формуле обращения (см. § 7, 8)

$$P(S_n = 0) = \frac{1}{2\pi i} \int_{|z|=1} p^n(z) z^{-1} dz,$$

$$\sum_0^{\infty} P(S_n = 0) = \frac{1}{2\pi i} \int_{|z|=1} \frac{dz}{z(1-p(z))} = \frac{1}{\pi} \int_0^{\pi} \frac{dt}{1-p(e^{it})}. \quad (6)$$

Последнее равенство справедливо в силу четности вещественной функции $p(r)$ и получено путем замены $z = e^{it}$.

Так как $M\xi_1 = 0$, то $1 - p(e^{it}) = o(t)$ при $t \rightarrow 0$, и при достаточно малом δ и $0 \leq t < \delta$

$$0 \leq 1 - p(e^{it}) < t.$$

Отсюда следует

$$\int_0^\pi \frac{dt}{1 - p(e^{it})} \geq \int_0^\delta \frac{dt}{t} = \infty.$$

Сходимость $P(S_n = 0) \rightarrow 0$ следует из (6), так как для всех z на окружности $|z| = 1$, за исключением, быть может, конечного числа точек, $p(z) < 1$, $p^n(z) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$. $\blacktriangleleft$

Теорему 6 можно дополнить следующим образом.

Теорема 7. Если о. н. д. возможных значений ξ_j равен 1, то множество значений $\{X_n\}$ образует один класс существенных сообщающихся состояний, совпадающий с множеством всех целых чисел.

Утверждение теоремы вытекает из следующей леммы:

Лемма 1. Если о. н. д. целых чисел $a_1 > 0, \dots, a_r > 0$ равен 1, то существует N такое, что любое натуральное число $k \geq N$ можно представить в виде

$$k = x_1 a_1 + \dots + x_r a_r,$$

где $x_i \geq 0$ — целые числа.

Доказательство. Рассмотрим функцию $L(x) = x_1 a_1 + \dots + x_r a_r$, где $x = (x_1, \dots, x_r)$ есть вектор с целыми координатами. Пусть $d > 0$ — минимальное натуральное число, для которого существует такой вектор x^0 , что

$$d = L(x^0).$$

Покажем, что любое натуральное число, представимое в виде $L(x)$, делится на d . Пусть это не так. Тогда существуют x, k и $0 < \alpha < d$, для которых

$$L(x) = kd + \alpha.$$

Но так как функция $L(x)$ линейна, то

$$L(x - kx^0) = kd + \alpha - kd = \alpha < d,$$

что противоречит минимальности d в множестве положительных целых значений $L(x)$.

Все числа $a_1, \dots, a_r$ также являются значениями функции $L(x)$, и поэтому все делятся на d . Так как, по предположению, наибольший делитель этих чисел равен единице, то $d = 1$.

Пусть k — любое натуральное число. Тогда, обозначив через $0 < A$ остаток от деления k на $A = a_1 + \dots + a_r$, мы можем

записать

$$k = t(a_1 + \dots + a_r) + \theta = t(a_1 + \dots + a_r) + \theta L(x^0) = \\ = a_1(t + \theta x_1^0) + a_2(t + \theta x_2^0) + \dots + a_r(t + \theta x_r^0),$$

где $t + \theta x_i^0 > 0$, $i = 1, \dots, r$, при достаточно больших k . ◀

Следствие 2. Если выполнены условия теорем 6, 7, то цепь (5) при любом начальном состоянии X_0 с вероятностью 1 посещает бесконечное число раз в любом состоянии k . В частности, случайная величина $\nu = \min \{n: X_n = k\}$ для любых X_0 и k будет собственной.

Если интересоваться периодичностью цепи (5), то нужны более полные сведения о множестве возможных значений ξ_j . Мы предоставляем читателю убедиться, например, в том, что если множество возможных значений ξ_j имеет вид $\{a + a_k d\}$, $k = 1, 2, \dots$, $d \geq 1$, о. н. д. $(a_1, a_2, \dots) = 1$, о. н. д. $(a, d) = 1$, то цепь будет периодической с периодом d .

§ 4. Эргодические теоремы

Рассмотрим следующие два условия:

(А) Цепь неразложима и неперiodична.

(В) Существует состояние E_0 такое, что время ξ возвращения в E_0 ($P(\xi = n) = f_0(n)$) имеет конечное математическое ожидание $M\xi$.

Теорема 8 (эргодическая). Условия (А) и (В) необходимы и достаточны для того, чтобы при любых i и j существовали не зависящие от i положительные пределы

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p_{ij}(n) = p_j > 0, \quad i, j = 0, 1, 2, \dots$$

Числа $\{p_j\}$ являются единственным в классе последовательностей, образующих абсолютно сходящиеся ряды решением системы уравнений

$$\begin{cases} \sum_{j=0}^{\infty} p_j = 1, \\ p_j = \sum_{k=0}^{\infty} p_k p_{kj}, \quad j = 0, 1, 2, \dots \end{cases} \quad (7)$$

Цепь, обладающая свойством (7), называется эргодической.

Числа p_j есть по существу вероятности попадания системы в состояние E_j через большой интервал времени. При этом оказывается, что эти вероятности не зависят от начального состояния системы. Система «забывает», откуда началось движение. Распределение $\{p_j\}$ называют стационарным или финальным. Свойство (7) выражает инвариантность распределения относительно

переходных вероятностей p_{ij} . Другими словами, если $P(X_n = k) = p_k$, то $P(X_{n+1} = k) = \sum p_j p_{jk}$ также равны p_k .

Доказательство. Достаточность. Рассмотрим «траекторию» цепи Маркова, начинающуюся в состоянии E_0 , и рассмотрим интервалы времени $\xi_1 \geq 1, \xi_2 \geq 1, \dots$, через которые система возвращается в E_0 . Так как каждый раз эволюция системы начинается из одного и того же фиксированного состояния, то длительности циклов ξ_k , образованных попаданиями системы в E_0 , будут в силу марковости (как и сами циклы) одинаково распределены и независимы. При этом, очевидно,

$$P(\xi_k = n) = f_0(n).$$

Возвратность E_0 означает, что ξ_k есть собственные случайные величины; непериодичность E_0 — что о. н. д. возможных значений ξ_k равен 1. Так как

$$p_{00}(n) = P(\chi(n) = 0),$$

где $\chi(n)$ есть эксцесс уровня n для процесса восстановления

$\{S_k\}$, $S_k = \sum_{i=1}^k \xi_i$, то по теореме 9.3 (9.2) существует

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p_{00}(n) = \lim_{n \rightarrow \infty} P(\chi(n) = 0) = 1/M\xi_1 > 0. \quad (8)$$

Докажем теперь существование $\lim_{n \rightarrow \infty} p_{0j}(n)$ при $j \neq 0$. Если $\gamma(n)$ — дефект уровня n для блуждания $\{S_k\}$, то по формуле полной вероятности

$$p_{0j}(n) = \sum_{k=1}^n P(\gamma(n) = k) P(X_n = j/X_0 = 0, \gamma(n) = k).$$

Отметим, что в этой формуле вторые множители в силу марковости от n не зависят:

$$\begin{aligned} P(X_n = j/X_0 = 0, \gamma(n) = k) &= \\ &= P(X_n = j/X_0 = 0, X_{n-1} \neq 0, \dots, X_{n-k+1} \neq 0, X_{n-k} = 0) = \\ &= P(X_k = j/X_0 = 0, X_1 \neq 0, \dots, X_{k-1} \neq 0) \equiv P(k, j). \end{aligned}$$

Первые множители сходятся при $n \rightarrow \infty$ к $P_{k-1}/M\xi_1$ ($P_k = P(\xi_1 > k)$) и в силу равенства $P(\gamma(n) = k) = P(\chi(n-k) = 0) \times P_{k-1} \leq P_{k-1}$ мажорируются сходящейся последовательностью P_{k-1} . Поэтому по теореме о мажорируемой сходимости существует

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p_{0j}(n) = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{P_{k-1}}{M\xi_1} P(k, j) \equiv p_{j1}$$

при этом

$$p_{0j}(n) \leq \sum_{k=1}^n P_{k-1} P(k, j) \leq \sum_{k=1}^{\infty} P_{k-1} P(k, j) = p_{j1} M\xi_1. \quad (9)$$

Чтобы установить теперь, что при произвольном i

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p_{ij}(n) = p_j > 0,$$

покажем сначала, что система из E_i с вероятностью 1 когда-нибудь попадет в E_0 .

Другими словами, если $f_{i0}(n)$ есть вероятность того, что система, выйдя из E_i , впервые на n -м шаге попадет в E_0 , то

$$\sum_{n=1}^{\infty} f_{i0}(n) = 1.$$

Действительно, состояние E_i , как и E_0 , возвратно. Рассмотрим циклы, образуемые возвращением системы в состояние E_i , и обозначим A_k событие, состоящее в том, что в течение k -го цикла система хоть раз попадает в E_0 . Тогда в силу марковости события A_k независимы и $P(A_k) = p > 0$. Следовательно, по критерию Бореля с вероятностью 1 произойдет бесконечно много событий A_k , и тем более $P(\cup A_k) = 1$.

По формуле полной вероятности находим

$$p_{ij}(n) = \sum_{k=1}^n f_{i0}(k) p_{0j}(n-k).$$

Использование теоремы мажорируемой сходимости даст

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p_{ij}(n) = \sum_{k=1}^{\infty} f_{i0}(k) p_j = p_j.$$

Так как состояние E_j , так же как и E_0 , является непериодическим и ненулевым, то

$$p_j = \lim_{n \rightarrow \infty} p_{jj}(n) > 0.$$

Докажем теперь необходимость. Необходимость условия (А) очевидна, так как $p_{ij}(n) > 0$ для каждого i и j при всех достаточно больших n . Необходимость условия (В) следует из справедливости для E_0 равенств (6).

Осталось доказать вторую часть теоремы. Так как

$$\sum p_{0j}(n) = 1, \quad (10)$$

то $\sum p_j \leq 1$. В силу (9) можно, следовательно, в (10) и в равенстве $p_{0j}(n+1) = \sum_{k=0}^{\infty} p_{0k}(n) p_{kj}$ воспользоваться теоремой о мажорируемой сходимости, откуда следует, что

$$\sum p_j = 1, \quad p_j = \sum_{k=0}^{\infty} p_k p_{kj}. \quad (11)$$

Остается показать, что полученная система имеет единственное решение. Пусть числа $\{q_j\}$ также удовлетворяют (7) и ряд $\sum |q_j|$ сходится. Тогда, меняя порядок суммирования, получим

$$\begin{aligned} q_j &= \sum_k q_k p_{kj} = \sum_k p_{kj} \left(\sum_l p_{lk} q_l \right) = \sum_l q_l \sum_k p_{lk} p_{kj} = \sum_l q_l p_{lj} \quad (2) = \\ &= \sum_l p_{lj} \quad (2) \left(\sum_s p_{sl} q_s \right) = \sum_s q_s p_{sj} \quad (3) = \dots = \sum_k q_k p_{kj} \quad (n) \end{aligned}$$

для любого n . Так как $\sum q_k = 1$, то, переходя к пределу при $n \rightarrow \infty$, получим

$$q_j = \sum_k q_k p_j = p_j. \quad \blacktriangleleft$$

Если цепь Маркова — периодическая с периодом d , то $p_{ij}(t) = 0$, если $t \neq kd$ для любой пары состояний E_i и E_j , принадлежащих одному подклассу (см. теорему 3). Если же $t = kd$, то из только что доказанной теоремы и из теоремы 3 следует, что существует предел $\lim_{k \rightarrow \infty} p_{ij}(kd) = p_j > 0$ и не зависит от i .

Пример 5. В § 11.4 мы видели, что времена ожидания в системе обслуживания удовлетворяют соотношениям

$$w_{n+1} = \max(w_n + \xi_{n+1}, 0), \quad w_1 = 0,$$

где ξ_n независимы и одинаково распределены. Ясно, что w_n связаны в однородную цепь Маркова с множеством состояний $\{0, 1, \dots\}$, если ξ_k целочисленны. Последовательность w_n можно интерпретировать также как *блуждание с задерживающим экраном* в точке 0. Если $M\xi_k < 0$, то из теорем гл. 8 следует, что время возвращения в состояние 0 имеет конечное математическое ожидание. Поэтому, применяя эргодическую теорему, мы можем независимо от § 11.4 сделать заключение о существовании предельного (стационарного) распределения для w_n при $n \rightarrow \infty$ (или, принимая во внимание сказанное в § 11.4, — заключение

о конечности $\sup_{k \geq 0} S_k$, $S_k = \sum_{j=1}^k \xi_j$, что составляет содержание теоремы 10.4). $\blacktriangleleft$

Теорема 9. Пусть цепь Маркова имеет конечное число состояний и удовлетворяет условию (A). Тогда существуют постоянные $c > 0$ и $q < 1$ такие, что для времени возвращения ξ в любое фиксированное состояние справедливы неравенства

$$P(\xi > n) < cq^n. \quad (12)$$

Эти неравенства означают, очевидно, что условие (B) для конечных цепей всегда выполнено и, следовательно, эргодическая теорема для них верна тогда и только тогда, когда выполнено условие (A).

Доказательство. Рассмотрим некоторое состояние E_0 и обозначим

$$r_j(n) = P(X_k \neq 0, k = 1, 2, \dots, n / X_0 = j).$$

Тогда, если цепь имеет m состояний, то $r_j(m) < 1$ при любом j . Действительно, $r_j(n)$ не возрастает с ростом n . Пусть N есть наименьшее число, для которого $r_j(N) < 1$. Это означает, что существует цепочка состояний $E_0, E_{j_1}, \dots, E_{j_N}$ такая, что $E_{j_N} = E_0$ и вероятность этой цепочки $p_{ij_1} \dots p_{j_{N-1}j_N}$ положительна. Но легко видеть, что $N \leq m$, так как в противном случае указанная цепочка содержала бы по крайней мере два одинаковых состояния, а следовательно, и цикл, заключенный между этими состояниями, который можно было бы из цепочки выбросить, лишь увеличив ее вероятность. Таким образом, $r_j(m) < 1$,

$$r(m) = \max_j r_j(m) < 1.$$

Кроме того, $r_j(n_1 + n_2) \leq r_j(n_1)r(n_2) \leq r(n_1)r(n_2)$.

Остается заметить, что если ξ есть время возвращения в E_0 , то $P(\xi > nm) = r_0(nm) \leq r(m)^n$. Отсюда следует утверждение теоремы. $\triangleleft$

Замечание 1. Выполнение условия (12) влечет за собой экспоненциальную скорость сходимости к нулю разностей $|p_j(n) - p_j|$. В этом можно убедиться, используя аналитичность функции $F_0(z) = \sum_{n=1}^{\infty} f_0(n)z^n$ в области $|z| < q^{-1}$, $q^{-1} > 1$ и равенство

$$P_0(z) = \sum p_{00}(n)z^n = \frac{1}{1 - F_0(z)} - 1 \quad (13)$$

(см. теорему 1; мы считаем, что ξ в условии (12) относится к состоянию E_0 , так что $f_0(n) = P(\xi = n)$). Так как $F'_0(1) = M\xi = 1/p_0$, то $F_0(z) = 1 + \frac{z-1}{p_0} + \dots$, и из (13) будет следовать аналитичность в области $|z| \leq 1 + \varepsilon$, $\varepsilon > 0$ функции $P_0(z) - \frac{z p_0}{1-z} =$

$= \sum_{n=1}^{\infty} (p_{00}(n) - p_0)z^n$, которая, очевидно, и будет означать, что

$$|p_{00}(n) - p_0| < c(1 + \varepsilon)^{-n}, \quad c = \text{const.}$$

Приведем теперь два примера конечных цепей Маркова.

Пример 6. Допустим, что поведение двух шахматистов A и B в турнирной игре описывается следующим образом. Шахматист A каждую партию независимо от исходов предыдущих партий выигрывает с вероятностью p , проигрывает с вероятностью q

и делает ничью с вероятностью $r = 1 - p - q$. Шахматист B менее уравновешен, он выигрывает партию с вероятностями $p + \varepsilon$, p и $p - \varepsilon$ соответственно, если предыдущая партия была им выиграна, сыграна вничью, проиграна. Аналогично ведет себя вероятность проигрыша: она равна в этих трех случаях соответственно $q - \varepsilon$, q , $q + \varepsilon$. Кто из игроков A и B в длительном турнире наберет больше очков?

Чтобы ответить на этот вопрос, надо вычислить для каждого из шахматистов стационарные вероятности p_1, p_2, p_3 попадания в состояния E_1, E_2, E_3 , которые мы отождествим соответственно с выигрышем, ничьей, проигрышем (ср. с законом больших чисел в конце параграфа).

Для игрока A цепь Маркова с состояниями E_1, E_2, E_3 , описывающая ход его игры, будет иметь матрицу переходных вероятностей

$$P_A = \begin{pmatrix} p & r & q \\ p & r & q \\ p & r & q \end{pmatrix}.$$

Очевидно, что здесь $p_1 = p$, $p_2 = r$, $p_3 = q$.

Для игрока B матрица переходных вероятностей будет равна

$$P_B = \begin{pmatrix} p + \varepsilon & r & q - \varepsilon \\ p & r & q \\ p - \varepsilon & r & q + \varepsilon \end{pmatrix}.$$

Уравнения для стационарных вероятностей в этом случае будут иметь вид

$$p_1(p + \varepsilon) + p_2p + p_3(p - \varepsilon) = p_1,$$

$$p_1r + p_2r + p_3r = p_2,$$

$$p_1 + p_2 + p_3 = 1.$$

Решая эту систему, находим

$$p_2 - r = 0, \quad p_1 - p = \varepsilon \frac{p - q}{1 - 2\varepsilon}.$$

Таким образом, доли ничьих при большом числе партий у игроков A и B будут совпадать, доля выигрышей у игрока B будет больше, чем у A , если $\varepsilon > 0$, $p > q$ или $\varepsilon < 0$, $p < q$. Если $p = q$, то стационарные распределения для исходов партий у игроков A и B одинаковы.

Пример 7. Рассмотрим сложение независимых целочисленных случайных величин $\xi_1, \xi_2, \dots$ по некоторому модулю $d > 1$ (см. пример 2). Мы положим ($[x]$ означает целую часть x) $X_0 = 0$, $X_1 = \xi_1 - \left[\frac{\xi_1}{d}\right]d$, $X_2 = X_1 + \xi_2 - \left[\frac{X_1 + \xi_2}{d}\right]d$ и т. д., так что X_n есть остаток от деления на d суммы $X_{n-1} + \xi_n$. Такое суммирование иногда называют суммированием на окружности

(точки 0 и d склеены в одну). Не ограничивая общности, можем считать, очевидно, что ξ_k принимают лишь значения 0, 1, ..., $d-1$. Если $P(\xi_k = j) = q_j$, то

$$p_{ij} = P(X_n = j | X_{n-1} = i) = \begin{cases} q_{j-i}, & \text{если } j \geq i, \\ q_{d+j-i}, & \text{если } j < i. \end{cases}$$

Допустим, что множество индексов k , для которых $q_k > 0$, имеет о. н. д., равный 1. Тогда ясно, что цепь $\{X_n\}$ будет представлять собой один класс существенных состояний без подклассов и будут существовать

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p_{ij}(n) = p_j,$$

удовлетворяющие системе уравнений $\sum_i p_i p_{ij} = p_j$, $\sum_j p_j = 1$, $j = 0, \dots, d-1$. Заметим теперь, что стохастическая матрица переходных вероятностей $\|p_{ij}\|$ в нашем случае обладает свойствами

$$\sum_i p_{ij} = \sum_j p_{ij} = 1.$$

Такие матрицы называют *дважды стохастическими*. Для них стационарное распределение всегда является равномерным, так как $p_j = 1/d$ удовлетворяют системе уравнений для финальных вероятностей.

Таким образом, сложение произвольных случайных величин на окружности приводит к *равномерному предельному распределению*. При этом скорость сходимости $p_{ij}(k)$ к стационарному распределению будет показательной.

Нетрудно заметить, что при суммировании по модулю композиция двух равномерных распределений снова будет равномерной. В этом смысле равномерное распределение является устойчивым. Более того, композиция любого распределения с равномерным также будет равномерной. Действительно, если η равномерно распределена и не зависит от ξ_1 , то (сложение и вычитание здесь происходит по модулю d)

$$P(\xi_1 + \eta = k) = \sum_{j=0}^{d-1} p_j P(\eta = k - j) = \sum_{j=0}^{d-1} p_j \frac{1}{d} = \frac{1}{d}.$$

Таким образом, если передается некоторый сигнал, принимающий d возможных значений (например, буквы), и на него накладывается «случайный» (равномерный) шум, то принимаемый сигнал также будет иметь равномерное распределение и, стало быть, не будет содержать никакой информации о передаваемом сигнале.

Рассмотренный пример заслуживает внимания и как простейшая иллюстрация законов, которые возникают при «суммирова-

нии». случайных величин со значениями уже не на числовой осп, а в некоторой группе (множество чисел $0, 1, \dots, d-1$ с операцией сложения по модулю d образуют конечную абелеву группу). Оказывается, что явление, обнаруженное нами в примере, — равномерность предельного распределения — сохраняется и для значительно более широкого класса групп.

В заключение этого параграфа мы приведем два утверждения о предельном при $n \rightarrow \infty$ поведении числа $m_j(n)$ попаданий (возвращений) системы в фиксированное состояние E_j за время n . Эти утверждения являются непосредственным следствием теорем 7 и 8 гл. 9, поскольку величины $m_j(n)$ просто совпадают со значениями в точке n процесса восстановления $\eta(n)$, порожденного независимыми одинаково распределенными величинами $\xi_1, \xi_2, \dots$, где ξ_1 есть время возвращения системы в состояние E_j .

Именно справедлива

Теорема 10. Если $M \xi_1 = a < \infty$, то при $n \rightarrow \infty$

$$m_j(n)/n \xrightarrow{p} 1/a. \quad (14)$$

Если цепь эргодична, то отсюда следует, что

$$m_j(n)/n \xrightarrow{p} p_j.$$

Если $D\xi_1 = \sigma^2 < \infty$, то

$$P\left(\frac{m_j(n) - \frac{n}{a}}{\sqrt{n\sigma^2/a^3}} < x/X_0 = j\right) \rightarrow \Phi(x), \quad (15)$$

где $\Phi(x)$, как и прежде, есть функция нормального распределения с параметрами $(0, 1)$.

Предлагаем читателю в виде упражнения установить, что если

$$P\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} \{X_n = j\} / X_0 = k\right) = 1, \quad (16)$$

то соотношение (13) (как и (14)) останется справедливым и в том случае, когда начальное значение $X_0 = j$ заменено на значение $X_0 = k$.

В доказательстве теоремы 6 отмечалось, что равенство (16) для возвратной неразложимой цепи всегда выполнено.

Резюмируя содержание этого параграфа, можно заметить, что изучение последовательности зависимых испытаний, связанных в цепь Маркова с дискретным множеством состояний, во многом может быть осуществлено с помощью результатов для последовательностей независимых случайных величин. Изучение других видов зависимых испытаний требует, как правило, иных подходов.

§ 5. Поведение переходных вероятностей для разложимых цепей

Рассмотрим теперь *конечную* цепь Маркова общего типа. Как было выяснено, множество ее состояний состоит из класса S^0 несущественных состояний и нескольких классов $S^1, \dots, S^l$ существенных состояний. Для выяснения природы асимптотического поведения $p_{ij}(n)$ для таких цепей достаточно рассмотреть случай, когда существенные состояния образуют один класс без подклассов. Матрица вероятностей $p_{ij}(n)$ в этом случае имеет вид, изображенный на рис. 12. В силу эргодической теоремы для элементов подматрицы L существуют положительные пределы p_j . Таким образом, осталось выяснить, как ведут себя элементы заштрихованной части матрицы.

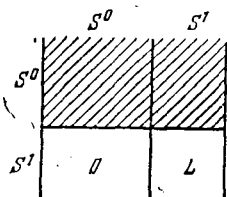


Рис. 12

Теорема 11. Пусть $E_i \in S^0$. Тогда

$$\lim_{t \rightarrow \infty} p_{ij}(t) = \begin{cases} 0, & \text{если } E_j \in S^0. \\ p_j > 0, & \text{если } E_j \in S^1. \end{cases}$$

Доказательство. Пусть $E_j \in S^0$. Обозначим

$$A_j(t) = \max_{E_i \in S^0} p_{ij}(t).$$

Для любого существенного состояния E_r существует такое целое t_r , что $p_{ir}(t_r) > 0$. Так как переходные вероятности в S^1 с некоторым пор все положительны, то существует s такое, что $p_{ri}(s) > 0$ для $E_i \in S^0$ и для всех $E_i \in S^1$. Поэтому для достаточно больших t имеют место следующие соотношения:

$$p_{ij}(t) = \sum_{E_k \in S^0} p_{ik}(s) p_{kj}(t-s) \leq A_j(t-s) \sum_{E_k \in S^0} p_{ik}(s),$$

$$\text{где } h(t) = \sum_{E_k \in S^0} p_{ik}(s) = 1 - \sum_{E_k \in S^1} p_{ik}(s) < 1. \text{ Если } h = \max_{E_i \in S^0} h(t),$$

то из полученного неравенства следует

$$A_j(t) \leq h A_j(t-s) \leq \dots \leq h^{[t/s]}.$$

Таким образом, $\lim_{t \rightarrow \infty} p_{ij}(t) \leq \lim_{t \rightarrow \infty} A_j(t) = 0$.

Пусть теперь $E_i \in S^0$, а $E_j \in S^1$. Имеют место равенства

$$p_{ij}(t+s) = \sum_k p_{ik}(t) p_{kj}(s) = \sum_{E_k \in S^0} p_{ik}(t) p_{kj}(s) + \sum_{E_k \in S^1} p_{ik}(t) p_{kj}(s).$$

Устремив t и s к ∞ , мы видим, что первая сумма в последнем выражении есть $o(1)$. Во второй сумме

$$\sum_{E_k \in S^1} p_{ik}(t) = 1 + o(1); \quad p_{kj}(t) = p_j + o(1).$$

Таким образом,

$$p_{ij}(t+s) = p_j \sum_{E_k \in S^1} p_{ik}(t) + o(1) = p_j + o(1)$$

при $t, s \rightarrow \infty$.

С помощью доказанной теоремы нетрудно убедиться, что существование $\lim_{t \rightarrow \infty} p_{ij}(t) = p_j \geq 0$ необходимо и достаточно для того, чтобы цепь состояла из двух классов S^0 и S^1 и чтобы S^1 не содержал подклассов.

§ 1. Определения, свойства информации и энтропии

Предположим, что производится некоторый эксперимент. При этом событие A может произойти с вероятностью 0,99. Тогда естественно считать, что появление события A не несет в себе большой информации. Появление же события $\bar{A}$ несет в себе значительную информацию, так как оно нами не ожидалось. Пусть, например, событие A означает, что самолет приземлился благополучно. Тогда сообщение о том, что произошло событие $\bar{A}$ (обычно оно маловероятно), будет нести для встречающих (ожидающих исхода эксперимента) весьма существенную информацию.

Принята следующая количественная мера информации. Пусть A и B — события некоторого вероятностного пространства $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$.

Определение 1. *Количеством информации $I(A/B)$, которое заключено в событии (сообщении) B относительно A , называется число*

$$I(A/B) = \log \frac{P(A/B)}{P(A)}.$$

Появление события $B=A$ можно интерпретировать как сообщение о том, что наступило A .

Определение 2. Число $I(A/A)=I(A)$ называется *количеством информации $I(A)$, заключающейся в сообщении A :*

$$I(A/A) = I(A) = -\log P(A).$$

Из этого определения видно, что чем больше вероятность события A , тем меньше $I(A)$. Как правило, в определении информации используется логарифм при основании 2, так что единицу информации несет, например, сообщение о том, что в семье родился мальчик (или девочка) (предполагается, что эти события равновероятны, а $-\log_2 p = 1$ при $p = 1/2$). В дальнейшем в этом параграфе везде запись $\log x$ следует понимать как $\log_2 x$.

Если события A и B независимы, то $I(A/B)=0$. Это означает, что событие B не несет в себе никакой информации относительно A и наоборот. Следует заметить, что всегда $I(A/B)=I(B/A)$.

*) Понятия количества информации и энтропии были введены К. Э. Шенноном в 1948 г. Для некоторых частных ситуаций понятие количества информации рассматривалось и в более ранних работах (например, Р. Хартли, 1928 г.). Изложение § 2 этой главы основывается во многом на работе А. Я. Хинчина [20].

Легко видеть, что если события A и B независимы, то

$$I(AB) = I(A) + I(B). \quad (1)$$

Рассмотрим пример. Пусть случайным образом на одну из клеток шахматной доски ставится фигура. В этом случае информация о том, что фигура находится в клетке с номером k (событие A), будет равна $I(A) = \log 64 = 6$. Пусть B_1 — событие, заключающееся в том, что фигура находится в i строке, а B_2 — что фигура находится в j столбце. Сообщение A можно передать, передав сначала B_1 , затем B_2 . Имеем

$$I(B_1) = \log 8 = 3 = I(B_2).$$

Поэтому

$$I(B_1) + I(B_2) = 6 = I(A),$$

так что при передаче сообщения A «по частям» требуется сообщить то же количество информации, равное 6, что и при одно-разовой передаче. Можно привести и другие примеры, обнаруживающие естественность введенных числовых характеристик.

Пусть G есть некоторый эксперимент с исходами $E_1, \dots, E_N$, которые осуществляются с вероятностями $p_1, \dots, p_N$.

Информация, полученная нами в результате испытания G , есть случайная величина $J_G = J_G(\omega)$, принимающая значение $-\log p_j$, $j = 1, \dots, N$, на множестве E_j .

Таким образом, если в вероятностном пространстве $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ соответствующему эксперименту G , Ω совпадает с множеством $(E_1, \dots, E_N)$, то $J_G(\omega) = I(\omega)$.

Определение 3. Математическое ожидание этой информации $MJ_G = -\sum p_j \log p_j$ называется *энтропией* эксперимента.

Мы будем обозначать ее символами

$$H_p = H(G) = -\sum_{j=1}^N p_j \log p_j$$

где $p = (p_1, \dots, p_N)$. При $p_j = 0$ произведение $p_j \ln p_j$ мы полагаем по непрерывности равным 0.

Энтропия эксперимента есть в некотором смысле мера его неопределенности. Пусть, например, эксперимент имеет два исхода A и B с вероятностями p и $q = 1 - p$. Энтропия такого эксперимента равна

$$H_p = -p \log p - (1 - p) \log (1 - p) = f(p).$$

График этой функции представлен на рис. 13. Единственный максимум $f(p)$, равный $\log 2 = 1$, достигается в точке $p = 1/2$. Это схема с максимальной неопределенностью. Если p уменьшается, то неопределенность вместе с H_p тоже уменьшается, $H_p = 0$, если $p = (0, 1)$ или $(1, 0)$.

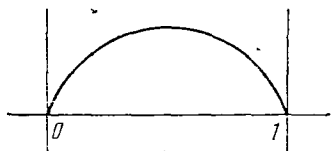


Рис. 13

Эти свойства легко усмотреть и в общем случае.

Свойства энтропии.

1. $H(G) = 0$, если и только если существует такое j , $1 \leq j \leq N$, что

$$p_j = P(E_j) = 1.$$

2. $H(G)$ максимально, если $p_j = 1/N$ для всех j .

Доказательство. Так как вторая производная функции $\varphi(x) = x \log x$ на $[0, 1]$ положительна, то $\varphi(x)$ выпукла. Следовательно, для любых $q_i \geq 0$ таких, что $\sum_{i=1}^N q_i = 1$, и любых $x_i \geq 0$ выполняется неравенство

$$\varphi\left(\sum_{i=1}^N q_i x_i\right) \leq \sum_{i=1}^N q_i \varphi(x_i).$$

Если взять $q_i = \frac{1}{N}$, $x_i = p_i$, то получим

$$\left(\frac{1}{N} \sum p_i\right) \log \left(\frac{1}{N} \sum p_i\right) \leq \sum \frac{1}{N} p_i \log p_i.$$

Полагая $u = \left(\frac{1}{N}, \dots, \frac{1}{N}\right)$, паходим отсюда

$$-\log \frac{1}{N} = \log N = H_u \geq -\sum p_i \log p_i = H_p.$$

Заметим, что если энтропия $H(G)$ равна своему наибольшему значению $H(G) = \log N$, то с вероятностью 1 $J_G(\omega) = \log N$, т. е. информация J_G становится постоянной.

3. Пусть G_1 и G_2 — два независимых эксперимента. Запишем исходы и соответствующие вероятности исходов в этих экспериментах следующим образом:

$$G_1 = \begin{pmatrix} E_1, \dots, E_N \\ p_1, \dots, p_N \end{pmatrix}, \quad G_2 = \begin{pmatrix} A_1, \dots, A_M \\ q_1, \dots, q_M \end{pmatrix}.$$

Комбинируя исходы этих двух экспериментов, мы получим новый эксперимент:

$$G = G_1 \times G_2 = \begin{pmatrix} E_1 A_1, E_1 A_2, \dots, E_N A_M \\ p_1 q_1, p_1 q_2, \dots, p_N q_M \end{pmatrix}.$$

Информация J_G , полученная в результате этого эксперимента, есть случайная величина, принимающая значения $-\log p_i q_j$ с вероятностями $p_i q_j$, $i = 1, \dots, N$; $j = 1, \dots, M$. Но такое же распределение имеет, очевидно, сумма $J_{G_1} + J_{G_2}$ независимых величин, равных соответственно информации от экспериментов G_1 и G_2 . Таким образом, информация, полученная от последова-

тельности независимых экспериментов, равна сумме информации от этих экспериментов. Так как при этом, очевидно,

$$MJ_G = MJ_{G_1} + MJ_{G_2},$$

то мы получаем, что для независимых G_1, G_2 энтропия $H(G)$ равна сумме

$$H(G) = H(G_1) + H(G_2)$$

энтропий экспериментов G_1 и G_2 .

4. Если эксперименты G_1 и G_2 зависимы, то эксперимент G будет выглядеть следующим образом:

$$G = \left(E_1 A_1, E_1 A_2, \dots, E_N A_M \right),$$

$$q_{11}, \quad q_{12}, \dots, q_{NM}$$

где $q_{ij} = p_i p_{ij}$, а p_{ij} есть условная вероятность события A_j при условии E_i , так что

$$\sum_{j=1}^M q_{ij} = p_i = P(E_i), \quad i = 1, \dots, N;$$

$$\sum_{i=1}^N q_{ij} = q_j = P(A_j), \quad j = 1, \dots, M.$$

В этом случае равенство $J_G = J_{G_1} + J_{G_2}$, вообще говоря, уже не будет иметь места. Введем случайную величину J_2^* , равную $-\log p_{ij}$ на множестве $E_i A_j$. Тогда, очевидно, $J_G = J_{G_1} + J_2^*$. Так как

$$P(A_j/E_i) = p_{ij},$$

то величину J_2^* при фиксированном i можно рассматривать как информацию от эксперимента G_2 при условии, что произошло событие E_i . Величину

$$M(J_2^*/E_i) = - \sum_{j=1}^M p_{ij} \log p_{ij}$$

мы будем называть *условной энтропией* $H(G_2/E_i)$ эксперимента G_2 при условии E_i , а величину

$$MJ_2^* = - \sum_{i,j} q_{ij} \log p_{ij} = \sum_i p_i H(G_2/E_i)$$

условной энтропией $H(G_2/G_1)$ эксперимента G_2 относительно эксперимента G_1 . Во введенных обозначениях, очевидно,

$$H(G) = H(G_1) + H(G_2/G_1).$$

Мы докажем, что в этом равенстве всегда

$$H(G_2/G_1) \leq H(G_2),$$

т. е. для двух экспериментов G_1 и G_2 энтропия $H(G)$ всегда не превосходит сумму энтропий $H(G_1)$ и $H(G_2)$:

$$H(G) = H(G_1 \times G_2) \leq H(G_1) + H(G_2).$$

При этом равенство имеет место только в том случае, когда $q_{ij} = p_i q_j$, т. е. когда G_1 и G_2 независимы.

Для доказательства заметим сначала, что для двух любых распределений $(u_1, \dots, u_n)$ и $(v_1, \dots, v_n)$ справедливо неравенство

$$-\sum u_i \log u_i \leq -\sum u_i \log v_{ix} \quad (2)$$

причем равенство возможно лишь при $v_i = u_i$, $i = 1, \dots, n$. Это следует из выпуклости функции $\log x$, в силу которой при любых $a_i > 0$

$$\sum u_i \log a_i \leq \log(\sum u_i a_i)$$

(равенство возможно, если только $a_1 = a_2 = \dots = a_n$). Полагая

$a_i = \frac{v_i}{u_i}$, мы получим (2).

Далее имеем

$$H(G_1) + H(G_2) = -\sum q_{ij}(\log p_i + \log q_j) = -\sum q_{ij} \log p_i q_j.$$

Так как $\{p_i q_j\}$, очевидно, образует распределение, то в силу (2)

$$-\sum q_{ij} \log p_i q_j \geq -\sum q_{ij} \log q_{ij} = H(G),$$

при этом равенство возможно лишь при $q_{ij} = p_i q_j$. $\triangleleft$

5. Как мы видели в п. 3, информация, полученная в результате эксперимента G_1^n , состоящего в n -кратном повторении независимых испытаний G_1 , равна

$$J_{G_1^n} = -\sum_{j=1}^N v_j \log p_{j1}$$

где v_j — число появлений исхода E_j . По закону больших чисел $\frac{v_j}{n} \xrightarrow{p} p_j$ при $n \rightarrow \infty$,

$$\frac{1}{n} J_{G_1^n} \xrightarrow{p} H(G_1) = H_p.$$

В заключение этого параграфа отметим, что рассмотренная мера количества информации, полученной от эксперимента, может быть выведена как единственно возможная (с точностью до постоянного множителя), если отправляться от нескольких простых требований, которые естественно предъявить к величине, количественно оценивающей информацию*).

*) См., например, [17].

Интересно отметить также связь введенных понятий с вероятностями больших отклонений. Как видно из теорем 5.3, 5.6, разность между «смещенной» энтропией $-\sum p_j^* \ln p_j$ и энтропией $-\sum p_j \ln p_j$ ($p_j^* = v_j/n$ есть относительные частоты появления E_j) является аналогом функции отклонений (см. § 8.8) в многомерном случае.

§ 2. Энтропия конечной цепи Маркова.

Теорема об асимптотическом поведении информации длинного сообщения, ее приложения

1. Пусть $\{X_k\}_{k=1}^\infty$ — стационарная конечная цепь Маркова, состоящая из одного класса существенных состояний без подклассов, и пусть $E_1, \dots, E_N$ — состояния цепи. Стационарность цепи означает, что $P(X_1 = j) = p_j$ совпадают с финальными вероятностями. Тогда, очевидно,

$$P(X_2 = j) = \sum_k p_k p_{kj} = p_j, \quad P(X_3 = j) = p_j \text{ и т. д.}$$

Пусть G_k есть эксперимент, состоящий в выяснении значения X_k (т. е. состояния, в которое попала система на k -м шаге). Тогда если $X_{k-1} = i$, то энтропия k -го шага равна

$$H(G_k/X_{k-1} = i) = - \sum_j p_{ij} \log p_{ij}.$$

Энтропия стационарной цепи Маркова есть по определению число

$$H = MH(G_k/X_{k-1}) = H(G_k/G_{k-1}) = - \sum_i p_i \sum_j p_{ij} \log p_{ij}.$$

Рассмотрим первые n шагов цепи Маркова $X_1, \dots, X_n$. Энтропия этого сложного эксперимента $G^{(n)} = G_1 \times \dots \times G_n$ в силу марковости равна

$$\begin{aligned} H(G^{(n)}) &= H(G_1) + H(G_2/G_1) + \dots + H(G_n/G_{n-1}) = \\ &= - \sum p_j \log p_j + (n-1)H \sim nH \end{aligned}$$

при $n \rightarrow \infty$. Если бы X_k были независимы, то, как мы видели, здесь было бы точное равенство.

2. Рассмотрим теперь цепочку $(X_1, \dots, X_n)$ как некоторое сообщение (событие) C_n и обозначим, как и прежде, $I(C_n) = -\log P(C_n)$ количество информации, содержащейся в сообщении C_n . Значение $I(C_n)$ есть функция на пространстве элементарных событий, равная информации $J_{G^{(n)}}$, содержащейся в эксперименте $G^{(n)}$. Покажем сейчас, что, как и для независимых X_k , эта информация с вероятностью, близкой к 1, ведет себя асимптотически как nH . Так что H есть приближенное значение

количества информации, приходящееся в среднем на одно испытание в последовательности $\{X_k\}_{k=1}^{\infty}$.

Теорема 1. При $n \rightarrow \infty$

$$\frac{I(C_n)}{n} = \frac{-\log P(C_n)}{n} \xrightarrow{p} H.$$

Утверждение теоремы означает, что все цепочки C_n при любом $\delta > 0$ можно разбить на 2 класса. Для первого класса $\left| \frac{I(C_n)}{n} - H \right| < \delta$. Сумма вероятностей элементов второго класса сходится к 0 при $n \rightarrow \infty$.

Доказательство. Построим по данной цепи новую цепь Маркова $\{Y_k\}_{k=1}^{\infty}$ следующим образом. Положим $Y_k = (X_k, X_{k+1})$. Состояниями этой цепи будут пары состояний (E_i, E_j) цепи $\{X_k\}$, для которых $p_{ij} > 0$. Переходные вероятности определяются, очевидно, следующим образом:

$$p_{(i,j)(k,l)} = \begin{cases} 0, & j \neq k, \\ p_{kll}, & j = k. \end{cases}$$

Заметим, что по индукции легко доказать соотношение

$$p_{(i,j)(k,l)}(n) = p_{jk}(n-1)p_{kll}. \quad (3)$$

Из определения $\{Y_k\}$ следует, что для этой цепи верна эргодическая теорема. Это видно и непосредственно из (3), при этом

$$\lim_{n \rightarrow \infty} p_{(i,j)(k,l)}(n) = p_{kl}p_{kll}.$$

Нам потребуется теперь закон больших чисел для числа попаданий $m_{(k,l)}(n)$ цепи $\{Y_j\}_{j=1}^{\infty}$ в состояние (k, l) за время n . В силу этого закона (см. теорему 11.8)

$$\frac{m_{kl}(n)}{n} \xrightarrow{p} p_{kl}p_{kll} \quad \text{при } n \rightarrow \infty.$$

Рассмотрим случайную величину $P(C_n)$

$$P(C_n) = P(E_{X_1}E_{X_2} \dots E_{X_n}) = P(E_{X_1})P(E_{X_2}/E_{X_1}) \dots$$

$$\dots P(E_{X_n}/E_{X_{n-1}}) = p_{X_1}p_{X_1X_2} \dots p_{X_{n-1}X_n} = p_{X_1} \prod_{(k,l)}^{m_{(k,l)}(n-1)} p_{kl}.$$

Произведение здесь берется по всем парам (k, l) . Поэтому

$$\log P(C_n) = \log p_{X_1} + \sum_{k,l} m_{(k,l)}(n-1) \log p_{kll}$$

$$\frac{\log P(C_n)}{n} \xrightarrow{p} \sum_{k,l} p_{kl}p_{kll} \log p_{kll} = -H. \quad \blacktriangleleft$$

3. Теорема 1 имеет важное следствие. Упорядочим все цепочки C_n длины n в порядке убывания их вероятностей и будем отбирать наиболее вероятные до тех пор, пока впервые суммарная вероятность отобранных цепочек не превзойдет некоторый заранее заданный уровень α , $0 < \alpha < 1$. Число отобранных цепочек обозначим $M_\alpha(n)$.

Теорема 2. Для каждого $0 < \alpha < 1$ существует один и тот же

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\log M_\alpha(n)}{n} = H.$$

Доказательство. Пусть $\delta > 0$ — некоторое число, которое может быть произвольно малым. Цепочку C_n отнесем к категории K_1 , если ее вероятность $P(C_n) > 2^{-n(H-\delta)}$. Будем говорить, что C_n принадлежит к категории K_2 , если

$$2^{-n(H+\delta)} < P(C_n) \leq 2^{-n(H-\delta)}$$

и, наконец, C_n принадлежит к третьей категории K_3 , если

$$P(C_n) \leq 2^{-n(H+\delta)}.$$

Так как по теореме 1 $P(C_n \in K_1 \cup K_3) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$, то в количестве $M_\alpha(n)$ (этим символом мы будем обозначать и само множество отобранных цепочек) войдут только цепочки из K_1 и K_2 . При этом последняя цепочка, вошедшая в $M_\alpha(n)$, обозначим ее $C_{\alpha,n}$, будет из K_2 . Это значит, что

$$M_\alpha(n) 2^{-n(H+\delta)} < \sum_{C_n \in M_\alpha(n)} P(C_n) < \alpha + P(C_{\alpha,n}) < \alpha + 2^{-n(H-\delta)}.$$

Отсюда следует, что

$$\frac{\log M_\alpha(n)}{n} < \frac{\log(\alpha + 2^{-n(H-\delta)})}{n} + H + \delta.$$

В силу произвольности δ

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{\log M_\alpha(n)}{n} \leq H.$$

С другой стороны, цепочки из K_2 , принадлежащие $M_\alpha(n)$, имеют суммарную вероятность $\geq \alpha - P(K_1)$. Если $M_\alpha^{(2)}(n)$ — число указанных цепочек, то

$$M_\alpha^{(2)}(n) 2^{-n(H-\delta)} \geq \alpha - P(K_1).$$

Следовательно,

$$M_\alpha(n) 2^{-n(H-\delta)} \geq \alpha - P(K_1).$$

Так как $P(K_1) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$, то при достаточно большом n

$$\frac{\log M_\alpha(n)}{n} \geq H - \delta + \frac{1}{n} \log \frac{\alpha}{2}.$$

Отсюда следует, что $\liminf_{n \rightarrow \infty} \frac{\log M_\alpha(n)}{n} \geq H$. $\triangleleft$

Можно получить теперь полезную интерпретацию этой теоремы. Пусть N — число состояний цепи. Предположим для простоты, что $N = 2^m$. Тогда число всевозможных сообщений длины n (цепочек C_n) будет равно $N^n = 2^{nm}$. Предположим далее, что эти сообщения передаются с помощью двоичного кода, так что на кодирование каждого состояния намн затрачивается m двоичных символов. Значит, при таком способе передачи, назовем его *непосредственным кодированием*, длина сообщений составит nm (в русском языке, например, для моделирования которого можно использовать цепи Маркова, можно считать $N = 32$, $m = 5$). Утверждение теоремы 2 означает, что при больших n из этих 2^{nm} цепочек с вероятностью $1 - \varepsilon$, $\varepsilon > 0$, будет передаваться лишь 2^{nH} сообщений. Вероятность появления остальных будет мала, если мы фиксируем малое ε . Отсюда легко установить существование другого — более экономного кода, с помощью которого на передачу сообщения с большой вероятностью потребуется меньшее число единиц. Действительно, отобранные 2^{nH} сообщений можно просто занумеровать с помощью того же двоичного кода и передавать их номер. На это потребуется, очевидно, nH двоичных единиц. Так как всегда $H \leq \log N = m$, то мы получим экономию в длительности сообщения в $m/H \geq 1$ раз.

Это есть частный случай так называемой *основной теоремы кодирования* для цепей Маркова: при больших n существует код, с помощью которого с высокой вероятностью исходное сообщение C_n может быть передано последовательностью сигналов в m/H раз более короткой, чем при непосредственном кодировании.

Приведенный выше способ кодирования, конечно, представляет собой скорее утрированный пример, чем эффективный рецепт укорачивания сообщения. По этому поводу следует отметить, что отыскание действительно эффективных способов кодирования представляет собой довольно сложную задачу. В азбуке Морзе, например, разумно более часто встречающимся буквам ставить в соответствие более короткие последовательности точек и тире. Но сокращение текста в m/H раз при этом, конечно, не достигается. Некоторые приемы сокращения использовались и в этой книге. Например, часто встречающиеся слова «характеристическая функция» были заменены символом «х. ф.». Можно было бы добиться больших результатов, применяя, скажем, стенографию. Конструкция кода с высоким коэффициентом сокра-

щения, безусловно, будет весьма сложной. Полученные теоремы указывают верхнюю границу для результата, которого мы при этом можем достигнуть.

Так как для последовательности независимых равновероятных знаков $H = \sum \frac{1}{n} \log N = m$, то такой текст *несократим*. Поэтому некоторым критерием при построении различных кодов может служить близость «новых» сообщений (закодированных в новом алфавите) к последовательности равновероятных символов.

Однако при этом следует учитывать, что та «избыточность» текста, с которой мы «боремся», во многих случаях представляет собой явление полезное и нужное — ведь иначе было бы невозможно выявлять опечатки или восстанавливать пропуски так же легко, как мы восстанавливаем, например, букву *p* в слове «информация». Читатель, видимо, знает, как трудно читать сильно сокращенный и формализованный математический текст. Так что при работе с идеальным кодом (если бы такой удалось найти) ошибки при передаче информации недопустимы, поскольку невозможно восстановить пропущенный или искаженный символ в последовательности равновероятных знаков. В связи с этим возникает одна из основных в теории информации задач о кодировании, которое оставляло бы наименьшую «избыточность», достаточную для ликвидации помех при передаче.

§ 1. Определения, простейшие свойства, примеры

В гл. 12 мы рассмотрели последовательности зависимых случайных величин $X_0, X_1, \dots$, связанных в цепь Маркова. Зависимость характеризовалась при этом вероятностями переходов, которые определяли распределение X_{n+1} при условии, что X_n известно. Это позволило весьма полно изучить свойства цепей Маркова.

В этой главе будет рассмотрен другой тип последовательностей зависимых случайных величин, в котором характеристика зависимости происходит не через условное распределение X_{n+1} , а лишь через среднее значение X_{n+1} при условии, что задана «предыстория» $X_0, \dots, X_n$. Оказывается, это также позволяет получить многие весьма общие результаты об исследуемом объекте.

Пусть дано вероятностное пространство $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ и на нем задана последовательность случайных величин $X_0, X_1, \dots$. Пусть далее на $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ выделено семейство (или поток) вложенных σ -алгебр $\{\mathcal{F}_n\}_{n \geq 0}$: $\mathcal{F}_0 \subseteq \mathcal{F}_1 \subseteq \dots \subseteq \mathcal{F}_n \subseteq \mathcal{F}$.

Определение 1. Последовательность пар $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \geq 0\}$ называется *мартингалом* (говорят также, что $\{X_n\}$ есть *мартингал относительно системы σ -алгебр $\mathcal{F}_n$*), если для всех $n \geq 0$

$$1) M|X_n| < \infty, \quad (1)$$

$$2) X_n \text{ измеримы относительно } \mathcal{F}_n,$$

$$3) M(X_m/\mathcal{F}_n) = X_n \quad \text{при любом } m > n. \quad (2)$$

Последовательность $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \geq 0\}$ называется *субмартингалом* (*супермартингалом*), если выполнены условия 1)–3), но знак «=» в 3) заменен на « $\geq$ » (« $\leq$ »).

Будем говорить, что последовательность $\{X_n\}$ образует *мартингал* (*субмартингал*, *супермартингал*), если для $\mathcal{F}_n = \sigma(X_0, \dots, X_n)$ пары $\{X_n, \mathcal{F}_n\}$ образуют последовательность того же наименования. Субмартингалы и супермартингалы часто называют *полумартингалами*.

Ясно, что соотношение (2) в силу свойств у.м.о. эквивалентно тому, что $M(X_{n+1}/\mathcal{F}_n) = X_n$, поскольку в этом случае

$$M(X_m/\mathcal{F}_n) = M[M(X_m/\mathcal{F}_{m-1})/\mathcal{F}_n] = M(X_{m-1}/\mathcal{F}_n) = \dots = X_n.$$

Аналогично обстоит дело с полумартингалами.

Если $\{X_n\}$ — мартингал, то $M(X_{n+1}/\sigma(X_0, \dots, X_n)) = X_n$ и по свойству у. м. о.

$$M(X_{n+1}/\sigma(X_n)) = M[M(X_{n+1}/\sigma(X_0, \dots, X_n))/\sigma(X_n)] = \\ = M(X_n/\sigma(X_n)) = X_n.$$

Следовательно, для мартингалов, как и для цепей Маркова,

$$M(X_{n+1}/\sigma(X_0, \dots, X_n)) = M(X_{n+1}/\sigma(X_n)).$$

Однако на этом сходство кончается, так как для мартингала это равенство не сохраняется для распределений, но зато требуется, чтобы $M(X_{n+1}/\sigma(X_n)) = X_n$.

Пример 1. Пусть ξ_n , $n \geq 0$, независимы. Тогда $X_n = \xi_0 + \dots + \xi_n$ образует мартингал (субмартингал, супермартингал), если $M\xi_n = 0$ ($M\xi_n \geq 0$, $M\xi_n \leq 0$). Очевидно, что X_n связаны также в цепь Маркова.

То же справедливо относительно $X_n = \prod_{k=0}^n \xi_k$ при $M\xi_n = 1$.

Пример 2. Пусть ξ_n , $n \geq 0$, независимы. Тогда $X_n = \sum_{k=1}^n \xi_{k-1}\xi_k$, $n \geq 1$, $X_0 = \xi_0$, образует мартингал, если $M\xi_n = 0$,

так как $M(X_{n+1}/\sigma(X_0, \dots, X_n)) = X_n + M(\xi_n \xi_{n+1}/\sigma(\xi_n)) = X_n$.

Очевидно, что здесь $\{X_n\}$ не является цепью Маркова. Пример последовательности, которая образует цепь Маркова, но не является мартингалом, можно получить, рассматривая, скажем, блуждание на отрезке с отражением от границ отрезка (пример 12.1).

Наряду с множеством $\{0, 1, \dots\}$ индексов для X_n мы будем использовать и другие, например, $\{-\infty < n < \infty\}$ или $\{n \leq -1\}$, а также наборы целых чисел, включающие в себя значения $\pm\infty$, скажем, $\{0 \leq n \leq \infty\}$. Эти множества будем обозначать одним символом $\mathcal{N}$, а мартингалы (полумартингалы) записывать в форме $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$. При этом под $\mathcal{F}_{-\infty}$ будем понимать σ -алгебру $\bigcap_{n \in \mathcal{N}} \mathcal{F}_n$, а под $\mathcal{F}_{\infty}$ будем понимать σ -алгебру $\sigma\left(\bigcup_{n \in \mathcal{N}} \mathcal{F}_n\right)$, порожденную $\bigcup_{n \in \mathcal{N}} \mathcal{F}_n$, так что $\mathcal{F}_{-\infty} \subset \mathcal{F}_n \subset \mathcal{F}_{\infty} \subset \mathcal{F}$ при любом $n \in \mathcal{N}$.

Определение 2. $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ называется *мартингалом* (субмартингалом, супермартингалом), если выполнены условия определения 1 при любых $n \in \mathcal{N}$, $m \in \mathcal{N}$, $m > n$.

Если дан мартингал $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ и левая граница n_0 множества $\mathcal{N}$ конечна (например, $\mathcal{N} = \{0, 1, \dots\}$), то мартингал $\{X_n, \mathcal{F}_n\}$ всегда можно продолжить «на всю ось», положив $\mathcal{F}_n = \mathcal{F}_{n_0}$, $X_n = X_{n_0}$ при $n < n_0$. Так же обстоит дело и с правым концом. Поэтому, если задан мартингал (полумартингал) $\{X_n,$

$\mathfrak{F}_n; n \in \mathcal{N}$ }, то можно всегда, не ограничивая общности, считать, что задан мартингал (полумартингал) $\{X_n, \mathfrak{F}_n; -\infty < n < \infty\}$.

Пример 3. Пусть $\{\mathfrak{F}_n, -\infty < n < \infty\}$ — заданная последовательность вложенных σ -алгебр и ξ есть заданная случайная величина на $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$, $M|\xi| < \infty$. Тогда $\{X_n, \mathfrak{F}_n; -\infty \leq n \leq \infty\}$ где $X_n = M(\xi/\mathfrak{F}_n)$, образует мартингал.

Действительно, по свойству у. м. о. при любом $m \leq \infty, m > n$

$$M(X_m/\mathfrak{F}_n) = M[M(\xi/\mathfrak{F}_m)/\mathfrak{F}_n] = M(\xi/\mathfrak{F}_n) = X_n.$$

Определение 3. Мартингал в примере 3 будем называть *мартингалом, порожденным случайной величиной ξ (и семейством $\{\mathfrak{F}_n\}$)*.

Определение 4. Множество $\mathcal{N}_+$ будем называть *замыканием $\mathcal{N}$ справа*, если

- 1) $\mathcal{N}_+ = \mathcal{N}$, когда максимальный элемент $\mathcal{N}$ конечен,
- 2) $\mathcal{N}_+ = \mathcal{N} \cup \{+\infty\}$, если $\mathcal{N}$ неограничено справа.

Если $\mathcal{N} = \mathcal{N}_+$, то будем говорить, что $\mathcal{N}$ *замкнуто справа*. Будем говорить, что мартингал (полумартингал) $\{X_n, \mathfrak{F}_n, n \in \mathcal{N}\}$ *замкнут справа*, если $\mathcal{N}$ замкнуто справа.

Лемма 1. Мартингал $\{X_n, \mathfrak{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ порожден некоторой случайной величиной тогда и только тогда, когда он замкнут справа.

Доказательство леммы очевидно. В одну сторону оно следует из примера 3. В другую — из равенства

$$M(X_N/\mathfrak{F}_n) = X_n, \quad N = \sup \{k; k \in \mathcal{N}\},$$

так что $\{X_n, \mathfrak{F}_n\}$ порожден X_N . $\blacktriangleleft$

Приведем один интересный и более конкретный пример мартингала, порожденного случайной величиной.

Пример 4. Пусть $\xi_1, \xi_2, \dots$ независимы, одинаково распределены, $M|\xi_1| < \infty$. Положим

$$S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n, \quad X_{-n} = S_n/n,$$

$$\mathfrak{F}_{-n} = \sigma(S_n, S_{n+1}, \dots) = \sigma(S_n, \xi_{n+1}, \dots).$$

Тогда $\mathfrak{F}_{-n} \subset \mathfrak{F}_{-n+1}$ и при любом $1 \leq k \leq n$

$$M(\xi_k/\mathfrak{F}_{-n}) = M(\xi_1/\mathfrak{F}_{-n}).$$

Последнее равенство справедливо в силу симметрии. Из него следует, что

$$S_n = M(S_n/\mathfrak{F}_{-n}) = \sum_{i=1}^n M(\xi_i/\mathfrak{F}_{-n}) = nM(\xi_1/\mathfrak{F}_{-n}),$$

$$S_n/n = M(\xi_1/\mathfrak{F}_{-n}).$$

Это означает, что $\{X_n, \mathfrak{F}_n; n \leq -1\}$ образует мартингал, порожденный ξ_1 .

Получим ряд вспомогательных утверждений, характеризующих простейшие свойства мартингалов и полумартингалов. При этом везде будем ограничиваться рассмотрением лишь субмартингалов, так как соответствующие свойства супермартингалов сразу получаются переходом к последовательности $Y_n = -X_n$, если $\{X_n\}$ — субмартингал.

Лемма 2. 1) Свойство $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ быть мартингалом эквивалентно неизменности по $m \geq n$ функций множества (интеграла)

$$M(X_m; A) = M(X_n; A) \quad (3)$$

при любом $A \in \mathcal{F}_n$. В частности, $MX_m = \text{const}$.

2) Свойство $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ быть субмартингалом эквивалентно монотонному возрастанию по $m \geq n$ функций множества

$$M(X_m; A) \geq M(X_n; A) \quad (4)$$

при каждом $A \in \mathcal{F}_n$. В частности, $MX_m \uparrow$.

Доказательство является очевидным следствием определений. Если выполнено (3), то по определению у.м.о. $X_n = M(X_m/\mathcal{F}_n)$ и наоборот. Пусть теперь выполнено (4). Обозначим $Y_n = M(X_m/\mathcal{F}_n)$. Тогда из (4) следует, что $M(Y_n; A) \geq M(X_n; A)$, $M(Y_n - X_n; A) \geq 0$ при любом $A \in \mathcal{F}_n$. Отсюда вытекает, что с вероятностью 1 $Y_n = M(X_m/\mathcal{F}_n) \geq X_n$. Обратное утверждение получается столь же просто. $\blacktriangleleft$

Лемма 3. Пусть $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ — мартингал и $g(x)$ — выпуклая вниз функция с $M|g(X_n)| < \infty$. Тогда $\{g(X_n), \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ образует субмартингал.

Если к тому же $g(x)$ не убывает, то утверждение сохранился и в том случае, когда $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ — субмартингал.

Доказательство. Обозначим $\xi_{n+1} = X_{n+1} - X_n$. Тогда

$$M(g(X_{n+1})/\mathcal{F}_n) = M(g(X_n + \xi_{n+1})/\mathcal{F}_n).$$

Воспользуемся свойствами у.м.о. и, в частности, неравенством Пенсена, примененным к функции $g_1(x) = g(X_n + x)$ (см. § 4.8). Мы получим

$$M(g_1(\xi_{n+1})/\mathcal{F}_n) \geq g_1(M(\xi_{n+1})/\mathcal{F}_n) = g_1(0) = g(X_n).$$

Точно так же проверяется утверждение для субмартингалов.

Лемма 4. Пусть $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ — замкнутый справа субмартингал, $X_n(a) = \max(X_n, a)$. Тогда $\{X_n(a), \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ при любом a — равномерно интегрируемый субмартингал. Если $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ — замкнутый справа мартингал, то он равномерно интегрируем.

Доказательство. Пусть $N = \sup\{k; k \in \mathcal{N}\}$. Тогда по лемме 3 $\{X_n(a), \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}\}$ — субмартингал. Следовательно, при

любом $c > 0$ ($X^+ = \max(0, X)$)

$$\begin{aligned} cP(X_n(a) > c) &\leq M(X_n(a); X_n(a) > c) \leq \\ &\leq M(X_N(a); X_n(a) > c) \leq MX_N^+(a), \\ P(X_n(a) > c) &\leq \frac{M(X_N^+(a))}{c} \rightarrow 0 \end{aligned}$$

при $c \rightarrow \infty$ равномерно по n . Поэтому мы имеем требуемую равномерную интегрируемость

$$\sup_n M(X_n(a); X_n(a) > c) \leq \sup_n M(X_N(a); X_n(a) > c) \rightarrow 0,$$

поскольку $\sup_n P(X_n(a) > c) \rightarrow 0$ при $c \rightarrow \infty$ (см. лемму 3 в Приложении 3; наличие срезки на уровне a позволило избежать оценки «отрицательных хвостов»).

Если $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}^0\}$ — мартингал, то его равномерная интегрируемость следует из первого утверждения, примененного к субмартингалу $\{|X_n|, \mathcal{F}_n; n \in \mathcal{N}^0\}$. ◀

В какой-то мере природу мартингалов поясняет также следующий пример.

Пример 5. Пусть $\xi_1, \xi_2, \dots$ — произвольная последовательность случайных величин $M|\xi_k| < \infty$, $\mathcal{F}_n = \sigma(\xi_1, \dots, \xi_n)$ при $n \geq 1$, $\mathcal{F}_0 = (\emptyset, \Omega)$ (тривиальная σ -алгебра)

$$S_n = \sum_1^n \xi_{k_1} \quad Z_n = \sum_1^n M(\xi_k / \mathcal{F}_{k-1})_k \quad X_n = S_n - Z_n.$$

Тогда $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \geq 1\}$ образует мартингал. Это следует из того, что

$$M(S_{n+1} - Z_{n+1} / \mathcal{F}_n) = M(X_n + \xi_{n+1} - M(\xi_{n+1} / \mathcal{F}_n) / \mathcal{F}_n) = X_n.$$

Другими словами, для произвольной последовательности $\{\xi_n\}$ последовательность S_n можно «подправить» так пазываемой «предсказуемой» последовательностью Z_n (значение Z_n определяется по $S_1, \dots, S_{n-1}$) так, что $S_n - Z_n$ будет мартингалом.

§ 2. О сохранении свойства быть мартингалом при замене времени на случайное. Тождество Вальда

В этом параграфе $\mathcal{N} = \{n \geq 0\}$.

Определение 5. Для последовательности $\{\mathcal{F}_n; n \geq 0\}$ случайную величину ν будем называть *моментом остановки* (относительно $\{\mathcal{F}_n\}$), если $\{\nu \leq n\} \in \mathcal{F}_n$ при любом $n \geq 0$.

Очевидно, что постоянная $\nu \equiv m$ является моментом остановки. Если ν — момент остановки, то $\tilde{\nu} = \min(\nu, m)$ при любом фиксированном m также будет моментом остановки, поскольку

при $n \geq m$ выполняется $\tilde{v} \leq m \leq n$, $\{\tilde{v} \leq n\} = \Omega \in \mathcal{F}_n$; при $n < m$ $\{\tilde{v} \leq n\} = \{v \leq n\} \in \mathcal{F}_n$.

Если v — момент остановки, то $\{v = n\} = \{v \leq n\} - \{v \leq n-1\} \in \mathcal{F}_n$, $\{v \geq n\} = \Omega - \{v \leq n-1\} \in \mathcal{F}_{n-1}$. Наоборот, если $\{v = n\} \in \mathcal{F}_n$, то $\{v \leq n\} \in \mathcal{F}_n$ и, следовательно, v — момент остановки.

Пусть дан мартингал $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \geq 0\}$. Типичным примером момента остановки является момент v попадания X_n в заданное измеримое множество B :

$$v = \inf \{n \geq 0: X_n \in B\}$$

($v = \infty$, если все $X_n \notin B$). Действительно,

$$\{v = n\} = \{X_0 \notin B, \dots, X_{n-1} \notin B, X_n \in B\} \in \mathcal{F}_n.$$

Если v — собственный момент остановки ($\{v = \infty\} = \emptyset$), то X_v — случайная величина, так как

$$X_v = \sum_{n=0}^{\infty} X_n I_{\{v \geq n\}}.$$

σ -алгеброй $\mathcal{F}_v$ будем называть σ -алгебру, образованную множествами $A \in \mathcal{F}$, для которых $A \cap \{v = n\} \in \mathcal{F}_n$, $n = 0, 1, \dots$. Можно представлять себе, что $\mathcal{F}_v$ порождена событиями $\{v \leq n\} \cap B_n$, $n = 0, 1, \dots$, где $B_n \in \mathcal{F}_n$. Ясно, что v и X_v измеримы относительно $\mathcal{F}_v$. Если v_1, v_2 — два момента остановки, то $\{v_2 \geq v_1\} \in \mathcal{F}_{v_1}$, $\{v_2 \geq v_1\} \in \mathcal{F}_{v_2}$, так как $\{v_2 \geq v_1\} = \bigcup_n \{v_2 = n\} \{v_1 \leq n\}$.

Мы уже знаем, что если $\{X_n, \mathcal{F}_n\}$ — мартингал, то значение MX_n постоянно при всех n . Сохранится ли это свойство для MX_v , где v — момент остановки? Из тождества Вальда мы знаем, что для примера 1 это так. В общем случае справедлива

Теорема 1 (Дуб). Пусть $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \geq 0\}$ мартингал (субмартингал) и v_1, v_2 — моменты остановки такие, что

$$M|X_{v_i}| < \infty, \quad i = 1, 2, \quad (5')$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} M(|X_n|; v_2 > n) = 0. \quad (5'')$$

Тогда на множестве $\{v_2 \geq v_1\}$

$$M(X_{v_2}/\mathcal{F}_{v_1}) = X_{v_1} \quad (\geq X_{v_1}). \quad (6)$$

Это и есть обобщение мартингального (субмартингального) свойства для случайного времени.

Следствие 1. Если $v_2 = v \geq 0$ — произвольный момент остановки, то полагая $v_1 = n$ (это тоже момент остановки), получим, что на множестве $v \geq n$

$$M(X_v/\mathcal{F}_n) = X_n, \quad MX_v = MX_0.$$

или, что то же, при любом $A \in \mathfrak{F}_n \cap \{v \geq n\}$

$$M(X_v; A) = M(X_n; A).$$

Для субмартингалов здесь надо вместо « $=$ » писать « $\geq$ ».

Доказательство теоремы 1. Чтобы доказать (6), достаточно убедиться, что для любого $A \in \mathfrak{F}_{v_1}$

$$M(X_{v_2}; A \cap \{v_2 \geq v_1\}) = M(X_{v_1}; A \cap \{v_2 \geq v_1\}). \quad (7)$$

Так как v_i дискретны, то для этого, в свою очередь, достаточно установить (7) для множеств $A_n = A \cap \{v_1 = n\} \in \mathfrak{F}_n$, $n = 0, 1, \dots$, т. е. установить равенство

$$M(X_{v_2}; A_n \cap \{v_2 \geq n\}) = M(X_n; A_n \cap \{v_2 \geq n\}). \quad (8)$$

Тем самым доказательство сведено к случаю $v_1 = n$. Имеем

$$\begin{aligned} M(X_n; A_n \cap \{v_2 \geq n\}) &= M(X_n; A_n \cap \{v_2 = n\}) + \\ &+ M(X_n; A_n \cap \{v_2 \geq n+1\}) = M(X_{v_2}; A_n \cap \{v_2 = n\}) + \\ &+ M(X_{n+1}; A_n \cap \{v_2 \geq n+1\}). \end{aligned}$$

Здесь использован тот факт, что $\{v_2 \geq n+1\} \in \mathfrak{F}_n$, и свойство (3) мартингала.

Применяя полученное неравенство m раз, находим

$$\begin{aligned} M(X_{v_2}; A_n \cap \{n \leq v_2 < m\}) &= \\ &= M(X_n; A_n \cap \{v_2 \geq n\}) - M(X_m; A_n \cap \{v_2 \geq m\}). \end{aligned} \quad (9)$$

Последнее выражение в силу (5'') сходится к нулю для некоторой последовательности $m \rightarrow \infty$.

Так как $A_{n,m} = A_n \cap \{n \leq v_2 < m\} \uparrow B_n = A_n \cap \{n \leq v_2\}$, то по свойству интегралов и в силу (9)

$$M(X_{v_2}; A_n \cap \{n \leq v_2\}) = \lim_{m \rightarrow \infty} M(X_{v_2}; A_{n,m}) = M(X_n; A_n \cap \{v_2 \geq n\}).$$

Мы доказали равенство (8), а вместе с ним и теорему 1 для мартингалов. Изменения, которые надо внести в доказательство для субмартингалов, состоят в замене в нескольких местах знака равенства на неравенство. $\triangleleft$

Условия теоремы 1 бывают выполнены далеко не всегда, даже в довольно простых ситуациях. Рассмотрим, например, безобидную игру (см. примеры 4.8, 4.11), в которой $z + S_n$ есть капитал первого игрока после n партий в игре с бесконечно богатым противником и при условии, что игрок еще не разорился.

Здесь $z > 0$, $S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k$, $P(\xi_k = \pm 1) = 1/2$, $\eta(z) = \min \{k: S_k = -z\}$ есть, очевидно, марковский момент; последовательность $\{S_n; n \geq 0\}$, $S_0 = 0$ образует мартингал: $S_{\eta(z)} = -z$. Следовательно,

$MS_{\eta(z)} = -z \neq MS_n = 0$, и равенство (8) при $v_1 = 0$, $v_2 = \eta(z)$, $z > 0$, $n > 0$ не имеет места. В рассматриваемом случае это означает, что не выполнено условие (5'') (это связано с тем фактом, что $M\eta(z) = \infty$).

Вообще говоря, условия (5) теоремы 1 могут быть весьма трудными для проверки. Поэтому полезными для приложений являются следующие утверждения.

Положим для краткости

$$\xi_n = X_n - X_{n-1}, \quad \xi_0 = X_0, \quad Y_n = \sum_0^n |\xi_k|, \quad n = 0, 1, \dots$$

Лемма 5. Для выполнения (5'), (5'') (при $v_1 = v$) достаточно, чтобы

$$MY_v < \infty. \quad (10)$$

Доказательство почти очевидно, поскольку $|X_v| \leq Y_v$,

$$M(|X_n|; v > n) \leq M(Y_v; v > n).$$

Так как $P(v > n) \rightarrow 0$, $MY_v < \infty$, то остается воспользоваться свойством интегралов, в силу которого $M(\eta; A_n) \rightarrow 0$, если $M|\eta| < \infty$, $P(A_n) \rightarrow 0$. $\triangleleft$

Введем следующие обозначения:

$$a_n = M(|\xi_n|/\mathfrak{F}_{n-1}), \quad \sigma_n^2 = M(\xi_n^2/\mathfrak{F}_{n-1}), \quad n = 1, 2, \dots$$

Теорема 2. Пусть $\{X_n; n \geq 0\}$ есть мартингал (субмартингал) и v — момент остановки (относительно $\{\mathfrak{F}_n = \sigma(X_0, \dots, X_n)\}$).

1) Если

$$Mv < \infty \quad (11)$$

и при всех $n \geq 0$ на множестве $\{v \geq n\} \in \mathfrak{F}_{n-1}$ выполняется

$$a_n \leq c = \text{const}, \quad (12)$$

то

$$M|X_v| < \infty, \quad MX_v = MX_0 (\geq MX_0). \quad (13)$$

2) Если, кроме того, $M\sigma_n^2 = M\xi_n^2 < \infty$, то

$$MX_v^2 = M\left(\sum_1^v \sigma_k^2\right). \quad (14)$$

Доказательство. В силу теоремы 1, следствия 1 и леммы 5 для доказательства (13) достаточно проверить, что условия (11), (12) влекут за собой (10). Вполне аналогично доказательству теоремы 4.2 имеем

$$\begin{aligned} M|Y_v| &= \sum_{n=0}^{\infty} \left(\sum_{k=0}^n M(|\xi_k|; v = n) \right) = \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{n=k}^{\infty} M(|\xi_k|; v = n) = \sum_{k=0}^{\infty} M(|\xi_k|; v \geq k). \end{aligned}$$

Здесь $\{v \geq k\} = \Omega - \{v \leq k-1\} \in \mathfrak{F}_{k-1}$. Поэтому по условию (12)

$$M(|\xi_k|; v \geq k) = M(M(|\xi_k|/\mathfrak{F}_{k-1}); v \geq k) \leq cP(v \geq k).$$

Это означает, что

$$MY_v \leq c \sum_{k=0}^{\infty} P(v \geq k) = cMv < \infty.$$

Докажем теперь (14). Положим $Z_n = X_n^2 - \sum_{k=1}^n \sigma_k^2$. Нетрудно видеть, что Z_n — мартингал, так как $M(X_{n+1}^2 - X_n^2 - \sigma_{n+1}^2/\mathfrak{F}_n) = M(2X_n\xi_{n+1} + \xi_{n+1}^2 - \sigma_n^2/\mathfrak{F}_n) = 0$. Ясно также, что $M|Z_n| < \infty$ и что $v(n) = \min(v, n)$ вместе с v есть марковский момент. Для пары $\{Z_k\}$, $v(n)$ условия (5'), (5'') в силу леммы 5, очевидно, всегда выполнены. Поэтому по первой части теоремы

$$MZ_{v(n)} = 0, \quad MX_{v(n)}^2 = M \sum_{k=1}^{v(n)} \sigma_k^2. \quad (15)$$

Осталось убедиться, что

$$\lim_{n \rightarrow \infty} MX_{v(n)}^2 = MX_v^2, \quad \lim_{n \rightarrow \infty} M \sum_{k=1}^{v(n)} \sigma_k^2 = M \sum_{k=1}^v \sigma_k^2. \quad (16)$$

Второе из этих равенств следует из теоремы о монотонной сходимости ($v(n) \uparrow v$, $\sigma_k^2 \geq 0$). Первое также будет следствием теоремы о монотонной сходимости, поскольку $X_{v(n)}^2 \xrightarrow{п.п.} X_v^2$, $X_{v(n)}^2 \uparrow$. Чтобы убедиться в последнем, заметим, что $\{X_n^2, \mathfrak{F}_n; n \geq 0\}$ образует субмартингал и, следовательно, для любого $A \in \mathfrak{F}_n$

$$\begin{aligned} M(X_{v(n)}^2; A) &= M(X_v^2; A \cap \{v \leq n\}) + M(X_n^2; A \cap \{v > n\}) \leq \\ &\leq M(X_v^2; A \cap \{v \leq n\}) + M(M(X_{n+1}^2/\mathfrak{F}_n); A \cap \{v > n\}) = \\ &= M(X_v^2; A \cap \{v \leq n+1\}) + M(X_{n+1}^2; A \cap \{v > n+1\}) = \\ &= M(X_{v(n+1)}^2; A). \end{aligned}$$

Итак, из (15), (16) следует (14), и теорема полностью доказана. $\triangleleft$

Из теоремы 2 вытекает уже известное нам тождество Вальда, дополненное еще одним полезным утверждением, которое мы уже использовали (см. пример 4.11).

Теорема 3 (тождество Вальда). Пусть $\xi_1, \xi_2, \dots$ независимы, одинаково распределены, $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$, $S_0 = 0$ и существует $M\xi_1 = a$. Пусть, кроме того, v есть момент остановки такой, что $Mv < \infty$. Тогда

$$MS_v = aMv. \quad (17)$$

Если к тому же $\sigma^2 = D\xi_k^2 < \infty$, то

$$M[S_v - va]^2 = \sigma^2 Mv. \quad (18)$$

Доказательство. Очевидно, что $X_n = S_n - na$ образует мартингал и для него выполнены условия (14), (12). Поэтому $MX_v = MX_0 = 0$, что эквивалентно (17), и $MX_v^2 = Mv\sigma^2$, что эквивалентно (18). $\triangleleft$

Пример 6. Иллюстрацией использования теоремы 3 могут быть примеры 4.11, 4.16, касающиеся безобидной игры, когда $P(\xi_k = \pm 1) = 1/2$, $v = \min\{k: S_k = z_2 \text{ или } S_k = -z_1\}$ (z_1 и z_2 — капиталы соответственно 1-го и 2-го игроков). Рассмотрим теперь случай $p = P(\xi_1 = 1) \neq 1/2$. Последовательность $X_n = (q/p)^{S_n}$, $n \geq 0$, $q = 1 - p$, образует мартингал, так как $M\left(\frac{q}{p}\right)^{\xi_k} = p \frac{q}{p} + q \frac{p}{q} = 1$. По теореме 3 (вероятности P_1, P_2 определены в примере 4.11)

$$MX_v = MX_0 = 1, \quad P_1 \left(\frac{q}{p}\right)^{z_2} + P_2 \left(\frac{q}{p}\right)^{z_1} = 1.$$

Отсюда и из равенства $P_1 + P_2 = 1$ получаем

$$P_1 = \frac{\left(\frac{q}{p}\right)^{z_1} - 1}{\left(\frac{q}{p}\right)^{z_1} - \left(\frac{q}{p}\right)^{z_2}}, \quad P_2 = 1 - P_1.$$

Используя снова тождество Вальда, получим также

$$Mv = \frac{MS_v}{M\xi_1} = \frac{P_1 z_2 - P_2 z_1}{p - q}.$$

Отметим, что эти равенства можно было бы получить и элементарными методами*), но это потребовало бы больше места.

В тех случаях, когда S_v имеет достаточно простую природу, утверждения типа теоремы 2 позволяют получать (или оценивать) и само распределение случайной величины v . В этих ситуациях весьма полезным является приводимое ниже следствие теоремы 2.

Предположим, что мы находимся в условиях теоремы 3, однако вместо условий на моменты ξ_n мы будем предполагать, что ξ_n удовлетворяют условию Крамера (ср. с § 8.8):

$$\psi(\lambda) = Me^{\lambda \xi} < \infty$$

при некотором $\lambda \neq 0$.

*) См., например, [18], т. 1.

Теорема 4 (фундаментальное тождество Вальда). Пусть v есть момент остановки такой, что $Mv < \infty$, $|S_n| < c = \text{const}$ на множестве $\{v \geq n\}$. Тогда для значений λ , при которых $\psi(\lambda) \geq 1$, справедливо

$$M \left[\frac{e^{\lambda S_v}}{\psi(\lambda)^v} \right] = 1. \quad (19)$$

Замечание 1. Это есть обобщение на случайное время очевидного равенства $Me^{\lambda S_n} = \psi^n(\lambda)$.

Доказательство. Положим $X_n = e^{\lambda S_n} \psi^{-n}(\lambda)$. Ясно, что $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \geq 0\}$ образует мартингал, $MX_n = 1$. Надо убедиться, что $MX_v = MX_0 = 1$. Мы докажем это, если проверим, что X_n удовлетворяет условиям первого утверждения теоремы 2. Для этого в свою очередь достаточно проверить, что на множестве $\{v \geq n\} \in \mathcal{F}_{n-1}$

$$a_n = M(|X_n - X_{n-1}| | \mathcal{F}_{n-1}) < c_1 = \text{const}.$$

По

$$\begin{aligned} M(|X_n - X_{n-1}| | \mathcal{F}_{n-1}) &= X_{n-1} M \left(\left| \frac{e^{\lambda \xi_n}}{\psi(\lambda)} - 1 \right| \middle| \mathcal{F}_{n-1} \right) = \\ &= X_{n-1} M \left(\left| \frac{e^{\lambda \xi_1}}{\psi(\lambda)} - 1 \right| \right) \leq 2X_{n-1}. \end{aligned}$$

Так как $|X_{n-1}| \leq e^{\lambda c}$ на множестве $\{v \geq n\}$ и при $\psi(\lambda) \geq 1$, то на этом множестве $a_n \leq 2e^{\lambda c}$. ◀

Пример 7. Вернемся к задаче об игре на разорение, которая обсуждалась в примере 6. В условиях этой игры теорема 4 дает

$$e^{\lambda z_2} M(\psi(\lambda)^{-v}; S_v = z_2) + e^{-\lambda z_1} M(\psi(\lambda)^{-v}; S_v = -z_1) = 1.$$

В частности, при $z_1 = z_2 = z$ и $p = 1/2$ из соображений симметрии получаем (в этом случае всегда $\psi(\lambda) \geq 1$)

$$\begin{aligned} M(\psi(\lambda)^{-v}; S_v = z) &= \frac{1}{e^{\lambda z} + e^{-\lambda z}}, \\ M(\psi(\lambda)^{-v}) &= \frac{2}{e^{\lambda z} + e^{-\lambda z}}. \end{aligned} \quad (20)$$

Так как $\psi(\lambda) = \frac{1}{2}(e^\lambda + e^{-\lambda})$, то, сделав замену $s = \psi(\lambda)$, получим $e^\lambda = s \pm \sqrt{s^2 - 1}$, что после подстановки в (20) (можно взять любую из ветвей для e^λ) дает явный вид производящей функции Ms^{-v} позволяющий путем разложения в ряд элементарных функций найти в явной форме вероятности $P(v = n)$, $n = 1, 2, \dots$

§ 3. Неравенства

В этом параграфе мы получим два полезных для приложений неравенства для полумартингалов. Обозначим

$$\bar{X}_n = \max_{0 \leq k \leq n} |X_k|.$$

Теорема 5 (Дуб). Пусть $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \geq 0\}$ — неотрицательный субмартингал. Тогда при всех $x \geq 0, n \geq 0$

$$P(\bar{X}_n \geq x) \leq MX_n/x.$$

Доказательство. Пусть

$$v = \min \{k \geq 0: X_k \geq x\}, \quad v(n) = \min(v, n).$$

Очевидно, что n и $v(n)$ есть моменты остановки, $v(n) \leq n$, и поэтому по теореме 1 (см. (6) при $v_2 = n, v_1 = v(n)$)

$$MX_n \geq MX_{v(n)}.$$

Замечая, что $\{\bar{X}_n \geq x\} = \{X_{v(n)} \geq x\}$, по неравенству Чебышева получим

$$P(\bar{X}_n \geq x) = P(X_{v(n)} \geq x) \leq \frac{MX_{v(n)}}{x} \leq \frac{MX_n}{x}. \quad \triangleleft$$

Из теоремы 5 вытекает

Теорема 6 (второе неравенство Колмогорова). Пусть $\{X_n, \mathcal{F}_n; n \geq 0\}$ мартингал, для которого существует MX_n^2 . Тогда $\{X_n^2, \mathcal{F}_n; n \geq 0\}$ — субмартингал, и из теоремы 5 получаем

$$P(\bar{X}_n \geq x) \leq MX_n^2/x^2.$$

Первоначально это неравенство было получено Колмогоровым для сумм $X_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$ независимых случайных величин ξ_n . Теорема 5 обобщает доказательство Колмогорова на случай субмартингалов и усиливает неравенство Чебышева.

Докажем теперь одно неравенство, которое понадобится для теорем сходимости в следующем параграфе. Оно касается числа пересечений последовательностью X_n некоторой полосы. Пусть $a < b$ — два заданные числа. Положим $v_0 = 0$,

$$v_1 = \min \{n > 0: X_n \leq a\}, \quad v_2 = \min \{n > v_1: X_n \geq b\},$$

.....

$$v_{2k-1} = \min \{n > v_{2k-2}: X_n \leq a\}, \quad v_{2k} = \min \{n > v_{2k-1}: X_n \geq b\}.$$

Будем считать, что $v_m = \infty$, если траектория $\{X_n\}$ при $n > v_{m-1}$ никогда не пересечет соответствующий уровень. В этих обозначениях можно определить число пересечений снизу вверх траекторией $X_0, \dots, X_n$ полосы $[a, b]$ как случайную величину

$$v(a, b; n) = \begin{cases} \max \{k: v_{2k} \leq n\}, & \text{если } v_2 \leq n, \\ 0, & \text{если } v_2 > n. \end{cases}$$

Обозначим $(a)^+ = \max(0, a)$.

Теорема 7 (Дуб). Пусть $\{X_n, \mathfrak{F}_n; n \geq 0\}$ — субмартингал. Тогда при всех n

$$Mv(a, b; n) \leq \frac{M(X_n - a)^+}{b - a}. \quad (21)$$

Ясно, что само по себе неравенство (21) предполагает заданным лишь субмартингал $\{X_k, \mathfrak{F}_k; 0 \leq k \leq n\}$.

Доказательство. $v(a, b; n)$ совпадает с числом пересечений полосы $[0, b - a]$ последовательностью $(X_n - a)^+$. Но $\{(X_n - a)^+, \mathfrak{F}_n; n \geq 0\}$ образует неотрицательный субмартингал (см. пример 4) и, следовательно, можно, не ограничивая общности, считать $a = 0, X_n \geq 0$ и доказывать, что

$$Mv(0, b; n) \leq \frac{MX_n}{b}.$$

Пусть

$$\eta_j = \begin{cases} 1, & \text{если } v_k < j \leq v_{k+1} \text{ для какого-нибудь нечетного } k, \\ 0, & \text{если } v_k < j \leq v_{k+1} \text{ для какого-нибудь четного } k. \end{cases}$$

На рис. 14 $v_1 = 2, v_2 = 5, v_3 = 8$; $\eta_j = 0$ при $j \leq 2$, $\eta_j = 1$ при $3 \leq j \leq 5$ и т. д. Нетрудно видеть (мы используем здесь преобразование Абеля), что $(X_0 = 0, \eta_0 = 1)$

$$\eta_0 X_0 + \sum_1^n \eta_j (X_j - X_{j-1}) = \sum_0^{n-1} X_j (\eta_j - \eta_{j+1}) + \eta_n X_n \geq bv(0, b; n).$$

Кроме того ($\mathcal{N}_1$ означает множество нечетных чисел),

$$\begin{aligned} \{\eta_j = 1\} &= \bigcup_{k \in \mathcal{N}_1} \{v_k \leq j \leq v_{k+1}\} = \\ &= \bigcup_{k \in \mathcal{N}_1} [\{v_k \leq j-1\} - \{v_{k+1} \leq j-1\}] \in \mathfrak{F}_{j-1}. \end{aligned}$$

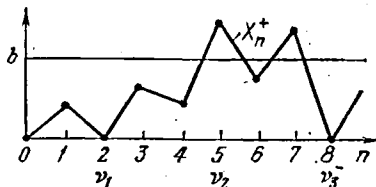


Рис. 14

Поэтому и в силу того, что $M(X_j/\mathfrak{F}_{j-1}) - X_{j-1} \geq 0$, получим

$$\begin{aligned} bMv(0, b; n) &\leq M \sum_1^n \eta_j (X_j - X_{j-1}) = \sum_1^n M(X_j - X_{j-1}; \eta_j = 1) = \\ &= \sum_1^n M[M(X_j - X_{j-1}/\mathfrak{F}_{j-1}); \eta_j = 1] = \\ &= \sum_1^n M[M(X_j/\mathfrak{F}_{j-1}) - X_{j-1}; \eta_j = 1] \leq \\ &\leq \sum_1^n M[M(X_j/\mathfrak{F}_{j-1}) - X_{j-1}] = \sum_1^n M(X_j - X_{j-1}) = MX_n. \quad \triangleleft \end{aligned}$$

§ 4. Теоремы сходимости

Теорема 8 (теорема Дуба о сходимости мартингалов). Пусть $\{X_n, \mathfrak{F}_n; -\infty < n < \infty\}$ — субмартингал. Тогда

1) $X_{-\infty} = \lim_{n \rightarrow -\infty} X_n$ существует п. н., $MX_{-\infty}^+ < \infty$ и $\{X_n, \mathfrak{F}_n; -\infty \leq n < \infty\}$ образует субмартингал.

2) Если $\sup_n MX_n^+ < \infty$, то $X_\infty = \lim_{n \rightarrow \infty} X_n$ существует п. н., $MX_\infty^+ < \infty$. Если к тому же $\sup_n M|X_n| < \infty$, то $M|X_\infty| < \infty$.

3) Последовательность $\{X_n, \mathfrak{F}_n; -\infty \leq n \leq \infty\}$ образует субмартингал тогда и только тогда, когда последовательность $\{X_n^+\}$ равномерно интегрируема.

Доказательство. Так как

$$\{\overline{\lim} X_n > \underline{\lim} X_n\} = \bigcup_{\substack{a, b \\ \text{рациональные}}} \{\overline{\lim} X_n > b > a > \underline{\lim} X_n\}$$

(пределы берутся при $n \rightarrow -\infty$), то предположение о расходимости с положительной вероятностью

$$P(\overline{\lim} X_n > \underline{\lim} X_n) > 0$$

означает, что найдутся рациональные $a < b$ такие, что

$$P(\overline{\lim} X_n > b > a > \underline{\lim} X_n) > 0. \quad (22)$$

Пусть $v(a, b; m)$ — число пересечений снизу вверх полосы $[a, b]$ последовательностью $Y_i = X_{-m}, \dots, Y_m = X_{-1}$, $v(a, b) = \lim_{m \rightarrow \infty} v(a, b; m)$. Тогда (22) означает, что

$$P(v(a, b) = \infty) > 0. \quad (23)$$

По теореме 7 (примененной к последовательности $Y_1, \dots, Y_m$)

$$Mv(a, b; m) \leq \frac{M(X_{-1} - a)^+}{b - a} \leq \frac{MX_{-1}^+ + |a|}{b - a}, \quad (24)$$

$$Mv(a, b) \leq \frac{MX_{-1}^+ + |a|}{b - a}. \quad (25)$$

Но последнее неравенство противоречит (23) и доказывает, что $P(\lim X_n = \underline{\lim} X_n) = 1$. Кроме того, по лемме Фату ($X_{-\infty}^+ = \underline{\lim} X_n^+$)

$$MX_{-\infty}^+ \leq \underline{\lim} MX_n^+ \leq MX_{-1}^+ < \infty. \quad (26)$$

Среднее неравенство здесь вытекает из того, что $\{X_n^+, \mathfrak{F}_n\}$ образует вместе с $\{X_n, \mathfrak{F}_n\}$ субмартингал (см. лемму 3) и, стало быть, $MX_n^+ \uparrow$.

Чтобы доказать, что $\{X_n, \mathfrak{F}_n; -\infty \leq n < \infty\}$ — субмартингал, нам надо по лемме 2 убедиться, что для любого $A \in \mathfrak{F}_{-\infty} \subset \mathfrak{F}$

$$M(X_{-\infty}; A) \leq M(X_n; A). \quad (27)$$

Положим $X_n(a) = \max(X_n, a)$. По лемме 4 $\{X_n(a), \mathfrak{F}_n; n \leq 0\}$ есть равномерно интегрируемый субмартингал. Поэтому при любом $-\infty < k < n$,

$$\begin{aligned} M(X_k(a); A) &\leq M(X_n(a); A), \\ M(X_{-\infty}(a); A) &= \lim_{n \rightarrow -\infty} M(X_k(a); A) \leq M(X_n(a); A). \end{aligned} \quad (28)$$

Устремляя $a \rightarrow -\infty$, по теореме о монотонной сходимости получим (27).

Второе утверждение теоремы доказывается точно так же. Надо лишь в (24), (25) правые части заменить на MX_n^+ и $\sup_n MX_n^+$ соответственно. Вместо (26) получим (здесь пределы берутся при $n \rightarrow \infty$)

$$MX_{\infty}^+ \leq \underline{\lim} MX_n^+ < \infty,$$

и если $\sup_n M|X_n| < \infty$, то

$$M|X_{\infty}| \leq \underline{\lim} M|X_n| < \infty.$$

Последнее утверждение теоремы доказывается точно так же, как первое (равномерная интегрируемость позволяет нам наряду с (28) записать для любого $A \in \mathfrak{F}_n$

$$M(X_{\infty}(a); A) = \lim_{k \rightarrow \infty} M(X_k(a); A) \geq M(X_n(a); A).$$

В обратную сторону третье утверждение теоремы следует из леммы 4. $\triangleleft$

Получим теперь некоторые следствия теоремы 8.

До сих пор (см. § 4.8) мы при изучении сходимости у. м. о. имели дело с у. м. о. вида $M(X_n/\mathcal{F})$. Теперь из теоремы 8 можно получить полезную теорему сходимости для у. м. о. иного вида.

Теорема 9 (Левн). Пусть на вероятностном пространстве $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ задано неубывающее семейство $\mathcal{F}_1 \subset \mathcal{F}_2 \subset \dots \subset \mathcal{F}$ σ -алгебр и случайная величина ξ , $M|\xi| < \infty$. Пусть, как и прежде, $\mathcal{F}_\infty = \sigma\left(\bigcup_n \mathcal{F}_n\right)$ есть σ -алгебра, порожденная событиями из $\mathcal{F}_1, \mathcal{F}_2, \dots$. Тогда при $n \rightarrow \infty$

$$M(\xi/\mathcal{F}_n) \xrightarrow{\text{п.н.}} M(\xi/\mathcal{F}_\infty). \quad (29)$$

Доказательство. Положим $X_n = M(\xi/\mathcal{F}_n)$. Мы уже знаем (см. пример 3), что $\{X_n, \mathcal{F}_n; 1 \leq n \leq \infty\}$ есть мартингал и, следовательно, по теореме 8 п. в. существует $\lim_{n \rightarrow \infty} X_n = X_{(\infty)}$. Остается доказать, что $X_{(\infty)} = M(\xi/\mathcal{F}_\infty)$ (т. е. что $X_{(\infty)} = X_\infty$). Так как $\{X_n, \mathcal{F}_n; 1 \leq n \leq \infty\}$ по лемме 4 является равномерно интегрируемым мартингалом, то

$$M(X_{(\infty)}; A) = \lim_{n \rightarrow \infty} M(X_n; A) = M(\xi; A) = \lim_{n \rightarrow \infty} M(M(\xi/\mathcal{F}_n); A)$$

при $A \in \mathcal{F}_n$ и при любом $k = 1, 2, \dots$. Это означает, что крайние члены последнего равенства, являющиеся конечными мерами, совпадают на алгебре $\bigcup_1^\infty \mathcal{F}_n$. По теореме о единственности продолжения меры (Приложение 1) они будут совпадать при всех $A \in \sigma\left(\bigcup_1^\infty \mathcal{F}_n\right) = \mathcal{F}_\infty$. Следовательно, по определению у. м. о.

$$X_{(\infty)} = M(\xi/\mathcal{F}_\infty) = X_\infty. \triangleleft$$

Можно отметить также, что из равномерной интегрируемости $\{X_n, \mathcal{F}_n; 1 \leq n \leq \infty\}$ следует, что в (29) можно $\xrightarrow{\text{п.н.}}$ заменить на $\xrightarrow{(1)}$.

Из теоремы 8 вытекает усиленный закон больших чисел. Действительно, обратимся к примеру 4. По теореме 8 существует предел $X_\infty = \lim_{n \rightarrow \infty} X_n = \lim_{n \rightarrow \infty} (S_n/n)$, который измерим относительно остаточной (тривиальной) σ -алгебры п, следовательно, с вероятностью 1 постоянен. Так как $MX_\infty = M\xi_1$, то $(S_n/n) \xrightarrow{\text{п.н.}} M\xi_1$. $\triangleleft$

Можно получить также некоторые обобщения теорем о сходимости рядов в гл. 10 на случай зависимых слагаемых. Пусть

$$X_n = S_n = \sum_1^n \xi_k \quad \text{и} \quad X_n \text{ образуют субмартингал } (M(\xi_{n+1}/\mathcal{F}_n) \geq 0).$$

Пусть, кроме того, $M|X_n| < c$ при всех n и при некотором $c < \infty$. Тогда существует п. н. предел $S_\infty = \lim_{n \rightarrow \infty} S_n$. (Как и теорема 8, это есть некоторое обобщение теоремы о сходимости монотонной последовательности. Важнейшую роль при этом играет условие ограниченности $M|X_n|$.) В частности, если ξ_k независимы, $M\xi_k = 0$, и ξ_k имеют дисперсии σ_k^2 такие, что $\sum_1^\infty \sigma_k^2 < \sigma^2 < \infty$, то

$$M|X_n| \leq (MX_n^2)^{1/2} \leq \left(\sum_1^n \sigma_k^2 \right)^{1/2} \leq \sigma < \infty,$$

и, следовательно, $S_n \xrightarrow{\text{п.н.}} S_\infty$. Мы получили в качестве следствия теорему Колмогорова о сходимости рядов.

Пример 8. Рассмотрим ветвящийся процесс $\{\zeta_n\}$ (см. § 7.7). Мы знаем, что ζ_n допускает представление

$$\zeta_n = \xi_1 + \dots + \xi_{\zeta_{n-1}},$$

где ξ_k — одинаково распределенные целочисленные случайные величины, не зависящие между собой и от ζ_{n-1} и представляющие собой числа потомков k -й частицы в $(n-1)$ -м поколении. Если принять $\zeta_0 = 1$ и обозначить $\mu = M\xi_k$, то

$$M(\zeta_n/\zeta_{n-1}) = \mu\zeta_{n-1}, \quad M\zeta_n = \mu M\zeta_{n-1} = \mu^n.$$

Отсюда следует, что $X_n = \frac{\zeta_n}{\mu^n}$ образует мартингал, так как

$$M(X_n/X_{n-1}) = \mu^{1-n}\zeta_{n-1} = X_{n-1}.$$

Теорема 10. Последовательность $X_n = \mu^{-n}\zeta_n$ сходится почти наверное к собственной случайной величине X , $MX < \infty$. X ф. $\varphi(\lambda)$ случайной величины X удовлетворяет уравнению

$$\varphi(\mu\lambda) = f(\varphi(\lambda)),$$

где $f(z) = Mz^{\xi_k}$.

Теорема 10 означает, что $\mu^{-n}\zeta_n$ имеет при $n \rightarrow \infty$ собственное предельное распределение.

Доказательство. Так как $X_n \geq 0$, $MX_n = 1$, то первое утверждение немедленно вытекает из теоремы 8.

Так как Mz^{ξ_k} равно n -й итерации функции $f(z)$, то для х. ф. получим $(\varphi_n(\lambda) = Me^{i\lambda\zeta_n})$

$$\varphi_{\zeta_n}(\lambda) = f(\varphi_{\zeta_{n-1}}(\lambda)),$$

$$\varphi_{X_n}(\lambda) = \varphi_{\zeta_n}(\mu^{-n}\lambda) = f(\varphi_{\zeta_{n-1}}(\mu^{-n}\lambda)) = f\left(\varphi_{X_{n-1}}\left(\frac{\lambda}{\mu}\right)\right).$$

Поскольку $X_n \Rightarrow X$ и функция f непрерывна, то отсюда получаем уравнение для х. ф. предельного распределения X :

$$\varphi(\lambda) = f\left(\varphi\left(\frac{\lambda}{\mu}\right)\right). \triangleleft$$

В § 7.7 было установлено, что в случае $\mu \leq 1$ процесс ξ_n вырождается с вероятностью 1 и, следовательно, $P(X=0)=1$. Убедимся теперь, что в случае $\mu > 1$ распределение X не вырождено (не сосредоточено в нуле). Для этого достаточно доказать, что $\{X_n, 0 \leq n \leq \infty\}$ образует мартингал и что, следовательно, $MX = MX_n = 0$. По теореме 8 для этого достаточно убедиться, что последовательность X_n равномерно интегрируема. Чтобы упростить рассуждения, предположим, что $D\xi_h = \sigma^2 < \infty$ и покажем, что в этом случае $MX_n^2 < c < \infty$ (это, конечно, влечет за собой требуемую равномерную интегрируемость X_n , см. § 6.1). Непосредственно проверяется, что справедливо тождество

$$\xi_n^2 - \mu^{2n} = \sum_{k=1}^n [\xi_k^2 - (\mu \xi_{k-1})^2] \mu^{2n-2k}.$$

Так как

$$M[\xi_h^2 - (\mu \xi_{h-1})^2 / \xi_{h-1}] = \sigma^2 \xi_{h-1}$$

(надо вспомнить равенство $D\eta = M(\eta^2 - (M\eta)^2)$), то

$$D\xi_n = M(\xi_n^2 - \mu^{2n}) =$$

$$= \sum_{k=1}^n \mu^{2n-2k} \sigma^2 M\xi_{k-1} = \mu^{2n} \sigma^2 \sum_{k=1}^n \mu^{-k-1} = \frac{\sigma^2 \mu^n (\mu^n - 1)}{\mu (\mu - 1)}.$$

$$MX_n^2 = \mu^{-2n} M\xi_n^2 = 1 + \frac{\sigma^2 (1 - \mu^{-n})}{\mu (\mu - 1)} \leq 1 + \frac{\sigma^2}{\mu (\mu - 1)}.$$

Мы доказали таким образом, что X — невырожденная случайная величина, $MX = 1$, $DX_n \rightarrow \frac{\sigma^2}{\mu (\mu - 1)}$. Из последнего соотношения нетрудно получить, что $DX = \frac{\sigma^2}{\mu (\mu - 1)}$. Установить это можно, доказав, например, фундаментальность X_n второго порядка и тем самым (см. теорему 3 § 6.1) сходимость $X_n \xrightarrow{(2)} X$.

Глава 15

СЛУЧАЙНЫЕ ПРОЦЕССЫ С НЕПРЕРЫВНЫМ ВРЕМЕНЕМ

§ 1. Общие определения

Определение 1. *Случайным процессом**) называется семейство случайных величин $\xi(t) = \xi(t, \omega)$, заданных на одном вероятностном пространстве $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ и зависящих от параметра t , принимающего значения из некоторого множества T . Обозначать случайный процесс будем символами $\{\xi(t), t \in T\}$.

Последовательности независимых случайных величин $\xi_1, \xi_2, \dots$, рассматривавшиеся в предыдущих параграфах, являются случайными процессами, для которых $T = \{1, 2, 3, \dots\}$. То же самое справедливо и относительно сумм $S_1, S_2, \dots$ слагаемых $\xi_1, \xi_2, \dots$. Случайными процессами являются также последовательности $\{X_n, n = 0, 1, \dots\}$ величин, связанных в цепь Маркова, и мартингалы $\{X_n; n \in \mathcal{N}\}$, описанные в предыдущей главе. Такие процессы, у которых множество T можно отождествить со всей или с частью последовательности $\{\dots, -1, 0, 1, \dots\}$, обычно называются процессами с *дискретным временем* или *случайными последовательностями*.

Если T совпадает с некоторым числовым интервалом $T = [a, b]$ (это может быть также вся прямая $-\infty < t < \infty$ или полупрямая $t \geq 0$), то совокупность $\{\xi(t), t \in T\}$ называют процессом с *непрерывным временем*.

Простым примером таких процессов могут служить процессы восстановления $\{\eta(t), t \geq 0\}$, описанные в гл. 9.

В этой главе мы будем рассматривать лишь *процессы с непрерывным временем*. Интерпретация параметра t как времени, конечно, не обязательна. Она возникла исторически, поскольку в большинстве естественнонаучных задач, которые привели к появлению понятия случайного процесса, параметр t был временем, а значение $\xi(t)$ было тем, что наблюдалось в момент времени t .

Как случайный процесс можно рассматривать, например, движение молекулы газа во времени, уровень воды в водохранилище, колебания крыла самолета и т. п.

*) Наряду с термином «случайный процесс» часто используются также названия «вероятностный» или «стохастический» процесс.

Процессом с непрерывным временем является, например, случайная функция

$$\xi(t) = \sum_{k=0}^{\infty} \sin kt \frac{\xi_k}{2^k}, \quad t \in [0, 2\pi],$$

где ξ_k независимы и одинаково распределены.

Рассмотрим некоторый случайный процесс $\{\xi(t), t \in T\}$.

Если фиксировать $\omega \in \Omega$, то мы получим функцию $\xi(t)$, $t \in T$, которую часто называют *выборочной функцией* или *траекторией* процесса. Таким образом, в роли случайных величин здесь выступают функции. Как и раньше, можно было бы рассматривать здесь *выборочное* вероятностное пространство. Его можно построить, например, так. Рассмотрим пространство $\mathcal{X}$ функций $x(t)$, $t \in T$, в котором лежат траектории $\xi(t)$. Пусть далее $\mathfrak{B}_{\mathcal{X}}^T$ есть σ -алгебра подмножеств из $\mathcal{X}$, порожденная множествами вида

$$C = \{x \in \mathcal{X} : x(t_1) \in B_1, \dots, x(t_n) \in B_n\} \quad (1)$$

для любых n , любых $t_1, \dots, t_n$ из T и любых борелевских множеств $B_1, \dots, B_n$. Множества такого вида называются *цилиндрическими*; всевозможные конечные объединения цилиндрических множеств образуют алгебру, порождающую $\mathfrak{B}_{\mathcal{X}}^T$. Если процесс $\xi(t, \omega)$ задан, то он определяет измеримое отображение $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$ в $\langle \mathcal{X}, \mathfrak{B}_{\mathcal{X}}^T \rangle$, так как, очевидно, $\xi^{-1}(C) = \{\omega : \xi(\cdot, \omega) \in C\} \in \mathfrak{F}$ для любого цилиндрического множества C и, следовательно, $\xi^{-1}(B) \in \mathfrak{F}$ для любого $B \in \mathfrak{B}_{\mathcal{X}}^T$. Это отображение индуцирует распределение P_{ξ} на $\langle \mathcal{X}, \mathfrak{B}_{\mathcal{X}}^T \rangle$, определяемое равенствами $P_{\xi}(B) = P(\xi^{-1}(B))$. Тройка $\langle \mathcal{X}, \mathfrak{B}_{\mathcal{X}}^T, P_{\xi} \rangle$ и называется *выборочным вероятностным пространством*. В этом пространстве элементарный исход « ω » отождествляется с траекторией процесса, а мера P_{ξ} называется *распределением процесса* ξ .

Если же, рассматривая процесс $\{\xi(t)\}$, фиксировать значения времени $t_1, t_2, \dots, t_n$, то мы получим многомерную случайную величину $(\xi(t_1, \omega), \dots, \xi(t_n, \omega))$. Распределения таких величин называют *конечномерными распределениями* процесса.

В качестве пространства $\mathcal{X}$ в теории случайных процессов с континуальным множеством T значений времени t чаще других рассматриваются следующие пространства функций.

1. Пространство всех функций на T

$$\mathcal{X} = R^T = \prod_{t \in T} R_t,$$

где R_t есть экземпляры вещественной прямой $(-\infty, \infty)$. Это пространство обычно рассматривают в паре с σ -алгеброй $\mathfrak{B}_R^T$

подмножеств из R^T , порожденной цилиндрическими множествами.

2. $C(T)$ — пространство всех непрерывных на T функций (будем писать $C(a, b)$, если $T = [a, b]$). В этом пространстве наряду с σ -алгеброй $\mathfrak{B}_C^T$, порожденной цилиндрическими множествами из $C(T)$ (эта σ -алгебра уже, чем аналогичная σ -алгебра в R^T), часто рассматривают также σ -алгебру $\mathfrak{B}_{C(T)}$ (борелевскую σ -алгебру), порожденную множествами, открытыми относительно равномерной метрики

$$\rho(x, y) = \sup_{t \in T} |y(t) - x(t)|, \quad x, y \in C(T).$$

Оказывается, что в пространстве $C(T)$ всегда $\mathfrak{B}_{C(T)} = \mathfrak{B}_C^T$ *).

3. Пространство $D(T)$ функций, у которых в каждой точке t существуют пределы $x(t-0)$ и $x(t+0)$, причем значение $x(t)$ совпадает либо с $x(t-0)$, либо с $x(t+0)$. Если $T = [a, b]$, то предполагается также, что $x(a) = x(a+0)$, $x(b) = x(b-0)$. Это пространство называют часто пространством функций без разрывов второго рода **). Пространство функций, для которых в остальных точках $x(t) = x(t-0)$ ($x(t) = x(t+0)$), будем обозначать $D_-(T)$ ($D_+(T)$). Пространство $D_+(T)$ ($D_-(T)$) будем называть также пространством функций, непрерывных справа (слева). Например, траектории процессов восстановления, описанных в гл. 9, принадлежат $D_+(0, \infty)$.

В пространстве $D(T)$ также можно строить борелевскую σ -алгебру относительно подходящей метрики, но мы ограничимся использованием σ -алгебры $\mathfrak{B}_D^T$ подмножеств из $D(T)$.

После проведенных рассмотрений можно сформулировать следующее эквивалентное определение случайного процесса. Пусть $\mathcal{X}$ — заданное пространство функций и $\mathfrak{G}$ есть σ -алгебра его подмножеств, содержащая σ -алгебру $\mathfrak{B}_{\mathcal{X}}^T$ цилиндрических множеств.

Определение 2. Случайным процессом $\xi(t) = \xi(t, \omega)$ называется измеримое (по ω) отображение $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ на $\langle \mathcal{X}, \mathfrak{G}, P_{\xi} \rangle$ (каждому ω ставится в соответствие $\xi(t) = \xi(t, \omega)$ так, что $\xi^{-1}(G) = \{\omega: \xi(\cdot) \in G\} \in \mathfrak{F}$ для $G \in \mathfrak{G}$).

P_{ξ} называется распределением процесса. Условие $\mathfrak{B}_{\mathcal{X}}^T \subset \mathfrak{G}$ нужно для того, чтобы были определены вероятности цилиндрических множеств и, в частности, вероятности $P(\xi(t) \in B)$, $B \in \mathfrak{B}$, означающие, что $\xi(t)$ есть случайные величины.

До сих пор как бы предполагалось, что процесс $\xi(t)$ задан и нам известно, что его траектории лежат в $\mathcal{X}$. Однако это бывает весьма редко. Чаще процесс пытаются описать теми или

*) См., например, [5].

**) Разрыв второго рода связан либо с учащающимися незатухающими колебаниями, либо с уходом на бесконечность.

иньими сведениями о его распределении. Можно задавать, например, конечномерные распределения. Из теоремы Колмогорова о согласованных распределениях *) (см. Приложение 2) следует, что задание согласованных конечномерных распределений определяет однозначно распределение процесса P_{ξ} на пространство $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$. Эту теорему можно рассматривать как теорему существования случайного процесса в $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$ с заданными конечномерными распределениями.

Однако пространство $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$ не очень удобно для изучения случайных процессов. Дело в том, что далеко не все часто употребляемые в анализе соотношения для функций порождают события — т. е. множества, которые принадлежат σ -алгебре $\mathfrak{B}_R^T$ и о вероятности которых имеет смысл говорить. Ведь на основании определения можно с уверенностью сказать, что событиями являются лишь элементы σ -алгебры, порожденной событиями $\{\xi(t) \in B\}$, $t \in T$, где B — борелевские множества. Множество $\{\sup_{t \in T} \xi(t) < c\}$, например, может и не быть событием, так как мы знаем лишь представление его в виде $\bigcap_{t \in T} \{\xi(t) < c\}$, т. е.

в виде пересечения *песчетного* числа измеримых множеств, если T есть интервал числовой оси.

Имеет место и другое неудобство — распределение P_{ξ} на $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$ не определяет однозначно свойств траекторий $\xi(t)$. Этот факт связан с тем, что пространство R^T очень богато и принадлежность $x(\cdot)$ цилиндрическому множеству вида (1) не несет в себе никакой информации о поведении $x(t)$ в точках t , отличных от $t_1, \dots, t_n$. Это же относится и к произвольным множествам A из $\mathfrak{B}_R^T$ — грубо говоря, принадлежность $x(\cdot) \in A$ может определять значения $x(t)$ разве лишь в счетном числе точек. (Ниже мы увидим, что даже такое множество, как $\{x(t) \equiv 0\}$, не принадлежит $\mathfrak{B}_R^T$.) Чтобы задать всю траекторию процесса, недостаточно задать распределение на $\mathfrak{B}_R^T$; эту σ -алгебру надо расширять.

Прежде чем приводить соответствующий пример, дадим следующее

*) Напомним определение согласованных распределений. Пусть R_t , $t \in T$, — вещественные прямые, $\mathfrak{B}_t$ — σ -алгебры борелевских множеств на R_t . Пусть $T_n = \{t_1, \dots, t_n\}$ — конечное подмножество чисел из T . Конечномерное распределение $(\xi(t_1, \omega), \dots, \xi(t_n, \omega))$ есть распределение P_{T_n} на $(R^{T_n}, \mathfrak{B}^{T_n})$, где $R^{T_n} = \prod_{t \in T_n} R_t$, $\mathfrak{B}^{T_n} = \prod_{t \in T_n} \mathfrak{B}_t$. Пусть даны два конечных

подмножества T' и T'' из T и $(R', \mathfrak{B}')$, $(R'', \mathfrak{B}'')$ — соответствующие подпространства $(R^T, \mathfrak{B}^T)$. Распределения $P_{T'}$ и $P_{T''}$ на $(R', \mathfrak{B}')$, $(R'', \mathfrak{B}'')$ согласованы, если их проекции на общую часть пространств R' и R'' (если таковая существует) совпадают.

Определение 3. Процессы $\xi(t)$ и $\eta(t)$ называются *эквивалентными* (или *стохастически эквивалентными*), если $P(\xi(t) = \eta(t)) = 1$ при всех $t \in T$. Процесс η будем называть *модификацией* ξ .

Очевидно, что конечномерные распределения для эквивалентных процессов совпадают и, стало быть, совпадают распределения P_ξ и P_η в $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$.

Пример 1. Обозначим

$$x_a(t) = \begin{cases} 0, & t \neq a, \\ 1, & t = a \end{cases}$$

и пополним $\mathfrak{B}_R^T$ элементами $x_a(t)$, $a \in [0, 1]$, и элементом $x^0(t) \equiv 0$. Пусть $\gamma \in U_{0,1}$. Рассмотрим два случайных процесса $\xi_0(t)$ и $\xi_1(t)$, определенных следующим образом: $\xi_0(t) \equiv x^0(t)$, $\xi_1(t) \equiv x_\gamma(t)$. Тогда, очевидно,

$$P(\xi_0(t) = \xi_1(t)) = P(\gamma \neq t) = 1,$$

процессы ξ_0 и ξ_1 эквивалентны и, следовательно, их распределения в $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$ совпадают. Однако мы видим, что траектории этих процессов существенно различны.

На приведенном примере легко понять, что множество всех непрерывных функций $C(T)$, множество $\left\{ \sup_{t \in [0,1]} x(t) < x \right\}$, элемент $\{x(t) \equiv 0\}$ и многие другие *не принадлежат* $\mathfrak{B}_R^T$. Действительно, если допустить противное, например, что $C(T) \in \mathfrak{B}_R^T$, то мы в силу эквивалентности ξ_0 и ξ_1 должны были бы иметь $P(\xi_0 \in C(0,1)) = P(\xi_1 \in C(0,1))$, в то время как первая из этих вероятностей равна 1, а вторая нулю.

Простейший путь преодоления отмеченных выше трудностей и неудобств состоит в том, чтобы задавать процессы в пространствах $C(T)$ или $D(T)$, если это возможно. Если, например, $\xi(t) \in C(T)$, $\eta(t) \in C(T)$ и они эквивалентны, то траектории этих процессов будут с вероятностью 1 полностью совпадать, так как в этом случае

$$\bigcap_{t \text{ рациональны}} \{\xi(t) = \eta(t)\} = \bigcap_{t \in T} \{\xi(t) = \eta(t)\} = \{\xi(t) = \eta(t) \text{ при всех } t \in T\},$$

где вероятность события в левой части равенства определена (это есть вероятность пересечения счетного числа событий) и равна 1. Аналогично обстоит дело, например, с событиями $\left\{ \sup_{t \in T} \xi(t) < c \right\} = \bigcap_{t \in T} \{\xi(t) < c\}$.

Точно такие же рассуждения справедливы для пространств $D(T)$, поскольку каждый элемент $x(\cdot)$ из D однозначно опреде-

ляется значениями $x(t)$ на счетном всюду плотном множестве значений t (например, на множестве рациональных чисел).

Итак, допустим, что удалось тем или иным способом установить, что для исходного процесса $\xi(t)$ (пусть он задан на $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$) существует его непрерывная модификация, т. е. эквивалентный ему процесс $\eta(t)$ такой, что траектории $\eta(t)$ с вероятностью 1 непрерывны (или принадлежат $D(T)$). Сказанное означает прежде всего, что мы расширили каким-то образом σ -алгебру $\mathfrak{B}_R^T$ присоединением, скажем, множества $C(T)$ и рассматриваем теперь распределение ξ на σ -алгебре $\mathfrak{B}^T = \sigma(\mathfrak{B}_R^T, C(T))$ (иначе приведенные слова теряют смысл). Но распределение ξ может быть продолжено с $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$ на $\langle R^T, \mathfrak{B}^T \rangle$ не однозначно (это мы видели в примере 1; продолжение можно задать, положив, например, $P(\xi \in C(T)) = 0$). Сказанное выше о процессе η означает, что существует продолжение P_η такое, что $P_\eta(C(T)) = P(\eta \in C(T)) = 1$.

Далее, часто бывает лучше совсем не иметь дела с неудобным пространством $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$. Для этого можно задать распределение процесса η на суженном пространстве $\langle C(T), \mathfrak{B}_C^T \rangle$. Ведь ясно, что $\mathfrak{B}_C^T \subset \mathfrak{B}^T = \sigma(\mathfrak{B}_R^T, C(T))$, $\mathfrak{B}_C^T = \mathfrak{B}^T \cap C(T)$ (первая из этих σ -алгебр порождена множествами вида (1), пересеченными с $C(T)$). Поэтому, рассматривая распределение η , сосредоточенное на $C(T)$, можно ограничиться сужением пространства $\langle R^T, \mathfrak{B}^T \rangle$ до $\langle C(T), \mathfrak{B}_C^T \rangle$, определив на последнем вероятность как значение $P_\eta(A) = P(\eta \in A)$, $A \in \mathfrak{B}_C^T \subset \mathfrak{B}^T$. Тем самым построен процесс η с непрерывными выборочными траекториями, эквивалентный исходному процессу ξ (если их распределения рассматривать в $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$).

Чтобы осуществлять эту конструкцию, надо теперь уметь выяснять по распределению процесса ξ , существует для него непрерывная модификация η или нет.

Прежде чем переходить к формулировке и доказательству соответствующих теорем, отметим еще раз, что названные выше трудности носят главным образом *математический характер*, т. е. связаны с математической моделью случайного процесса. В реальных прикладных задачах, как правило, бывает заранее ясно, является рассматриваемый процесс непрерывным или нет. Если он «физически» непрерывен и мы хотим построить адекватную модель, то, конечно, из всех эквивалентных модификаций процесса надо взять непрерывную.

Точно такие же рассуждения остаются справедливыми, если вместо непрерывных траекторий рассматривать траектории из $D(T)$. Существо проблемы при этом остается тем же: трудности устраняются, если есть возможность описать всю траекторию

процесса $\xi(\cdot)$ значениями $\xi(t)$ лишь на каком-нибудь счетном множестве значений t . Процессы, обладающие таким свойством, будем называть *регулярными*.

§ 2. Условия регулярности процессов

Выясним сначала условия, при которых процесс имеет непрерывную модификацию. В качестве множества T , не ограничивая общности, будем рассматривать отрезок $T = [0, 1]$.

Очень простой критерий существования непрерывной модификации, принадлежащий Колмогорову, основан на знании лишь *двумерных распределений* $\xi(t)$.

Теорема 1 (Колмогоров). Пусть $\xi(t)$ — случайный процесс на $[0, 1]$. Если при всех $t, t+h$ из отрезка $[0, 1]$

$$M|\xi(t+h) - \xi(t)|^a \leq c|h|^{1+b} \quad (2)$$

при каких-нибудь $a > 0, b > 0, c < \infty$, то $\xi(\cdot)$ имеет непрерывную модификацию.

Мы получим это утверждение в качестве следствия более общей теоремы, условия которой воспринимаются несколько труднее, но имеют тот же смысл, что и (2).

Теорема 2. Пусть при всех $t, t+h$ из отрезка $[0, 1]$

$$P(|\xi(t+h) - \xi(t)| > \varepsilon(h)) \leq q(h),$$

где $\varepsilon(h), q(h)$ — убывающие четные функции от h , обладающие свойством

$$\sum_1^\infty \varepsilon(2^{-n}) < \infty, \quad \sum_1^\infty 2^n q(2^{-n}) < \infty.$$

Тогда $\xi(\cdot)$ имеет непрерывную модификацию.

Доказательство. Воспользуемся приближениями процесса $\xi(t)$ с помощью непрерывных процессов. Положим

$$t_{n,r} = r2^{-n}, \quad r = 0, 1, \dots, 2^n,$$

$$\xi_n(t) = \xi(t_{n,r}) + 2^n(t - t_{n,r})[\xi(t_{n,r+1}) - \xi(t_{n,r})]$$

при $t \in [t_{n,r}, t_{n,r+1}]$. Из рис. 15 видно, что

$$|\xi_{n+1}(t) - \xi_n(t)| \leq$$

$$\leq |\xi(t_{n+1,2r+1}) - \frac{1}{2}[\xi(t_{n+1,2r}) + \xi(t_{n+1,2r+2})]| \leq \frac{1}{2}(\alpha + \beta),$$

$$\text{где } \alpha = |\xi(t_{n+1,2r+1}) - \xi(t_{n+1,2r})|, \quad \beta = |\xi(t_{n+1,2r+1}) - \xi(t_{n+1,2r+2})|,$$

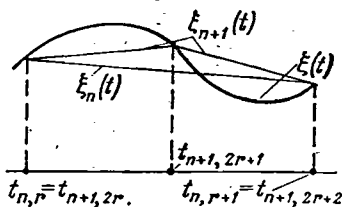


Рис. 15

Отсюда следует, что

$$Z_n \equiv \max_{t \in [t_{n,r}, t_{n,r+1}]} |\xi_{n+1}(t) - \xi_n(t)| \leq \frac{1}{2}(\alpha + \beta),$$

$$P(Z_n > \varepsilon(2^{-n})) \leq P(\alpha > \varepsilon(2^{-n})) + P(\beta > \varepsilon(2^{-n})) \leq 2q(2^{-n})$$

(здесь неявно введены вероятности на событиях, не принадлежащих $\mathfrak{B}_R^T$, через вероятности событий из $\mathfrak{B}_R^T$). Так как здесь всего 2^n отрезков типа $[t_{n,r}, t_{n,r+1}]$, $r = 0, 1, \dots, 2^n - 1$, то

$$P\left(\max_{t \in [0,1]} |\xi_{n+1}(t) - \xi_n(t)| > \varepsilon(2^{-n})\right) \leq 2^{n+1}q(2^{-n}).$$

Поскольку $\sum_1^\infty 2^n q(2^{-n}) < \infty$, то по лемме Бореля — Кантелли для н. в. ω (т. е. для $\omega \in A$, $P(A) = 1$) существует $n(\omega)$ такое, что при всех $n \geq n(\omega)$

$$\max_{t \in [0,1]} |\xi_{n+1}(t) - \xi_n(t)| \equiv \rho(\xi_{n+1}, \xi_n) < \varepsilon(2^{-n}).$$

Отсюда следует н. н. фундаментальность последовательности ξ_n , поскольку

$$\rho(\xi_n, \xi_m) \leq \varepsilon_n \equiv \sum_n^\infty \varepsilon(2^{-k}) \rightarrow 0$$

при $n \rightarrow \infty$ и всех $m > n$, $\omega \in A$. Следовательно, для $\omega \in A$ существует $\lim_{n \rightarrow \infty} \xi_n(t) = \eta(t)$, $|\xi_n(t) - \eta(t)| \leq \varepsilon_n$, так что сходимость $\xi_n(t) \rightarrow \eta(t)$ является равномерной. Вместе с непрерывностью $\xi_n(t)$ это означает непрерывность $\eta(t)$ (здесь мы доказываем, собственно, полноту пространства $C(0, 1)$).

Осталось убедиться в эквивалентности ξ и η . Для $t = t_{n,r}$ имеем $\xi_{n+k}(t) = \xi(t)$ при всех $k \geq 0$, так что $\eta(t) = \xi(t)$. Если $t \neq t_{n,r}$, при всех n и r , то существует последовательность r_n такая, что $t_{n,r_n} \rightarrow t$, $0 < t - t_{n,r_n} < 2^{-n}$ и, следовательно,

$$P(|\xi(t_{n,r_n}) - \xi(t)| > \varepsilon(t - t_{n,r_n})) \leq q(t - t_{n,r_n}),$$

$$P(|\xi(t_{n,r_n}) - \xi(t)| > \varepsilon(2^{-n})) \leq q(2^{-n}).$$

В силу леммы Бореля — Кантелли это означает, что $\xi_{n,r_n} \rightarrow \xi(t)$ с вероятностью 1. Одновременно в силу непрерывности $\eta(t)$ выполняется $\eta(t_{n,r_n}) \rightarrow \eta(t)$. Так как $\xi(t_{n,r_n}) = \eta(t_{n,r_n})$, то $\xi(t) = \eta(t)$ с вероятностью 1. $\blacktriangleleft$

Из теоремы 1 вытекает

Следствие 1. Если

$$M|\xi(t+h) - \xi(t)|^a \leq c|h|/|\log|h||^{1+b} \quad (3)$$

при некоторых $b > a > 0$, $c < \infty$, то выполнены условия теоремы 1 и, следовательно, для $\xi(t)$ существует непрерывная модификация.

Условие (3), конечно, будет выполнено, если выполнено (2), так что теорема Колмогорова является следствием теоремы 2.

Доказательство. Положим $\varepsilon(h) = |\log |h||^{-\beta}$, $1 < \beta < b/a$. Тогда

$$\sum_1^\infty \varepsilon(2^{-n}) = \sum_1^\infty n^{-\beta} < \infty,$$

и по неравенству типа Чебышева

$$\begin{aligned} P(|\xi(t+h) - \xi(t)| > \varepsilon(h)) &\leq \frac{c|h|}{|\log |h||^{1+\delta}} (\varepsilon(h))^{-a} = \\ &= \frac{c|h|}{|\log |h||^{1+\delta}} \equiv q(h), \end{aligned}$$

где $\delta = b - a\beta > 0$. Остается заметить, что

$$\sum_1^\infty 2^n q(2^{-n}) = \sum_1^\infty |\log 2^{-n}|^{-1-\delta} = \sum_1^\infty n^{-1-\delta} < \infty. \quad \blacktriangleleft$$

Критерий существования модификации $\xi(t)$, принадлежащей пространству $D(T)$, формулируется и доказывается сложнее и связан с более слабыми условиями, накладываемыми на процесс. Ограничимся лишь формулировкой следующего утверждения:

Теорема 3 (Колмогоров — Ченцов). Если при некоторых $\alpha \geq 0$, $\beta \geq 0$, $b > 0$ и при всех $t - h_1 \leq t \leq t + h_2$ из отрезка $[0, 1]$

$$M|\xi(t) - \xi(t - h_1)|^\alpha |\xi(t + h_2) - \xi(t)|^\beta < ch^{1+\beta}, \quad h = h_1 + h_2, \quad (4)$$

то существует модификация $\xi(t)$ из $D(0, 1)^*$.

Условие (4) допускает следующее обобщение:

$$P(|\xi(t + h_2) - \xi(t)| |\xi(t) - \xi(t - h_1)| \geq \varepsilon(h)) \leq q(h), \quad (5)$$

при котором утверждение теоремы также сохранится (здесь $\varepsilon(h)$, $q(h)$ имеют тот же смысл, что и в теореме 1).

Следующие два примера иллюстрируют в какой-то мере характер условий теорем 1—3.

Пример 2. Допустим, что случайный процесс $\xi(t)$ имеет вид $\xi(t) = \sum_{k=1}^r \xi_k \varphi_k(t)$, где $\varphi_k(t)$ удовлетворяют условию Гёльдера $|\varphi_k(t+h) - \varphi_k(t)| \leq c|h|^\alpha$, $\alpha > 0$, $(\xi_1, \dots, \xi_r)$ — произвольный случайный вектор, у которого конечны $M|\xi_k|^\beta$ при некотором

*) Подробнее об этом см., например, [11].

$l > 1/\alpha$. Тогда процесс $\xi(t)$ (он является, очевидно, непрерывным) удовлетворяет условию (2). Действительно,

$$M|\xi(t+h) - \xi(t)|^l \leq c_1 \sum_{k=1}^r M|\xi_k|^l c^l |h|^{\alpha l} \leq c_2 |h|^{\alpha l}.$$

Пример 3. Пусть $\gamma \in U_{0,1}$, $\xi(t) = 0$ при $t < \gamma$, $\xi(t) = 1$ при $t \geq \gamma$. Тогда $M|\xi(t+h) - \xi(t)|^l = P(\gamma \in (t, t+h)) = h$ при любом $l > 0$. Здесь условие (2) не выполнено, хотя $|\xi(t+h) - \xi(t)| \xrightarrow{p} 0$ при $h \rightarrow 0$. Условие (4), очевидно, выполнено, так как здесь

$$M|\xi(t) - \xi(t-h_1)| |\xi(t+h_2) - \xi(t)| = 0. \quad (6)$$

Примерно те же результаты получим, если в качестве $\xi(t)$ рассмотрим процесс восстановления для последовательности $\gamma_1, \gamma_2, \dots$, где распределение γ_j имеет плотность. В этом случае вместо (6) будет выполняться

$$M|\xi(t) - \xi(t-h_1)| |\xi(t+h_2) - \xi(t)| \leq ch_1 h_2 \leq ch^2.$$

В общем случае, когда мы не располагаем данными для построения модификаций процесса ξ из пространства $C(T)$ или $D(T)$, трудности, отмеченные в § 1, позволяет преодолеть введение понятия сепарабельности.

Определение 4. Процесс $\xi(t)$ называется *сепарабельным*, если существует всюду плотное в T счетное множество S такое, что

$$P\left(\overline{\lim}_{\substack{u \rightarrow t \\ u \in S}} \xi(u) \geq \xi(t) \geq \lim_{\substack{u \rightarrow t \\ u \in S}} \xi(u) \text{ для всех } t \in T\right) = 1. \quad (7)$$

Это свойство эквивалентно тому, что для любого интервала $I \subset T$

$$P\left(\sup_{u \in I \cap S} \xi(u) = \sup_{u \in I} \xi(u); \quad \inf_{u \in I \cap S} \xi(u) = \inf_{u \in I} \xi(u)\right) = 1.$$

Дубу принадлежит теорема *), утверждающая, что *любой случайный процесс имеет сепарабельную модификацию*.

Построение сепарабельной модификации процесса, так же, как и построение модификаций из $C(T)$ или $D(T)$, означает расширение σ -алгебры $\mathfrak{B}_R^T$, куда присоединяются несчетные пересечения вида

$$A = \bigcap_{u \in I} \{\xi(u) \in [a, b]\} = \left\{ \sup_{u \in I} \xi(u) \leq b, \inf_{u \in I} \xi(u) \geq a \right\},$$

и распространение на это расширение меры P с помощью

*) См. [5], [13].

равенств

$$P(A) = P\left(\bigcap_{u \in I \cap S} \{\xi(u) \in [a, b]\}\right),$$

где под знаком вероятности стоит уже элемент $\mathfrak{B}_R^T$.

Можно отметить, что для сепарабельных процессов такие множества, как множество всех неубывающих функций, множества $C(T)$, $D(T)$ и др. являются событиями. Процессы из $C(T)$ или $D(T)$ очевидно, автоматически будут сепарабельными. И наоборот, если процесс сепарабелен и допускает непрерывную модификацию (модификацию из $D(T)$), то он сам будет непрерывным (принадлежать $D(T)$). Действительно, если η есть непрерывная модификация ξ , то

$$P(\xi(t) = \eta(t) \text{ для всех } t \in S) = 1.$$

Отсюда на основании (7) получаем

$$P\left(\overline{\lim}_{\substack{u \rightarrow t \\ u \in S}} \eta(u) \geq \xi(t) \geq \underline{\lim}_{\substack{u \rightarrow t \\ u \in S}} \eta(u) \text{ при всех } t \in T\right) = 1.$$

Так как $\overline{\lim}_{\substack{u \rightarrow t \\ u \in S}} \eta(u) = \lim_{u \rightarrow t} \eta(u) = \eta(t)$, то получаем, что

$$P(\xi(t) = \eta(t) \text{ при всех } t \in T) = 1.$$

В примере 1 процесс $\xi_1(t)$, очевидно, не является сепарабельным. Процесс $\xi_0(t)$ есть его сепарабельная модификация.

Наряду с непрерывностью выборочных траекторий существует еще один способ характеризовать свойство непрерывности случайного процесса.

Определение 5. Случайный процесс $\xi(t)$ называется *стохастически непрерывным*, если при всех $t \in T$ и $h \rightarrow 0$

$$\xi(t+h) \xrightarrow{p} \xi(t) \quad (P(|\xi(t+h) - \xi(t)| > \varepsilon) \rightarrow 0).$$

Здесь мы имеем дело лишь с двумерными распределениями $\xi(t)$.

Ясно, что все процессы с непрерывными траекториями являются стохастически непрерывными. Но не только. Разрывные процессы в примерах 1 и 3 также являются стохастически непрерывными. Разрывный процесс перестанет быть таковым в точке t_0 , если точка разрыва τ ($\xi(\tau+0) \neq \xi(\tau-0)$) обладает свойством $P(\tau = t_0) > 0$.

Определение 6. Процесс $\xi(t)$ называется *непрерывным в среднем порядка r* (в среднеквадратичном при $r=2$), если при всех $t \in T$ и $h \rightarrow 0$

$$\xi(t+h) \xrightarrow{(r)} \xi(t)$$

или, что то же, $M|\xi(t+h) - \xi(t)|^r \rightarrow 0$.

Разрывный процесс $\xi(t)$ в примере 3 будет непрерывным в среднем любого порядка. Поэтому сама по себе непрерывность в среднем и стохастическая непрерывность, не очень много говорят о свойствах траекторий (они говорят лишь, что скачок в окрестности каждой фиксированной точки t маловероятен). Как показывает теорема Колмогорова, для того чтобы характеризовать свойства траекторий, нужны количественные оценки для $M|\xi(t+h) - \xi(t)|^r$ или для $P(|\xi(t+h) - \xi(t)| > \epsilon)$.

Из теорем непрерывности для моментов следует, что для стохастически непрерывного процесса $\xi(t)$ и любой непрерывной и ограниченной функции $g(x)$ функция $Mg(\xi(t))$ непрерывна. Это утверждение сохранится, если ограниченность $g(x)$ заменить условием $\sup M|g(\xi(t))|^\alpha < \infty$ при каком-нибудь $\alpha > 1$.

Последующие гл. 16, 18, 19 будут посвящены изучению тех типов случайных процессов, которые можно задать явной формой конечномерных распределений. К ним относятся:

1. Процессы с независимыми приращениями.
2. Марковские процессы.
3. Гауссовские процессы.

В гл. 19, кроме того, будут рассмотрены некоторые вопросы теории случайных процессов с конечными моментами второго порядка. Гл. 17 содержит предельные теоремы для случайных процессов, порожденных последовательными суммами независимых случайных величин.

ПРОЦЕССЫ С НЕЗАВИСИМЫМИ ПРИРАЩЕНИЯМИ

§ 1. Общие свойства

Определение 1. Процесс $\{\xi(t), t \in [a, b]\}$, определенный на отрезке $[a, b]$, называется *процессом с независимыми приращениями*, если для любых $t_0 < t_1 < \dots < t_n$, $a \leq t_0$, $t_n \leq b$, случайные величины $\xi(t_0)$, $\xi(t_1) - \xi(t_0)$, $\dots$, $\xi(t_n) - \xi(t_{n-1})$ независимы.

Процесс с независимыми приращениями называется *однородным*, если распределение $\xi(t_1) - \xi(t_0)$ определяется лишь длиной интервала $t_1 - t_0$ и не зависит от t_0 .

В дальнейшем для простоты везде будем считать, что $a = 0$; $\xi(0) = 0$, $b = 1$.

Определение 2. Распределение случайной величины ξ называется *безгранично делимым* (ср. с § 8.9), если при любом n величину ξ можно представить в виде суммы независимых одинаково распределенных случайных величин: $\xi = \xi_{1,n} + \dots + \xi_{n,n}$. Если $\varphi(\lambda)$ есть х.ф. ξ , то отмеченное свойство эквивалентно тому, что $\varphi^{1/n}$ при любом n является х.ф.

Из приведенных определений ясно, что распределение $\xi(t)$ для однородного процесса с независимыми приращениями ξ безгранично делимо, так как $\xi(t) = \xi_{1,n} + \dots + \xi_{n,n}$, где $\xi_{k,n} = \xi(kt/n) - \xi((k-1)t/n)$ независимы и распределены как $\xi(t/n)$.

Теорема 1. 1) Пусть $\{\xi(t), t \geq 0\}$ — стохастически непрерывный однородный процесс с независимыми приращениями и пусть $\varphi_t(\lambda) = Me^{i\lambda\xi(t)}$ есть х.ф. $\xi(t)$, $\varphi(\lambda) = \varphi_1(\lambda)$. Тогда

$$\varphi_t(\lambda) = \varphi^t(\lambda), \quad (1)$$

$\varphi(\lambda) \neq 0$ ни при каком λ . ((1) означает, что $\varphi^t(\lambda)$ обязано быть х.ф. при любом t .)

2) Пусть $\varphi(\lambda)$ есть х.ф. безгранично делимого распределения. Тогда существует случайный процесс $\{\xi(t), t \geq 0\}$, удовлетворяющий условиям 1), и такой, что $Me^{i\lambda\xi(1)} = \varphi(\lambda)$.

Обозначим через $\mathcal{L}$ класс х.ф. всех безгранично делимых распределений и через $\mathcal{L}_1$ класс х.ф. распределений $\xi(t)$ для стохастически непрерывных однородных процессов с независимыми приращениями. Тогда из теоремы 1 следует, что $\mathcal{L} = \mathcal{L}_1$. Класс $\mathcal{L}$ будет охарактеризован в § 5.

Доказательство. 1) Пусть $\xi(t)$ удовлетворяет условиям п. 1) теоремы. Тогда $\xi(t)$ можно представить в виде суммы

независимых приращений

$$\xi(t) = \sum_1^n [\xi(t_j) - \xi(t_{j-1})], \quad t_0 = 0, \quad t_n = t, \quad t_j > t_{j-1}.$$

Отсюда следует, в частности, что

$$\varphi_t(\lambda) = [\varphi_{1/n}(\lambda)]^{[tn]} \varphi_{t - \frac{[tn]}{n}}(\lambda) = \varphi(\lambda)^{[tn]/n} \varphi_{t - \frac{[tn]}{n}}(\lambda).$$

Здесь $t - \frac{[tn]}{n} \rightarrow 0$, $\varphi_{t - \frac{[tn]}{n}}(\lambda) \rightarrow 1$ (в силу стохастической непрерывности), $\varphi^{[tn]/n}(\lambda) \rightarrow \varphi^t(\lambda)$ при $n \rightarrow \infty$. Отсюда следует, что $\varphi_t(\lambda) \rightarrow \varphi^t(\lambda)$ при $n \rightarrow \infty$. Но $\varphi_t(\lambda)$ и $\varphi^t(\lambda)$ от n не зависят, значит, $\varphi_t(\lambda) = \varphi^t(\lambda)$.

Далее, $\varphi_t(\lambda) = \varphi^t(\lambda) \rightarrow 1$ при $t \rightarrow 0$ и при любом λ . Это возможно, если $\varphi(\lambda) \neq 0$ ни при каком λ .

2) Заметим предварительно, что если $\varphi \in \mathcal{L}$, то φ^t при любом $t > 0$ есть снова х.ф. Действительно,

$$\varphi^t(\lambda) = \lim_{n \rightarrow \infty} \varphi^{\frac{[tn]}{n}}(\lambda),$$

так что $\varphi^t(\lambda)$ есть непрерывный в точке $\lambda = 0$ предел х.ф. По теореме непрерывности для х.ф. это снова есть х.ф.

Построим теперь случайный процесс $\xi(t)$ с независимыми приращениями, задав его конечномерные распределения. Положим $0 = t_0 < t_1 < \dots < t_k$, $\Delta_j = \xi(t_j) - \xi(t_{j-1})$, $\delta_j = t_j - t_{j-1}$ и заметим, что

$$\sum_1^k \lambda_j \xi(t_j) = \sum_{j=1}^k \lambda_j \sum_{i=1}^j \Delta_i = \sum_{j=1}^k \Delta_j \sum_{i=j}^k \lambda_i.$$

Определим х.ф. совместного распределения $\xi(t_1), \dots, \xi(t_k)$ равенством (постулирующим независимость Δ_j)

$$M \exp \left\{ i \sum_1^k \lambda_j \xi(t_j) \right\} = M \exp \left\{ i \sum_{j=1}^k \Delta_j \sum_{i=j}^k \lambda_i \right\} = \prod_{j=1}^k \varphi \left(\sum_{i=j}^k \lambda_i \right)^{\delta_j}.$$

Таким образом, мы с помощью φ определили конечномерные распределения $\xi(t)$ в $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$, которые, как нетрудно видеть, согласованы. По теореме Колмогорова существует распределение случайного процесса $\xi(t)$ в $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$. Этот процесс по определению является однородным процессом с независимыми приращениями.

Чтобы доказать стохастическую непрерывность $\xi(t)$, заметим, что при $h \rightarrow 0$

$$M e^{i\lambda(\xi(t+h) - \xi(t))} = \varphi^h(\lambda) \rightarrow \varphi_0(\lambda),$$

где

$$\varphi_0(\lambda) = \begin{cases} 1, & \text{если } \varphi(\lambda) \neq 0, \\ 0, & \text{если } \varphi(\lambda) = 0. \end{cases}$$

Таким образом, предельная функция $\varphi_0(\lambda)$ может принимать лишь два значения: 1 и 0. Но она обязана быть х.ф., так как непрерывна в точке $\lambda=0$ ($\varphi(\lambda) \neq 0$ в окрестности точки $\lambda=0$) и является пределом х.ф. Следовательно, $\varphi_0(\lambda)$ непрерывна, $\varphi_0(\lambda) \equiv 1$, $\varphi^h(\lambda) \rightarrow 1$,

$$\xi(t+h) - \xi(t) \xrightarrow{p} 0 \text{ при } h \rightarrow 0. \blacktriangleleft$$

Теорема 2. *Однородные стохастически непрерывные процессы с независимыми приращениями $\{\xi(t); t \in T\}$ имеют модификации из пространства $D(T)$, т. е. процесс $\xi(t)$ может быть задан в $\langle D(T), \mathfrak{B}_D^T \rangle$ и, следовательно, не иметь разрывов второго рода.*

Доказательство. Чтобы упростить рассуждения, предположим, что существует $M\xi^2(1)$ или, что то же, существует вторая производная $\varphi''(\lambda)$. Тогда

$$M(\xi(t) - \xi(t-h))^2 = -\varphi_h''(0) = -h(h-1)[\varphi'(0)]^2 - h\varphi''(0) \leq c|h|,$$

$$M(|\xi(t+h_2) - \xi(t)|^2 |\xi(t) - \xi(t-h_1)|^2) \leq c^2 h_1 h_2 \leq c^2 (h_1 + h_2)^2,$$

так что выполнен критерий теоремы 15.3. $\blacktriangleleft$

В общем случае доказательство усложняется: надо пользоваться критерием (15.5) и оценками для

$$P(|\xi(t) - \xi(t-h)| > \varepsilon).$$

Рассмотрим теперь два наиболее важных представителя процессов с независимыми приращениями — так называемые винеровские и пуассоновские процессы.

§ 2. Винеровские процессы, свойства траекторий

Определение 3. *Винеровским процессом называется однородный процесс с независимыми приращениями, для которого распределение $\xi(1)$ нормально.*

Другими словами, это процесс, для которого

$$\varphi(\lambda) = e^{i\lambda\alpha - \frac{\sigma^2\lambda^2}{2}} \quad \text{и} \quad \varphi_t(\lambda) = \varphi^t(\lambda) = e^{i\lambda t\alpha - \frac{\sigma^2\lambda^2 t}{2}}$$

при некоторых α и $\sigma^2 \geq 0$. Последнее равенство означает, что приращения $\xi(t+u) - \xi(u)$ распределены нормально с параметрами $(\alpha t, \sigma^2 t)$. Все совместные распределения $\xi(t_1), \dots, \xi(t_n)$, очевидно, также будут нормальными.

Числа α и σ называются соответственно *коэффициентами сноса и диффузии*. Введя в рассмотрение процесс $\xi_0(t) = (\xi(t) - \alpha t)/\sigma$, отличающийся от $\xi(t)$ линейным преобразованием, получим, что для него х. ф. равна

$$Me^{i\lambda \xi_0(t)} = e^{-i\lambda \alpha t/\sigma} \varphi_t\left(\frac{\lambda}{\sigma}\right) = e^{-\lambda^2 t/2}.$$

Такой процесс с параметрами $(0, t)$ часто называют *стандартным винеровским процессом*. Рассмотрим его подробнее.

Теорема 3. *Существует непрерывная модификация винеровского процесса.*

Это означает, как мы знаем, что винеровский процесс $\{\xi(t), t \in [0, 1]\}$ можно рассматривать, как заданный на измеримом пространстве $\langle C(0, 1), \mathfrak{B}_C^{[0, 1]} \rangle$ непрерывных функций.

Доказательство. Имеем $\xi(t+h) - \xi(t) \in \Phi_{0,h}$, $\frac{\xi(t+h) - \xi(t)}{\sqrt{h}} \in \Phi_{0,1}$. Поэтому

$$M(\xi(t+h) - \xi(t))^4 = h^2 M\xi(1)^4 = 3h^2.$$

Это означает, что выполнены условия теоремы 15.1. $\triangleleft$

Итак, можно считать, что $\xi(\cdot) \in C(0, 1)$. Стандартный винеровский процесс с непрерывными траекториями будем обозначать $\{w(t), t \in T\}$.

Отметим теперь, что траектории винеровского процесса $w(t)$, обладая свойством непрерывности, с вероятностью 1 не дифференцируемы ни в какой точке t .

В силу однородности процесса достаточно доказать его недифференцируемость в точке 0. Если бы с положительной вероятностью, т. е. на множестве $A \subset \Omega$, $P(A) > 0$, существовала производная

$$w'(0) = w'(0, \omega) = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{w(t)}{t},$$

то тогда на том же множестве существовал бы

$$\begin{aligned} \lim_{h \rightarrow \infty} \frac{w(2^{-h+1}) - w(2^{-h})}{2^{-h}} &= \lim_{h \rightarrow \infty} \frac{2w(2^{-h+1})}{2^{-h+1}} - \lim_{h \rightarrow \infty} \frac{w(2^{-h})}{2^{-h}} = \\ &= 2w'(0) - w'(0) = w'(0). \end{aligned}$$

Но это невозможно по следующей причине. Независимые разности $w(2^{-h+1}) - w(2^{-h})$ распределены так же, как $w(2^{-h})$, и с положительной вероятностью $p = 1 - \Phi(1)$ превосходят $\sqrt{2^{-h}}$. Т. е. независимые события $B_h = \{w(2^{-h+1}) - w(2^{-h}) > \sqrt{2^{-h}}\}$ обладают тем свойством, что $\sum_{h=1}^{\infty} P(B_h) = \infty$. По критерию Бореля — Кантелли это означает, что с вероятностью 1 произойдет беско-

нечто много событий B_k , так что

$$P\left(\limsup_{k \rightarrow \infty} \frac{w(2^{-k+1}) - w(2^{-k})}{\sqrt{2^{-k}}} > 1\right) = 1.$$

Точно так же обнаруживаем, что

$$P\left(\liminf_{k \rightarrow \infty} \frac{w(2^{-k+1}) - w(2^{-k})}{\sqrt{2^{-k}}} < -1\right) = 1.$$

Отсюда следует, что

$$P\left(\limsup_{k \rightarrow \infty} \frac{w(2^{-k+1}) - w(2^{-k})}{2^{-k}} = \infty\right);$$

$$\liminf_{k \rightarrow \infty} \frac{w(2^{-k+1}) - w(2^{-k})}{2^{-k}} = -\infty) = 1,$$

и, следовательно, процесс $w(t)$ в каждой точке t с вероятностью 1 недифференцируем.

Имеет место и более сильный факт: с вероятностью 1 не существует ни одной точки t , где траектория $w(t)$ имела бы производную. Другими словами, виперовский процесс с вероятностью 1 нигде не дифференцируем. Доказательство этого факта значительно сложнее и выходит за рамки этой книги.

Читатель может без труда проверить, что $w(t)$ в известном смысле обладает свойством парабола — именно, процесс $w^*(t) = \frac{1}{\sqrt{c}} w(ct)$ при любом $c > 0$ слова является стандартным виперовским процессом.

§ 3. Законы повторного логарифма

С помощью рассуждений, подобных тем, что применялись в конце предыдущего параграфа, можно установить и значительно более сильный факт: траектория $w(t)$ в окрестности точки $t=0$, образно говоря, «полностью зачерчивает» внутренность области, образованной двумя ветвями кривых $y = \pm \sqrt{2t \ln \ln \frac{1}{t}}$. Внешность этой области остается петронутой. Это так называемый *локальный закон повторного логарифма*.

Теорема 4.

$$P\left(\limsup_{t \rightarrow 0} \frac{w(t)}{\sqrt{2t \ln \ln \frac{1}{t}}} = 1\right) = 1,$$

$$P\left(\liminf_{t \rightarrow 0} \frac{w(t)}{\sqrt{2t \ln \ln \frac{1}{t}}} = -1\right) = 1.$$

Таким образом, если рассмотреть последовательность случайных величин $w(t_n)$, $t_n \uparrow 0$, то последовательности $\sqrt{2t_n \ln \ln \frac{1}{t_n}} \times (1 \pm \varepsilon)$ при любом $\varepsilon > 0$ будут для нее соответственно верхней и нижней последовательностями.

Для процессов можно было бы естественным образом ввести понятия *верхней* и *нижней функций*. Если, например, процесс $\xi(t)$ принадлежит $C(0, \infty)$ или $D(0, \infty)$ (или сепарабелен на $(0, \infty)$), то соответствующее определение для $t \rightarrow \infty$ имеет следующий вид.

Определение 4. Функция $a(t)$ называется *верхней* (*нижней*) для процесса $\xi(t)$, если для какой-нибудь последовательности $t_n \uparrow \infty$ события $A_n = \{\sup_{u \geq t_n} (\xi(t) - a(t)) > 0$ с вероятностью 1 наступают лишь конечное число раз (бесконечное число раз).

Паряду с теоремой 4 мы получим здесь обычный закон повторного логарифма. Доказываются оба эти утверждения практически одинаково. Докажем второе, а первое получим в качестве его следствия.

Теорема 5 (закон повторного логарифма)

$$P\left(\limsup_{t \rightarrow \infty} \frac{w(t)}{\sqrt{2t \ln \ln t}} = 1\right) = 1,$$

$$P\left(\liminf_{t \rightarrow \infty} \frac{w(t)}{\sqrt{2t \ln \ln t}} = -1\right) = 1.$$

Таким образом, при $t \rightarrow \infty$ функции $\sqrt{2t \ln \ln t} (1 \pm \varepsilon)$ при любом $\varepsilon > 0$ являются соответственно верхней и нижней функциями для $w(t)$.

Обозначим $\bar{w}(t) = \sup_{u \leq t} w(u)$. Для доказательства теоремы требуется

Лемма 1.

$$P(\bar{w}(t) \geq x) = 2P(w(t) \geq x) = \frac{2}{\sqrt{2\pi t}} \int_x^\infty e^{-\frac{v^2}{2t}} dv; \quad x \geq 0.$$

Здесь справа стоит так называемый *удвоенный нормальный закон*.

Доказательство. Введем в рассмотрение случайную величину $\tau_x = \inf\{u: w(u) \geq x\}$ (напомним, что $w(\cdot) \in C(0, \infty)$). Это есть момент остановки в том же смысле, что и раньше:

$$\{\tau_x > v\} = \{\bar{w}(v) < x\} \in \mathfrak{F}_v = \sigma\{\xi(u); u \leq v\},$$

$$\{\tau_x = v\} = \bigcap_{n=1}^{\infty} \left\{ \bar{w}\left(v - \frac{1}{n}\right) < x, \bar{w}(v) = x \right\} \in \mathfrak{F}_v.$$

Следовательно, при фиксированном $\tau_x = v$, $v \leq t$, приращение $w(t) - w(\tau_x) = w(t) - w(v)$ не зависит от $\{\tau_x = v\} \in \mathcal{F}_v$ и распределено как $w(t - v) \in \Phi_{0, t-v}$. Поэтому на множестве $\{\tau_x \leq t\}$

$$\begin{aligned} P(w(t) \geq x/\tau_x) &= P(w(t) - w(\tau_x) \geq 0/\tau_x) = 1/2, \\ P(w(t) \geq x) &= M[P(w(t) \geq x/\tau_x); \tau_x \leq t] = \\ &= \frac{1}{2} P(\tau_x \leq t) = \frac{1}{2} P(\bar{w}(t) \geq x). \quad \blacktriangleleft \end{aligned}$$

Доказательство теоремы 5. Заметим предварительно, что в силу правила Лопиталя

$$P(w(t) > x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t}} \int_x^\infty e^{-u^2/2t} du = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\frac{x}{\sqrt{t}}}^\infty e^{-u^2/2} du \sim \frac{\sqrt{t}}{\sqrt{2\pi} x} e^{-x^2/2t} \quad (2)$$

при $\frac{x}{\sqrt{t}} \rightarrow \infty$.

Пусть $a > 1$ и $x_k = \sqrt{2a^k \ln \ln a^k}$. Надо убедиться, что при любом $\varepsilon > 0$

$$P\left(\limsup_{t \rightarrow \infty} \frac{w(t)}{\sqrt{2t \ln \ln t}} < 1 + \varepsilon\right) = 1, \quad (3)$$

т. е. что с вероятностью 1 при всех достаточно больших t

$$w(t) < (1 + \varepsilon) \sqrt{2t \ln \ln t}.$$

Для этого достаточно установить, что с вероятностью 1 происходит лишь конечное число событий $B_k = \left\{ \sup_{a^{k-1} < u \leq a^k} w(u) > (1 + \varepsilon) x_{k-1} \right\}$. Рассмотрим события $A_k = \left\{ \sup_{u \leq a^k} w(u) > (1 + \varepsilon) x_{k-1} \right\}$ (см. рис. 16). Тогда, так как $x_k/\sqrt{a^k} \rightarrow \infty$ при $k \rightarrow \infty$, то

$$\begin{aligned} P(A_k) &= 2P(w(a^k) > (1 + \varepsilon) x_{k-1}) \sim \\ &\sim \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{\sqrt{a^k}}{(1 + \varepsilon) x_{k-1}} \exp\left\{-\frac{2(1 + \varepsilon)^2 a^{k-1} \ln \ln a^{k-1}}{2a^k}\right\} = \\ &= \frac{1}{(1 + \varepsilon)} \sqrt{\frac{1}{\pi a \ln \ln a^{k-1}}} \frac{1}{(\ln a^{k-1})^{(1 + \varepsilon)^2/a}} = \\ &= c(a, \varepsilon) \frac{1}{\sqrt{\ln(k-1) + \ln \ln a} (k-1)^{(1 + \varepsilon)^2/a}}. \end{aligned}$$

Положим $a = 1 + \varepsilon > 1$. Тогда, очевидно, при $k \rightarrow \infty$

$$P(A_k) \sim \frac{c(\varepsilon)}{k^{1+\varepsilon} \sqrt{\ln k}}.$$

В этих формулах $c(a, \varepsilon)$ и $c(\varepsilon)$ — некоторые постоянные, зависящие от своих аргументов. Полученное соотношение означает, что $\sum_1^\infty P(A_k) < \infty$, $\sum_1^\infty P(B_k) < \infty$ ($B_k \subset A_k$) и, значит, по критерию Бореля — Кантелли события B_k с вероятностью 1 происходят лишь конечное число раз.

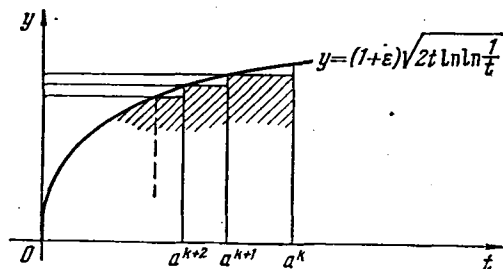


Рис. 16

Докажем теперь, что при произвольном $\varepsilon > 0$

$$P\left(\limsup_{t \rightarrow \infty} \frac{w(t)}{\sqrt{2t \ln \ln t}} > 1 - \varepsilon\right) = 1. \quad (4)$$

Очевидно, вместе с (3) это и будет означать, что выполнено первое утверждение теоремы.

Рассмотрим при $a > 1$ независимые приращения $w(a^k) - w(a^{k-1})$ и обозначим B_k событие

$$B_k = \left\{ w(a^k) - w(a^{k-1}) > \left(1 - \frac{\varepsilon}{2}\right) x_k \right\}.$$

Так как $w(a^k) - w(a^{k-1})$ распределено так же, как $w(a^k(1 - a^{-1}))$, то в силу (2), как и прежде, находим

$$\begin{aligned} P(B_k) &\sim \frac{V_{a^k(1-a^{-1})}}{\sqrt{2\pi} \left(1 - \frac{\varepsilon}{2}\right) x_k} \exp \left\{ - \frac{\left(1 - \frac{\varepsilon}{2}\right)^2 2a^k \ln \ln a^{-k}}{2a^k(1-a^{-1})} \right\} \sim \\ &\sim \frac{c_1(a, \varepsilon)}{\sqrt{\ln k}} k^{-\frac{(1-\frac{\varepsilon}{2})^2}{1-a^{-1}}}. \end{aligned}$$

Отсюда следует, что при $a \geq 2/\varepsilon$ ряд $\sum_{k=1}^\infty P(B_k)$ расходится, и, значит, по критерию Бореля с вероятностью 1 наступает бесконечное число событий B_k .

Далее, в силу симметрии процесса $w(t)$ из соотношения (3) следует, что при всех достаточно больших k и любом $\delta > 0$

$$w(a^k) > -(1 + \delta)x_k.$$

Вместе с предыдущим это означает, что бесконечное число раз будет наступать событие

$$w(a^{k-1}) + [w(a^k) - w(a^{k-1})] = w(a^k) > -(1 + \delta)x_{k-1} + \left(1 - \frac{\varepsilon}{2}\right)x_k.$$

Но правая часть этого неравенства может быть сделана выбором a больше $(1 - \varepsilon)x_k$. Действительно,

$$-(1 + \delta)x_{k-1} + \frac{\varepsilon}{2}x_k > 0,$$

если только $(1 + \delta)\sqrt{\frac{\ln \ln a^{k-1}}{a \ln \ln a^k}} < \frac{\varepsilon}{2}$, чего в свою очередь легко добиться, выбрав a достаточно большим. Таким образом, соотношение (4) доказано.

Второе утверждение теоремы, очевидно, следует из первого в силу симметрии распределения $w(t)$. ◀

В качестве следствия можно получить теперь локальный закон повторного логарифма для $t \rightarrow 0$.

Доказательство теоремы 4. Рассмотрим процесс $\{W(u) = uw(1/u); u \geq 0\}$, где принято $W(0) = 0$. Замечательный факт состоит в том, что процесс $\{W(u); u \geq 0\}$ также является стандартным винеровским процессом. Действительно, при $t > u$

$$\begin{aligned} M \exp \{i\lambda (W(t) - W(u))\} &= M \exp \left\{ i\lambda \left[tw\left(\frac{1}{t}\right) - uw\left(\frac{1}{u}\right) \right] \right\} = \\ &= M \exp \left(i\lambda \left[w\left(\frac{1}{t}\right)(t - u) - u \left(w\left(\frac{1}{u}\right) - w\left(\frac{1}{t}\right) \right) \right] \right) = \\ &= \exp \left\{ -\frac{\lambda^2}{2} (t - u)^2 \frac{1}{t} - \frac{\lambda^2 u^2}{2} \left(\frac{1}{u} - \frac{1}{t} \right) \right\} = \exp \left\{ -\frac{\lambda^2}{2} (t - u) \right\}. \end{aligned}$$

Независимость приращений проще всего доказать, установив их некоррелированность. Действительно,

$$\begin{aligned} M[W(u)(W(t) - W(u))] &= M \left[uw\left(\frac{1}{u}\right) \left(tw\left(\frac{1}{t}\right) - uw\left(\frac{1}{u}\right) \right) \right] = \\ &= M \left[uw\left(\frac{1}{t}\right) tw\left(\frac{1}{t}\right) - u^2 w^2\left(\frac{1}{u}\right) \right] = u - u = 0. \end{aligned}$$

Для доказательства теоремы остается заметить, что

$$\limsup_{t \rightarrow \infty} \frac{w(t)}{\sqrt{2t \ln \ln t}} = \limsup_{u \rightarrow 0} \frac{uw\left(\frac{1}{u}\right)}{\sqrt{2u \ln \ln \frac{1}{u}}} = \limsup_{u \rightarrow 0} \frac{W(u)}{\sqrt{2u \ln \ln \frac{1}{u}}}. \quad \blacktriangleleft$$

Доказательство можно было бы провести и повторив рассуждения теоремы 5, где надо выбрать $a < 1$.

В заключение отметим, что винеровские процессы играют весьма важную роль во многих теоретико-вероятностных рассмотрениях и служат моделями для описания многих процессов в природе. Они представляют собой, например, хорошую модель для описания движения диффундирующей частицы. В связи с этим винеровские процессы часто называют также *процессами броуновского движения*.

Винеровские процессы оказываются в известном смысле предельными для случайных ломаных, построенных по точкам $(k/n, S_k/\sqrt{n})$, где S_k — суммы случайных величин ξ_j , $M\xi_j = 0$, $D\xi_j = 1$. Об этом подробнее будет сказано в гл. 17. С винеровским процессом тесно связано также понятие стохастического интеграла и большое количество других конструкций и результатов.

§ 4. Пуассоновские процессы

Определение 5. Однородный процесс $\xi(t)$ с независимыми приращениями называется *пуассоновским*, если $\xi(t) - \xi(0)$ имеет распределение Пуассона.

Положим для простоты $\xi(0) = 0$. Если $\xi(1) \in \Pi_\mu$, то $\varphi(\lambda) = Me^{i\lambda\xi(1)} = \exp\{\mu(e^{i\lambda} - 1)\}$ и, как мы знаем,

$$\varphi_t(\lambda) = Me^{i\lambda\xi(t)} = \varphi^t(\lambda) = \exp\{\mu t(e^{i\lambda} - 1)\},$$

так что $\xi(t) \in \Pi_{\mu t}$.

Рассмотрим свойства пуассоновского процесса. Прежде всего, $\xi(t)$ при каждом t принимает лишь целочисленные значения $0, 1, 2, \dots$. Разобьем интервал $[0, t)$ на отрезки $[0, t_1)$, $[t_1, t_2)$, $\dots$, $[t_{n-1}, t_n)$ длиной $\Delta_i = t_i - t_{i-1}$, $i = 1, \dots, n$. При малых Δ_i распределение приращений $\xi(t_i) - \xi(t_{i-1})$ будет обладать свойствами

$$\left. \begin{aligned} P(\xi(t_i) - \xi(t_{i-1}) = 0) &= P(\xi(\Delta_i) = 0) = \\ &= e^{-\mu\Delta_i} = 1 - \mu\Delta_i + O(\Delta_i^2), \\ P(\xi(t_i) - \xi(t_{i-1}) = 1) &= \mu\Delta_i e^{-\mu\Delta_i} = \mu\Delta_i + O(\Delta_i^2), \\ P(\xi(t_i) - \xi(t_{i-1}) \geq 2) &= O(\Delta_i^2). \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

Рассмотрим «вложенные» рациональные разбиения $\mathcal{R}(n) = \{t_1, \dots, t_n\}$ отрезка $[0, t]$ такие, что $\mathcal{R}(n) \subset \mathcal{R}(n+1)$, $\cup \mathcal{R}(n) = \mathcal{R}$, есть множество всех рациональных чисел отрезка $[0, t]$.

Отметим следующие три обстоятельства.

1) Пусть $v(n)$ — число интервалов разбиения $\mathcal{R}(n)$, на которых приращение процесса ξ отлично от 0. При каждом ω $v(n)$ не убывает при $n \rightarrow \infty$. Кроме того, число $v(n)$ представимо в виде суммы независимых случайных величин, равных 1, если на

i -м интервале есть приращение, и нулю в противном случае. Поэтому в силу (5)

$$P(v(n) \neq \xi(t)) = P\left(\bigcup_{t_i \in \mathcal{R}(n)} \{\xi(t_i) - \xi(t_{i-1}) \geq 2\} \cup \bigcup \{\xi(t) - \xi(t_n) \geq 1\}\right) = O\left(\sum_1^n \Delta_j^2 + (t - t_n)\right),$$

где $\sum_1^n \Delta_j^2 \leq t \max \Delta_j \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$, так что при измельчении разбиения п. в. $v(n) \uparrow \xi(t) \in \Pi_{\text{пл}}$.

2) Так как длина максимального интервала Δ_j сходится к 0 при $n \rightarrow \infty$, то суммарная длина интервалов, содержащих скачки, сходится к 0.

Следовательно, объединения оставшиеся (т. е. без приращений ξ) и примыкающие друг к другу интервалы Δ_j , при каждом ω получим при $n \rightarrow \infty$ в пределе $v+1$ интервалов $(0, a_1)$, $(a_1, a_2), \dots, (a_v, t)$, на которых приращения процесса ξ равны нулю.

3) Наконец, в силу (5) вероятность того, что хотя бы один скачок на интервалах Δ_j превосходит единицу, меньше $\sum O(\Delta_j^2) = o(1)$ при $n \rightarrow \infty$, так что с вероятностью 1 приращения в точках a_k равны 1.

Мы получили, таким образом, что на отрезке $[0, t]$ для каждого ω существует конечное число $\xi(t)$ точек $a_1, \dots, a_{\xi(t)}$ таких, что $\xi(u)$ в рациональных точках интервалов (a_k, a_{k+1}) принимает одно и то же постоянное значение, равное k . Это означает, что можно доопределить траектории процесса $\xi(u)$, скажем, по непрерывности справа так, что $\xi(u) = k$ при всех u , $a_k \leq u < a_{k+1}$.

Тем самым для исходного процесса $\xi(t)$ построена модификация $\bar{\xi}(t)$ с траекториями в $D_+(T)$. Эквивалентность $\bar{\xi}$ и ξ следует из самого построения, так как в силу 1)

$$P(\bar{\xi}(t) = \xi(t)) = P(\lim_{n \rightarrow \infty} v(n) = \xi(t)) = 1.$$

Такие непрерывные справа (или слева) модификации пуассоновского процесса обычно и рассматривают. С такого рода процессами мы уже имели дело в гл. 9, где определялись более общие процессы — процессы восстановления — сразу с помощью траекторий. Тот факт, что пуассоновский процесс есть процесс восстановления, вытекает из следующих соображений. Из соотношений (5) легко установить, что распределения случайных величин $a_1, a_2 - a_1, a_3 - a_2, \dots$ совпадают и что сами эти величины независимы. Действительно, $a_j - a_{j-1}$, $j \geq 1$, $a_0 = 0$, приближается суммой $(\gamma_j - \gamma_{j-1})\Delta$ одинаковых интервалов $\Delta_i = \Delta$, где γ_j есть номер интервала, на котором расположено j -е по счету ненулевое

приращение ξ . Так как

$$P((\gamma_j - \gamma_{j-1})\Delta > u) = P\left(\gamma_1 > \frac{u}{\Delta}\right) = (e^{-\mu\Delta})^{\left[\frac{u}{\Delta}\right]} \rightarrow e^{-\mu u}$$

при $\Delta \rightarrow 0$, то величины $\alpha_j = a_j - a_{j-1}$, $j = 1, 2, 3, \dots$, распределены показательно, а значение $\xi(t) + 1$ можно рассматривать как время первого прохождения уровня t суммами a_j :

$$\xi(t) = \max\{k: a_k \leq t\}, \quad \xi(t) + 1 = \min\{k: a_k > t\}.$$

Мы получили, таким образом, что пуассоновский процесс $\xi(t)$ совпадает с процессами восстановления $\eta(t)$ (см. гл. 9) для показательно распределенных величин $\alpha_1, \alpha_2, \dots$; $P(\alpha_j > u) = e^{-\mu u}$.

Из сказанного и из свойств пуассоновского процесса вытекает также следующее замечательное свойство показательно распределенных случайных величин. Количества точек скачков (т. е. сумм a_k), попавших в непересекающиеся интервалы времени δ_j , независимы, причем эти количества имеют распределения Пуассона с параметрами $\mu\delta_j$.

Пользуясь последним обстоятельством, можно построить и более общую модель скачкообразного однородного процесса с независимыми приращениями. Рассмотрим произвольную, не зависящую от σ -алгебры, порожденной процессом $\xi(t)$, последовательность независимых одинаково распределенных случайных величин $\xi_1, \xi_2, \dots$ с х. ф. $\beta(\lambda)$. Построим теперь новый процесс $\zeta(t)$ следующим образом. Каждому ω поставим в соответствие новую траекторию, полученную из траектории $\xi(t)$ заменой первого единичного скачка на величину ξ_1 , второго — на величину ξ_2 и т. д. Легко видеть, что $\zeta(t)$ будет также процессом с независимыми приращениями. При этом значение $\zeta(t)$ будет равно сумме

$$\zeta(t) = \xi_1 + \dots + \xi_{\xi(t)} \quad (6)$$

случайного числа $\xi(t)$ случайных величин $\xi_1, \xi_2, \dots$, где $\xi(t)$ по построению не зависит от $\{\xi_k\}$.

Поэтому по формуле полной вероятности

$$\begin{aligned} Me^{i\lambda\zeta(t)} &= \sum P(v = k) Me^{i\lambda(\xi_1 + \dots + \xi_k)} = \sum \frac{(\mu t)^k}{k!} e^{-\mu t} (\beta(\lambda))^k = \\ &= e^{-\mu t + \mu t \beta(\lambda)} = e^{\mu t(\beta(\lambda) - 1)}. \end{aligned} \quad (7)$$

Определение 6. Процесс $\zeta(t)$, определенный формулой (6) или х. ф. (7), называется *обобщенным пуассоновским процессом*.

Как уже отмечалось, это снова есть однородный процесс с независимыми приращениями. В формуле (7) μ определяет интенсивность скачков процесса $\zeta(t)$, $\beta(\lambda)$ — их распределение. Если к $\zeta(t)$ добавить постоянный «снос» at , то процесс $\xi(t) = \zeta(t) + at$,

очевидно, также будет процессом с независимыми приращениями с х. ф. $Me^{i\lambda \tilde{\zeta}(t)} = e^{i(i\lambda a + \mu(\beta(\lambda) - 1))t}$.

Наконец, если на том же вероятностном пространстве задать винеровский процесс $w(t)$ с коэффициентами $(0, \sigma)$, независимый от $\tilde{\zeta}(t)$, и мы каждому ω поставим в соответствие траекторию $\tilde{\zeta}(t) + w(t)$, то вновь получим процесс с независимыми приращениями с х. ф. $e^{i\left(i\lambda a - \frac{\lambda^2 \sigma^2}{2} + \mu(\beta(\lambda) - 1)\right)t}$.

Следует отметить, однако, что этими построенными далеко не исчерпан весь класс процессов с независимыми приращениями (и, следовательно, класс безгранично делимых распределений).

Описание всего класса будет дано в следующем параграфе.

Пуассоновские процессы так же, как и винеровские, часто используются в качестве математических моделей в разного рода приложениях.

Пуассоновским процессом описывается, например, процесс появления космических частиц определенной энергии в заданном объеме или процесс возникновения соударений элементарных частиц в ускорителе. Им же описывается процесс поступления вызовов на телефонную станцию и многое другое.

Изучение обобщенных пуассоновских процессов в силу представления (6) во многом сводится к исследованию свойств сумм независимых случайных величин.

§ 5. Описание распределений всего класса процессов с независимыми приращениями

Мы видели в теореме 1 § 1, что для описания класса распределений стохастически непрерывных однородных процессов с независимыми приращениями достаточно описать класс всех безгранично делимых распределений. Пусть, как и прежде, $\mathcal{L}$ есть класс х. ф. безгранично делимых распределений.

Лемма 2. *Класс $\mathcal{L}$ замкнут относительно операций умножения и предельного перехода (если предел есть снова х. ф.).*

Доказательство. 1) Пусть $\varphi_1 \in \mathcal{L}$, $\varphi_2 \in \mathcal{L}$. Тогда $\varphi_1 \varphi_2 = (\varphi_1^{1/n} \cdot \varphi_2^{1/n})^n$, где $\varphi_1^{1/n}, \varphi_2^{1/n}$ есть х. ф.

2) Пусть $\varphi_n \in \mathcal{L}$, $\varphi_n \rightarrow \varphi$, φ есть х. ф. Тогда для любого m $\varphi_n^{1/m} \rightarrow \varphi^{1/m}$, где $\varphi^{1/m}$ непрерывна в нуле и, следовательно, есть х. ф. $\blacktriangleleft$

Обозначим через $\mathcal{L}_\Pi \subset \mathcal{L}$ класс х. ф. вида

$$\ln \varphi(\lambda) = i\lambda a + \sum c_k (e^{i\lambda b_k} - 1), \quad c_k \geq 0, \quad \sum c_k < \infty.$$

Этот класс будем называть *пуассоновским*. Мы уже знаем, что он соответствует пуассоновским процессам со спосом a и интенсив-

ностью c_k скачков величины $b_k \left(\sum c_k (e^{i\lambda b_k} - 1) = \frac{1}{\sum c_k} M(e^{i\lambda \xi} - 1) \right)$, где ξ имеет скачки b_k с вероятностью $c_k / \sum c_k$.

Лемма 3. *Х. ф. φ принадлежит $\mathcal{L}$ тогда и только тогда, когда $\varphi = \lim \varphi_n$, $\varphi_n \in \mathcal{L}_{II}$.*

Доказательство. Достаточность. Пусть

$$\ln \varphi_n = \psi_n = \sum_k (i\lambda a_{k,n} + c_{k,n} (e^{i\lambda b_{k,n}} - 1)),$$

$\varphi = \lim \varphi_n$ есть х. ф. Очевидно, что $\varphi_n^{1/m} \in \mathcal{L}_{II} \subset \mathcal{L}$, $\varphi_n^{1/m} \rightarrow \varphi^{1/m}$. Поэтому $\varphi^{1/m}$, будучи непрерывным в нуле пределом х. ф., есть х. ф., $\varphi \in \mathcal{L}$.

Необходимость. Пусть $\varphi \in \mathcal{L}$. Тогда $\varphi(\lambda) \neq 0$, существует $\psi = \ln \varphi$, $n(\varphi^{1/n} - 1) \rightarrow \psi$,

$$\varphi^{1/n} - 1 = \int (e^{i\lambda x} - 1) dF_n(x).$$

Интеграл от непрерывной функции, стоящий справа, можно рассматривать как интеграл Римана — Стильеса. Это означает, что для F_n существует разбиение вещественной оси на интервалы Δ_{nk} такое, что при $x_{nk} \in \Delta_{nk}$, $r_n < cn^{-2}$

$$\int (e^{i\lambda x} - 1) dF_n(x) = \sum_k (e^{i\lambda x_{nk}} - 1) P_n(\Delta_{nk}) + r_n$$

($P_n(\Delta)$ есть вероятность попадания в Δ , соответствующая F_n). Получаем

$$\psi = \lim n(\varphi^{1/n} - 1) = \lim \left[n \sum_k (e^{i\lambda x_{nk}} - 1) P_n(\Delta_{nk}) \right]. \quad \blacktriangleleft$$

Теорема 6 (Левин, Хинчин). *$\varphi \in \mathcal{L}$ тогда и только тогда, когда функция $\psi = \ln \varphi$ представима в виде*

$$\psi = \psi(\lambda; a, \Psi) = i\lambda a + \int \left(e^{i\lambda x} - 1 - \frac{i\lambda x}{1+x^2} \right) \frac{1+x^2}{x^2} d\Psi(x); \quad (8)$$

где Ψ есть неубывающая функция ограниченной вариации (функция распределения с точностью до постоянного множителя), подынтегральную функцию при $x=0$ следует считать равной $-\lambda^2/2$ (доопределенной по непрерывности).

Доказательство. Пусть ψ имеет вид (8). Тогда $\psi(\lambda)$ есть непрерывная функция, так как она представляет собой (с точностью до непрерывного слагаемого $i\lambda a$) равномерно сходящийся интеграл от непрерывной ограниченной функции. Далее, пусть $x_{kn} \neq 0$, $k=1, \dots, n$, — точки измельчающегося разбиения отрезка $[-\sqrt{n}, \sqrt{n}]$. Тогда $\psi(\lambda)$ можно представить в виде $\psi = \lim \psi_n$,

$$\psi_n(\lambda) = \sum_{k=1}^n \left[i\lambda a_{kn} + c_{kn} (e^{i\lambda b_{kn}} - 1) \right] \in \mathcal{L}_{II}.$$

где при естественных соглашениях относительно обозначений следует положить

$$c_{kn} = \frac{1 + x_{kn}^2}{x_{kn}^2} \Psi(x_{kn}, x_{k+1,n}), \quad a_{kn} = -\Psi(x_{kn}, x_{k+1,n}), \quad b_{kn} = x_{kn}.$$

Мы получили, что φ есть непрерывный предел последовательности х. ф. $\varphi_n \in \mathcal{L}_n$. Остается воспользоваться леммой 3.

Пусть теперь $\varphi \in \mathcal{L}$. Тогда

$$\begin{aligned} \varphi &= \lim n(\varphi^{1/n} - 1) = \lim \int (e^{i\lambda x} - 1) n dF_n(x) = \\ &= \lim \left[i\lambda \int \frac{nx}{1+x^2} dF_n(x) + \int \left(e^{i\lambda x} - 1 - \frac{i\lambda x}{1+x^2} \right) \times \right. \\ &\quad \left. \times \frac{1+x^2}{x} \frac{nx^2}{1+x^2} dF_n(x) \right]. \quad (9) \end{aligned}$$

Если положить

$$a_n = \int \frac{nx}{1+x^2} dF_n(x), \quad \Psi_n(x) = \frac{nx^2}{1+x^2} dF_n(x), \quad (10)$$

то справа будет стоять $\lim \varphi_n$, $\varphi_n = \varphi(\lambda; a_n, \Psi_n)$.

Допустим теперь на минуту, что для функций из $\mathcal{L}$ справедлива теорема непрерывности:

Лемма 4. Если $\varphi_n = \varphi(\lambda; a_n, \Psi_n) \rightarrow \varphi$ и φ непрерывна в точке $\lambda = 0$, то $\varphi(\lambda)$ имеет вид $\varphi(\lambda; a, \Psi)$, $a_n \rightarrow a$, $\Psi_n \Rightarrow \Psi$ (последнее, как и для функций распределения, означает сходимость в точках непрерывности, $\Psi_n(\pm\infty) \rightarrow \Psi(\pm\infty)$).

Если эта лемма верна, то требуемое утверждение очевидным образом следует из (9), (10). Осталось лишь провести

Доказательство леммы 4. Отметим сначала, что соответствие $\varphi(\lambda; a, \Psi) \leftrightarrow (a, \Psi)$ взаимно однозначно. Так как в одну сторону это очевидно, то надо убедиться лишь, что φ однозначно определяет a и Ψ . Каждому φ поставим в соответствие функцию

$$\begin{aligned} \gamma(\lambda) &= \int_0^1 \left[\varphi(\lambda) - \frac{\varphi(\lambda+h) - \varphi(\lambda-h)}{2} \right] dh = \\ &= \int_0^1 \int \left(e^{i\lambda x} - \frac{e^{i(\lambda+h)x} - e^{i(\lambda-h)x}}{2} \right) \frac{1+x^2}{x^2} d\Psi(x) dh, \end{aligned}$$

где

$$\frac{e^{i(\lambda+h)x} + e^{i(\lambda-h)x}}{2} = e^{i\lambda x} \cos hx,$$

$$\int_0^1 e^{i\lambda x} (1 - \cos hx) dh = e^{i\lambda x} \left(1 - \frac{\sin x}{x}\right),$$

$$0 < c_1 < \left(1 - \frac{\sin x}{x}\right) \frac{1+x^2}{x^2} < c_2 < \infty,$$

Поэтому $\gamma(\lambda) = \int e^{i\lambda x} d\Gamma(x)$, где

$\Gamma(x) =$

$$= \int_{-\infty}^x \left(1 - \frac{\sin u}{u}\right) \frac{1+u^2}{u^2} d\Psi(u) \quad \left(\Psi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{u^2}{1+u^2} \left(1 - \frac{\sin u}{u}\right)^{-1} d\Gamma(u)\right)$$

ведет себя (с точностью до постоянного множителя) как функция распределения, для которой $\gamma(\lambda)$ играет роль х.ф. Итак, мы получили цепочку однозначных соответствий $\psi \rightarrow \gamma \rightarrow \Gamma \rightarrow \Psi$, доказывающих утверждение.

Вернемся к доказательству леммы 4. Так как $e^{\psi_n} \rightarrow e^{\psi}$, e^{ψ_n} есть х.ф. и e^{ψ} непрерывна в точке $\lambda=0$, то e^{ψ} есть х.ф. и, следовательно, непрерывная функция. Это значит, что сходимость $\psi_n \rightarrow \psi$ равномерна на любом отрезке,

$$\gamma_n(\lambda) = \int_0^1 \left[\psi_n(\lambda) - \frac{\psi_n(\lambda+h) + \psi_n(\lambda-h)}{2} \right] dh \rightarrow$$

$$\rightarrow \int_0^1 \left[\psi(\lambda) - \frac{\psi(\lambda+h) + \psi(\lambda-h)}{2} \right] dh = \gamma(\lambda),$$

и функция $\gamma(u)$ непрерывна. По теореме непрерывности для х.ф. это означает, что $\gamma(u)$ есть х.ф. (конечной меры Γ), $\Gamma_n \Rightarrow \Gamma$ (Γ_n есть прообраз γ_n), $\Psi_n \Rightarrow \Psi$, $a_n \rightarrow a$. Итак, установлено, что

$$\psi = \lim \psi_n = \lim \left[i\lambda a_n + \int \left(e^{i\lambda x} - 1 - \frac{i\lambda x}{1+x^2} \right) d\Psi_n(x) \right] =$$

$$= i\lambda a + \int \left(e^{i\lambda x} - 1 - \frac{i\lambda x}{1+x^2} \right) d\Psi(x) = \psi(\lambda; a, \Psi). \quad \triangleleft$$

Сделаем несколько замечаний, относящихся к структуре процесса $\xi(t)$ и его связи с представлением (8). Функция Ψ в (8) соответствует так называемой *спектральной мере процесса* $\xi(t)$. Ее можно представить в виде $\mu\Psi_1(x)$, где $\mu = \Psi(\infty) - \Psi(-\infty)$, $\Psi_1(x)$ есть функция распределения. Будем использовать также запись $\Psi(A) = \int_A d\Psi(x)$.

1) Винеровскому процессу соответствует спектральная мера, сосредоточенная в точке 0. Если $\Psi(\{0\}) = \sigma^2$, то $\xi(1) \in \Phi_{\sigma, \sigma^2}$.

2) Пуассоновскому процессу (обобщенному) соответствует мера Ψ такая, что $\int \frac{d\Psi(x)}{|x|^2} < \infty$. В этом случае

$$G(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1+u^2}{u^2} d\Psi(u)$$

обладает свойствами функции распределения и $\psi(\lambda; a\Psi)$ можно записать в виде

$$i\lambda a_1 + \int (e^{i\lambda x} - 1) dG(x),$$

где $a_1 = a - \int \frac{d\Psi(x)}{x}$.

3) Рассмотрим теперь общий случай, но при условии $\Psi(\{0\}) = 0$. Как мы знаем, ψ можно приблизить при малых Δ ($\Delta_k = [(k-1)\Delta, k\Delta)$) с помощью выражений вида

$$i\lambda a + \sum_{\substack{k=-\infty \\ k \neq 0}}^{\infty} \left[-\frac{i\lambda}{k\Delta} \Psi(\Delta_k) + (e^{i\lambda k\Delta} - 1) \frac{1 + (k\Delta)^2}{(k\Delta)^2} \Psi(\Delta_k) \right],$$

что соответствует сумме пуассоновских процессов со скачками $k\Delta$

и интенсивностью $\frac{1 + (k\Delta)^2}{(k\Delta)^2} \Psi(\Delta_k)$. Если, скажем, $\int_{+0}^{\infty} \frac{d\Psi(x)}{x^2} = \infty$,

то суммарная интенсивность этих процессов со скачками из $(0, \varepsilon)$ при любом $\varepsilon > 0$ будет неограниченно возрастать при $\Delta \rightarrow 0$. Это значит, что с вероятностью 1 на любом временном интервале δ появится хотя бы один скачок меньше любого заданного $\varepsilon > 0$, так что траектории $\xi(t)$ будут всюду разрывны. Для «компенсации» этих скачков добавляется спос величиной $\frac{\Psi(\Delta_k)}{k\Delta}$, который

также может быть «в сумме» неограниченным (если $\int_{+0}^{\infty} \frac{d\Psi(x)}{x} = \infty$).

4) Устойчивым процессам (см. § 8.9) соответствуют гладкие на полуосях степенные функции $\Psi(x)$, обладающие свойством $c_1 \Psi'(x) = \Psi'(c_2 x)$ при подходящих c_1, c_2 .

ФУНКЦИОНАЛЬНЫЕ ПРЕДЕЛЬНЫЕ ТЕОРЕМЫ

§ 1. Сходимость к винеровскому процессу
(принцип инвариантности)

Уже отмечалось в § 16.2, что винеровские процессы являются в известном смысле предельными для случайных ломаных, построенных по точкам $(k/n, S_k/\sqrt{n})$, где $S_k = \xi_1 + \dots + \xi_k$ — суммы независимых одинаково распределенных случайных величин $\xi_1, \xi_2, \dots$. Придадим теперь этому высказыванию более точный и общий смысл.

Пусть

$$\xi_{1,n}, \dots, \xi_{n,n} \quad (1)$$

— независимые случайные величины в схеме серий

$$\xi_{h,n} = \sum_{j=1}^k \xi_{j,n}, \quad M\xi_{h,n} = 0, \quad M\xi_{h,n}^2 = \sigma_{h,n}^2$$

с конечными третьими моментами $M|\xi_{h,n}|^3 = \mu_{h,n} < \infty$.

Будем предполагать, не ограничивая общности (см. § 8.4), что $D\xi_n = \sum_{j=1}^n \sigma_{j,n}^2 = 1$. Положим $t_{h,n} = \sum_{j=1}^h \sigma_{j,n}^2$, так что $t_{0,n} = 0$, $t_{n,n} = 1$, и рассмотрим случайную непрерывную ломаную с узлами в точках (t_k, ξ_k) , где для краткости опущен второй индекс n : $t_k = t_{k,n}$, $\xi_k = \xi_{k,n}$.

Мы получили случайный процесс на $[0, 1]$ с непрерывными траекториями, который обозначим

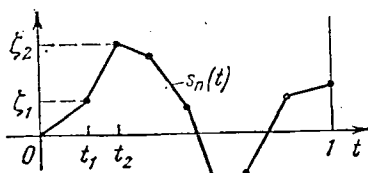


Рис. 17

$s_n = s_n(t)$ (рис. 17). Принцип инвариантности (или функциональная центральная предельная теорема; смысл первого названия будет прокомментирован позже) состоит в том, что для любого функционала f , заданного на пространстве $C(0, 1)$ и непрерывного в

равномерной метрике, распределение $f(s_n)$ слабо сходится:

$$f(s_n) \Rightarrow f(w), \quad (2)$$

к распределению $f(w)$, где $w = w(t)$ — стандартный винеровский процесс. Обычная центральная предельная теорема является частным случаем этого факта (надо в качестве $f(x)$ взять $x(1)$).

Высказанное утверждение эквивалентно каждому из следующих двух фактов:

1. Для любого ограниченного и непрерывного функционала f

$$Mf(s_n) \rightarrow Mf(w). \quad (3)$$

2. Для любого G из σ -алгебры борелевских множеств $\mathfrak{B}_{C(0,1)}$ в пространстве $C(0,1)$ ($\mathfrak{B}_{C(0,1)}$ порождена открытыми множествами в метрическом пространстве $C(0,1)$ с равномерной метрикой; уже отмечалось, что $\mathfrak{B}_{C(0,1)} = \mathfrak{B}_C^{[0,1]}$) такого, что $P(w \in \partial G) = 0$, где ∂G — граница множества G , выполняется

$$P(s_n \in G) \rightarrow P(w \in G). \quad (4)$$

Соотношения (3), (4) суть эквивалентные определения слабой сходимости распределений P_n процессов s_n к распределению W винеровского процесса w в пространстве $\langle C(0,1), \mathfrak{B}_{C(0,1)} \rangle$. Более подробные сведения об этом можно найти в [1], [5].

Основное содержание этого параграфа составляют следующие теоремы.

Обозначим, как и прежде, $L_3 = \sum_{k=1}^n \mu_{k,n}$.

Теорема 1. Пусть $L_3 \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$ (условие Ляпунова). Тогда справедливы соотношения сходимости (2) — (4).

Замечание 1. Условие $L_3 \rightarrow 0$ здесь можно ослабить до условия Липшеберга. В таком виде высказанная теорема сходимости носит наименование *принципа инвариантности Донскера — Прохорова*.

Наряду с теоремой 1 получим и более точное утверждение.

Определение 1. Множество G назовем *липшицевым*, если $\Delta W_G(\epsilon) \equiv W(G^{(\epsilon)}) - W(G) \leq c\epsilon$, где $G^{(\epsilon)}$ есть ϵ -окрестность G , W — мера, соответствующая винеровскому процессу.

В дальнейшем буквой c (с индексами или без) будем обозначать абсолютные постоянные, не обязательно одни и те же.

Теорема 2. Если G липшицево, то

$$|P(s_n \in G) - P(w \in G)| \leq cL_3^{1/4}. \quad (5)$$

В случае $\xi_{k,n} = \xi_k / \sqrt{n}$ (ξ_k от n не зависят и одинаково распределены, $M\xi_k = 0$, $D\xi_k = 1$) правая часть в (5) превращается в $cn^{-1/8}$.

Аналогичная оценка может быть получена для функционалов. Функционал f в $C(0,1)$ назовем *липшицевым*, если выполнены два условия:

1) $|f(x) - f(y)| \leq c\rho(x, y)$,

2) распределение $f(w)$ имеет ограниченную плотность.

Следствие 1. Если f — липшицев функционал, то множество $G_v = \{f(x) < v\}$ липшицево (с одной и той же постоянной при всех v), так что в силу теоремы 2

$$\sup_v |P(f(w) \in v) - P(f(s_n) < v)| \leq cL_3^{1/4}.$$

Сформулированные выше теоремы будут следствиями формулируемой далее теоремы 3.

Пусть

$$\eta_{1,n}, \dots, \eta_{n,n} \quad (6)$$

— любая другая последовательность независимых случайных величин в схеме серий с теми же первыми двумя моментами $M\eta_{k,n} = 0$, $M\eta_{k,n}^2 = \sigma_{k,n}^2$ и с конечными третьими моментами. Обозначим $F_{k,n}$, $\Phi_{k,n}$ функции распределения $\xi_{k,n}$ и $\eta_{k,n}$ соответственно,

$$v_{k,n} = M|\eta_{k,n}|^3 < \infty, \quad N_3 = \sum_{k=1}^n v_{k,n},$$

$$\mu_{k,n}^0 = \int |x|^3 |d(F_{k,n}(x) - \Phi_{k,n}(x))| \leq \mu_{k,n} + v_{k,n},$$

$$L_3^0 = \sum_{k=1}^n \mu_{k,n}^0 \leq L_3 + N_3.$$

Обозначим через $s'_n(t)$ случайный процесс, построенный так же, как процесс $s_n(t)$, но по последовательности $\{\eta_{k,n}\}$.

Теорема 3. Для любого $A \in \mathfrak{B}_{C(0,1)}$

$$P(s_n \in A) \leq P(s'_n \in A^{(2\varepsilon)}) + \frac{cL_3^0}{\varepsilon^3}.$$

Чтобы доказать теорему 3, получим сначала ее конечномерный аналог. Обозначим через ξ и η векторы $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_k)$, $\eta = (\eta_1, \dots, \eta_k)$, где $\xi_k = \sum_{j=1}^k \xi_{j,n}$, $\eta_k = \sum_{j=1}^k \eta_{j,n}$, и обозначим $B^{(\varepsilon)}$ ε -окрестность множества $B \in R^n$:

$$B^{(\varepsilon)} = \bigcup_{\substack{x \in B \\ |v| \leq \varepsilon}} (x + v),$$

где $x = (x_1, \dots, x_n)$, $v = (v_1, \dots, v_n)$, $|v| = \max_k |v_k|$.

Лемма 1. Пусть B — любое борелевское множество из R^n . Тогда

$$P(\xi \in B) \leq P(\eta \in B^{(2\varepsilon)}) + \frac{cL_3^0}{\varepsilon^3}.$$

Доказательство*). Введем в рассмотрение совокупность расширяющихся окрестностей

$$B^{(\varepsilon)}(k) = \bigcup_{\substack{x \in B \\ |v| \leq \varepsilon}} (x_1, \dots, x_k, x_{k+1} + v_{k+1}, \dots, x_n + v_n), \quad k = 0, \dots, n,$$

$$B = B^{(\varepsilon)}(n) \subset B^{(\varepsilon)}(n-1) \subset \dots \subset B^{(\varepsilon)}(1) \subset B^{(\varepsilon)}(0) = B^{(\varepsilon)}$$

*) В основе приводимого ниже доказательства лежит предположение А. И. Саханенко обобщение подхода к доказательству центральной предельной теоремы, изложенного в § 8.5.

и обозначим через e_k вектор $(0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$, где 1 стоит на месте k -й координаты. Очевидно, что, если $x \in B^{(e)}(k)$, то

$$x + e_k v_k \in B^{(e)}(k-1) \quad \text{при } x \in B^{(e)}(k), \quad |v_k| \leq \varepsilon. \quad (7)$$

Далее, наряду с сериями (1), (6) рассмотрим совокупность «переходных» серий

$$\xi_{1,n}, \dots, \xi_{k,n}, \eta_{k+1,n}, \dots, \eta_{n,n}, \quad k=0, \dots, n. \quad (8)$$

Обозначим $\zeta(k) = (\zeta_1(k), \dots, \zeta_n(k))$ векторы, образованные накопленными суммами k -й серии, так что

$$\begin{aligned} \zeta_j(k) &= \xi_{j,n} \quad \text{при } j \leq k, \\ \zeta_j(k) &= \zeta_{j,n} + \eta_{k+1,n} + \dots + \eta_{j,n} \quad \text{при } j > k. \end{aligned}$$

Лемма 2. Для любой случайной величины δ такой, что $P(|\delta| \leq \varepsilon) = 1$, выполняется

$$P(\zeta \in B) \leq P(\eta \in B^{(2\varepsilon)}) + \sum_1^n \Delta_k, \quad (9)$$

где

$$\begin{aligned} \Delta_k &= P(\zeta(k) + \delta e(k-1) \in B^{(e)}(k-1)) - \\ &\quad - P(\zeta(k-1) + \delta e(k-1) \in B^{(e)}(k-1)), \end{aligned}$$

$$e(r) = \sum_{r+1}^n e_j = (0, \dots, 0, 1, \dots, 1).$$

Доказательство. Действительно, в силу (7)

$$\begin{aligned} P(\zeta \in B) &= P(\zeta(n) \in B^{(e)}(n)) \leq \\ &\leq P(\zeta(n) + e(n)\delta \in B^{(e)}(n-1)) = P(\zeta(n) + e(n-1)\delta \in B^{(e)}(n-1)) = \\ &= P(\zeta(n-1) + e(n-1)\delta \in B^{(e)}(n-1)) + \Delta_n. \end{aligned}$$

Применяя снова те же выкладки к правой части, получим

$$\begin{aligned} P(\zeta(n-1) + e(n-1)\delta \in B^{(e)}(n-1)) &\leq \\ &\leq P(\zeta(n-1) + e(n-1)\delta + e_{n-1}\delta \in B^{(e)}(n-2)) = \\ &= P(\zeta(n-1) + e(n-2)\delta \in B^{(e)}(n-2)) = \\ &= P(\zeta(n-2) + e(n-2)\delta \in B^{(e)}(n-2)) + \Delta_{n-1} \\ &\dots \dots \dots \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P(\zeta(1) + e(1)\delta \in B^{(e)}(1)) &\leq P(\zeta(1) + e(1)\delta + e_1\delta \in B^{(e)}(0)) = \\ &= P(\zeta(1) + e(0)\delta \in B^{(e)}(0)) = P(\zeta(0) + e(0)\delta \in B^{(e)}(0)) + \Delta_1. \end{aligned}$$

Так как $\zeta(0) = \eta$, $P(\eta + e(0)\delta \in B^{(e)}) \leq P(\eta \in B^{(2\varepsilon)})$, то (9) доказано. ◀

Чтобы получить лемму 1, надо оценить теперь Δ_k . Нам будет удобно вместе с (8) рассматривать также серии

$$\xi_{1,n}, \dots, \xi_{k-1,n}, \eta, \eta_{k+1,n}, \dots, \eta_{n,n}$$

и обозначать $\zeta(k, y) = (\zeta_1(k, y), \dots, \zeta_n(k, y))$ соответствующий вектор накопленных сумм, так что

$$\zeta(k, \xi_{k,n}) = \zeta(k) = \zeta(k, 0) + \xi_{k,n} e(k-1),$$

$$\zeta(k, \eta_{k,n}) = \zeta(k-1) = \zeta(k, 0) + \eta_{k,n}.$$

Тогда Δ_k можно записать в виде

$$\Delta_k = P(\zeta(k, 0) + (\delta + \xi_{k,n}) e(k-1) \in B^{(e)}(k-1)) - \\ - P(\zeta(k, 0) + (\delta + \eta_{k,n}) e(k-1) \in B^{(e)}(k-1)). \quad (10)$$

Возьмем в качестве δ случайную величину, не зависящую от ξ и η . Тогда вероятности, входящие в (10), удобно оценивать, пользуясь у. м. о., так как, например, в равенстве

$$P(\zeta(k, 0) + (\delta + \xi_{k,n}) e(k-1) \in B^{(e)}(k-1)) = \\ = MP((\delta + \xi_{k,n}) e(k-1) \in B^{(e)}(k-1) - \zeta(k, 0) / \zeta(k, 0)) \quad (11)$$

множество $C = B^{(e)}(k-1) - \zeta(k, 0)$ можно считать фиксированным (см. свойства у. м. о., δ и $\xi_{k,n}$ от $\zeta(k, 0)$ не зависят). Обозначим через D множество y , для которых $ye(k-1) \in C$. Тогда надо оценить разность

$$P(\delta + \xi_{k,n} \in D) - P(\delta + \eta_{k,n} \in D). \quad (12)$$

Воспользуемся леммой 8.3. Чтобы привести (12) к виду, удобному для применения леммы, выберем в качестве δ случайную величину, имеющую трижды непрерывно дифференцируемую плотность $g(t)$, и положим для краткости $\xi_{k,n} = \xi$, $\eta_{k,n} = \eta$. Тогда $\delta + \xi$ будет иметь плотность, равную $\int dF_\xi(t) g(y-t) = Mg(y-\xi)$ так что

$$P(\delta + \xi \in D) = \int_D Mg(y-\xi) dy = M \int_D g(y-\xi) dy.$$

Если положим теперь $f(x) = \int_D g(y-x) dy$, то получим, что

$$P(\delta + \xi \in D) = Mf(\xi),$$

где f — трижды непрерывно дифференцируемая функция,

$$|f'''(x)| \leq \int |g'''(y)| dy = f_3.$$

Применяя теперь лемму 8.3, получим, что

$$|P(\delta + \xi \in D) - P(\delta + \eta \in D)| = |M(f(\xi) - f(\eta))| \leq \frac{f_3}{6} \mu_{h,n}^0,$$

$$\mu_{h,n}^0 = \int |x^3| |d(F_{h,n}(x) - Q_{h,n}(x))|.$$

Так как правая часть здесь от $\xi(k, 0)$ и D никак не зависит, то, возвращаясь к (10), (11), мы получим ту же оценку

$$|\Delta_h| \leq \frac{f_3}{6} \mu_{h,n}^0. \quad (13)$$

Пусть теперь $g_1(x)$ — некоторая гладкая плотность, сосредоточенная на $[-1, 1]$. Тогда, полагая $g(x) = \frac{1}{\varepsilon} g_1\left(\frac{x}{\varepsilon}\right)$, получим

$$f_3 = \int \frac{1}{\varepsilon^4} \left| g_1''' \left(\frac{y}{\varepsilon} \right) \right| dy = \frac{1}{\varepsilon^3} \int |g_1'''(y)| dy = \frac{c_1}{\varepsilon^3}, \quad c_1 = \text{const}. \quad (14)$$

Сопоставляя (9), (13) и (14), мы получим утверждение леммы 1. ◀

Доказательство теоремы 3. Эта теорема есть следствие леммы 1. Действительно, пусть $B \in R^n$ таково, что события $\{s_n \in A\}$ и $\{\xi \in B\}$ эквивалентны (s_n полностью определяется по ξ), тогда, очевидно, $\{s_n \in A^{(e)}\} = \{\xi \in B^{(e)}\}$ и утверждение теоремы 3 повторяет утверждение леммы 1. ◀

Доказательство теоремы 1. Пусть $w(t)$ — стандартный винеровский процесс. Положим $\eta_{k,n} = w(t_{k,n}) - w(t_{k-1,n})$. Тогда последовательность $\eta_{1,n}, \dots, \eta_{k,n}$ удовлетворяет всем наложенным выше условиям, так как

$$M\eta_{k,n} = 0, M\eta_{k,n}^2 = \sigma_{k,n}^2, v_{k,n} = M|\eta_{k,n}|^3 = c_3 \sigma_{k,n}^3 < \infty.$$

Отметим также, что $\sigma_{k,n}^3 = (M|\xi_{k,n}|^2)^{3/2} \leq M|\xi_{k,n}|^3 = \mu_{k,n}$, так что

$$N_3 = \sum_{k=1}^n v_{k,n} = c_3 \sum_{k=1}^n \sigma_{k,n}^3 \leq c_3 L_3 \rightarrow 0.$$

Нам понадобится

Лемма 3. $P(\rho(w, s'_n) > \varepsilon) \leq cN_3/\varepsilon^3$.

Доказательство. Событие $\{\rho(w, s'_n) > \varepsilon\}$ равно $\bigcup_h A_h$

где

$$A_h = \left\{ \sup_{\delta_h} |w(t) - s'(t)| > \varepsilon \right\} \subset \left\{ \sup_{\delta_h} |w(t)| > \varepsilon/2 \right\},$$

$$\delta_h = [t_{h-1}, t_h].$$

Поэтому $\left(t_h - t_{h-1} = \sigma_{h,n}^2, w(t) = \sigma w(t/\sigma^2) \right)$

$$P(A_h) \leq P\left(\sup_{\{0,1\}} |w(t)| > \frac{\varepsilon}{2\sigma_{h,n}} \right) \leq 2 \left(1 - \Phi\left(\frac{\varepsilon}{2\sigma_{h,n}} \right) \right).$$

Функция $(1 - \Phi(t))$ убывает при $t \rightarrow \infty$ значительно быстрее, чем t^{-3} . Поэтому

$$2 \left(1 - \Phi \left(\frac{\varepsilon}{2\sigma_{k,n}} \right) \right) \leq c \frac{\sigma_{k,n}^3}{\varepsilon^3},$$

$$P \left(\bigcup_k A_k \right) \leq \frac{cN_3}{\varepsilon^3}. \quad \blacktriangleleft$$

Из доказательства видно, что оценка в лемме 3 является весьма грубой.

Вернемся к доказательству теоремы 1. Так как

$$P(s'_n \in G) = P(s'_n \in G, \rho(w, s'_n) \leq \varepsilon) + P(s'_n \in G, \rho(w, s'_n) > \varepsilon),$$

то

$$P(s'_n \in G) \leq P(w \in G^{(\varepsilon)}) + \frac{cN_3}{\varepsilon^3} \quad (15)$$

и в силу теоремы 3

$$P(s_n \in G) \leq P(w \in G^{(3\varepsilon)}) + \frac{c(L_3^0 + N_3)}{\varepsilon^3}.$$

Получим теперь обратное неравенство. Обозначим $G^{(-\varepsilon)}$ множество $G^{(-\varepsilon)} = G - (\partial G)^{(\varepsilon)}$, тогда $[G^{(-\varepsilon)}]^{(2\varepsilon)} = G^0 \subset G$. Меняя местами s_n и s'_n в теореме 3 и применяя ее к множеству $G^{(-2\varepsilon)}$, получим

$$P(s_n \in G^0) \geq P(s'_n \in G^{(-2\varepsilon)}) - \frac{c(L_3^0 + N_3)}{\varepsilon^3}. \quad (16)$$

Меняя местами w и s'_n в (15) и применяя это соотношение к $G^{(-3\varepsilon)}$, находим

$$P(s'_n \in G^{(-2\varepsilon)}) \geq P(w \in G^{(-3\varepsilon)}) - \frac{cN_3}{\varepsilon^3}.$$

Отсюда и из (16) получаем

$$P(s_n \in G) \geq P(s_n \in G^0) \geq P(w \in G^{(-3\varepsilon)}) - \frac{c(L_3^0 + N_3)}{\varepsilon^3}.$$

Если обозначить

$$P(w \in G^{(\varepsilon)}) - P(w \in G) = W(G^{(\varepsilon)}) - W(G) = \Delta W_G(\varepsilon)$$

и учесть, что $N_3 \leq cL_3$, $L_3^0 \leq L_3 + N_3$, то мы получили

$$-\Delta W_G(-3\varepsilon) + \frac{cL_3}{\varepsilon^3} \leq P(s_n \in G) - W(G) \leq \Delta W_G(3\varepsilon) + \frac{cL_3}{\varepsilon^3}. \quad (17)$$

Если $W(\partial G) = 0$, то очевидно, что

$$W(G^{(\pm 3\varepsilon)}) - W(G^{(-3\varepsilon)}) \rightarrow 0$$

при $\varepsilon \rightarrow 0$, $\Delta W_G(\pm 3\varepsilon) \rightarrow 0$. Отсюда и из (17) уже легко получить, что $P(s_n \in G) \rightarrow P(w \in G)$.

Сходимость $f(s_n) \Rightarrow f(w)$ для непрерывных функционалов следует из (4), так как множество $G_v = \{x \in C(0, 1): f(x) < v\}$ для точки v , являющейся точкой непрерывности распределения $f(w)$, обладает свойством

$$W(\partial G_v) = P(f(w) = v) = 0$$

и, следовательно,

$$P(f(s_n) < v) \rightarrow P(f(w) \in v). \quad \blacktriangleleft$$

Доказательство теоремы 2. Если множество G липшицево, то

$$|\Delta W_G(\pm 3\varepsilon)| < c\varepsilon$$

и в силу (17)

$$|P(s_n \in G) - W(G)| < c \left(\varepsilon + \frac{L_3}{\varepsilon^3} \right).$$

Полагая $\varepsilon = L_3^{1/4}$, получим требуемое утверждение. $\blacktriangleleft$

Название «принцип инвариантности», относящееся к основным утверждениям этого параграфа, лучше всего иллюстрируется теоремой 3, в силу которой для приближенного вычисления $P(s_n \in A)$ можно пользоваться значением $P(s'_n \in A)$ для любой другой последовательности (6), обладающей лишь теми же первыми двумя моментами, что и (1). В этом смысле главная часть $P(s_n \in A)$ инвариантна относительно конкретных распределений рассматриваемых последовательностей. Например, вычисление $P(s_n \in G)$ или $P(w(t) \in G)$ можно заменить вычислением $P(s'_n \in G)$ для последовательности в схеме Бернулли, к которой удобно применять различные численные методы. С другой стороны, вероятности $P(w \in G)$ для целого класса областей G найдены в явном виде (см., например, [16]). Мы знаем, например, что $P(\sup w(t) > y) = 2(1 - \Phi(x))$. (Отсюда следует, в частности, что множество $G = \{x \in C(0, 1): \sup x(t) > y\}$ является липшицевым.) Поэтому для распределения максимума сумм $\bar{S}_n = \max_{h \leq n} S_h$

$S_h = \sum_{j=1}^h \xi_j$, $M\xi_h = 0$, $D\xi_h = \sigma^2$ будем иметь

$$P(\bar{S}_n > x\sigma \sqrt{n}) \rightarrow 2(1 - \Phi(x))$$

и можем использовать это соотношение для приближенного вычисления распределения $\bar{S}_n$, представляющего, как мы видели в гл. 11, значительный интерес в приложениях.

Точно так же можно приближать совместное распределение $S_n, \bar{S}_n$ и $\underline{S}_n = \min_{k \leq n} S_k$ (т. е. вероятности вида $P(\bar{S}_n < x \sqrt{n}, \underline{S}_n > y \sqrt{n}, S_n \in B)$) с помощью соответствующих формул для винеровского процесса, приведенных в [16].

Замечание 2. В заключение этого параграфа отметим, что все утверждения, высказанные выше, сохраняются, если в них вместо $s_n(t)$ рассматривать не непрерывную, а ступенчатую ломаную $s_n^*(t) = \xi_{h,n}$ при $t \in [t_h, t_{h+1})$. В этом можно убедиться, проведя заново все рассмотрения применительно к s_n^* . Другой путь для получения, скажем, теорем 1, 2 для s_n^* состоит в том, чтобы воспользоваться уже полученными результатами и оценить расстояние $\rho(s_n, s_n^*)$. Так как $\{\rho(s_n, s_n^*) > \varepsilon\} \subset \bigcup_{k=1}^n \{|\xi_{k,n}| > \varepsilon\}$, то

$$P(\rho(s_n, s_n^*) > \varepsilon) \leq \sum_{k=1}^n P(|\xi_{k,n}| > \varepsilon) \leq \sum_{k=1}^n \frac{\mu_{k,n}}{\varepsilon^3} = \frac{L_3}{\varepsilon^3}.$$

Напомним, что оценку такого же вида мы получили для $\rho(s'_n, w)$ и это позволило заменить, где это требовалось, s'_n на w . Следовательно, пользуясь точно такими же рассуждениями, можно менять s_n на s_n^* . В этом случае можно рассматривать сходимость распределений функционалов $f(s_n^*)$, определенных на $D(0, 1)$ (и непрерывных в равномерной метрике ρ). В ряде случаев использование s_n^* бывает технически более удобным, чем s_n . Например, в случае, когда надо найти предельное распределение $\sum_{h=1}^n \varphi(\xi_{h,n}) = n \int \varphi(s_n^*(t)) dt$ ($\xi_{h,n}$ одинаково распределены). Из выписанного представления следует, что $\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \varphi(\xi_{k,n}) \Rightarrow \int \varphi(w(t)) dt$.

§ 2. Закон повторного логарифма

Пусть $\xi_1, \xi_2, \dots$ — последовательность независимых случайных величин,

$$M\xi_k = 0, \quad M\xi_k^2 = \sigma_k^2, \quad M|\xi_k|^3 = \mu_k, \\ S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k, \quad B_n^2 = \sum_{k=1}^n \sigma_k^2, \quad M_n = \sum_{k=1}^n \mu_k.$$

В этих обозначениях отношение Ляпунова равно

$$L_3 = L_{3,n} = M_n/B_n^3.$$

В этом параграфе мы покажем, что из закона повторного логарифма для винеровского процесса и из теоремы 2 следует

Теорема 4 (закон повторного логарифма для сумм случайных величин). Если $B_n \rightarrow \infty$, $L_{3,n} < c/\ln B_n$ при некотором $c < \infty$, то

$$P\left(\overline{\lim}_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n}{B_n \sqrt{2 \ln \ln B_n}} = 1\right) = 1,$$

$$P\left(\underline{\lim}_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n}{B_n \sqrt{2 \ln \ln B_n}} = -1\right) = 1.$$

Таким образом, все последовательности, располагающиеся выше $(1 + \varepsilon) B_n \sqrt{2 \ln \ln B_n}$, будут верхними для последовательности S_n , а все последовательности ниже $(1 - \varepsilon) B_n \sqrt{2 \ln \ln B_n}$ — нижними.

Условия теоремы, очевидно, будут выполнены для одинаково распределенных ξ_k , так как в этом случае $L_{3,n} = \frac{\mu_3}{\sigma_1^3 \sqrt{n}}$, $B_n^2 = \sigma_1^2 n$.

Доказательство. Обратимся к доказательству закона повторного логарифма в теореме 16.5 и применим его к последовательности S_n . При этом не потребуется вносить никаких существенных изменений. Надо лишь вместо $w(a^k)$ рассматривать S_{n_k} , где $n_k = \min\{n: B_n^2 \geq a^k\}$, и заменить, где потребуется, a^k на $B_{n_k}^2$. В силу условия Ляпунова $\max_{k \leq n} \sigma_k^2 = o(B_n^2)$, так что $B_{n_{k-1}}^2 \sim \sim B_{n_k}^2 \sim a^k$ при $k \rightarrow \infty$.

Ключевым моментом доказательства теоремы 16.5 является доказательство сходимости ряда (при любом $\varepsilon > 0$)

$$\sum_k P\left(\sup_{u \leq a^k} w(u) > (1 + \varepsilon) x_{k-1}\right) \quad (18)$$

и расходимости ряда

$$\sum_k P(w(a^k) - w(a^{k-1}) > (1 - \varepsilon/2) x_k), \quad (19)$$

где

$$x_k = \sqrt{2a^k \ln \ln a^k}, \quad w(a^k) - w(a^{k-1}) = \frac{1}{p} w(a^k (1 - a^{-1})).$$

В рассматриваемом случае, если следовать тому же пути, надо доказать сходимость ряда

$$\sum_k P(\bar{S}_{n_k} > (1 + \varepsilon) y_{k-1}) \quad (18a)$$

и расходимость ряда

$$\sum_k P(S_{n_k} - S_{n_{k-1}} > (1 - \frac{\varepsilon}{2}) y_k), \quad (19a)$$

где $y_k = \sqrt{2B_{n_k}^2 \ln \ln B_{n_k}^2} \sim x_k$. Но асимптотическое поведение вероятностей событий в (18), (18a) и в (19), (19a) при выполнении условия $L_{3,n} < c/\ln B_n$ будет по существу одинаковым. Чтобы установить это, воспользуемся неравенством

$$\left| P\left(\frac{s_n}{B_n} \in G\right) - P(w \in G^{(\pm\delta)}) \right| < \frac{cL_{3,n}}{\delta^3}, \quad (20)$$

вытекающим из доказательства теоремы 3. В силу этого неравенства

$$\begin{aligned} P\left(\frac{\bar{S}_n}{B_n} > (1 + 3\varepsilon)x\right) &\leq P\left(\sup_{u \leq 1} w(u) > (1 + 2\varepsilon)x\right) + \\ &+ \frac{cL_{3,n}}{(\varepsilon x)^3} = P\left(\sup_{u \leq B_n^2} w(u) > (1 + 2\varepsilon)x B_n\right) + \frac{cL_{3,n}}{(\varepsilon x)^3}. \end{aligned}$$

Поэтому (см. (18a)), полагая $n = n_k$, $x = y_{k-1}/B_n$, получим

$$\begin{aligned} P\left(\bar{S}_{n_k} > (1 + 3\varepsilon)y_{k-1}\right) &\leq P\left(\sup_{u \leq B_{n_k}^2} w(u) > (1 + 2\varepsilon)y_{k-1}\right) + \\ &+ \frac{c}{\varepsilon^3} L_{3,n_k} (\ln \ln B_{n_k}^2)^{-3/2}. \end{aligned}$$

Здесь $y_{k-1} \sim x_{k-1}$, $B_{n_k}^2 \geq a^k$, $\ln \ln B_{n_k}^2 \sim \ln \ln a^k \sim \ln k$, $L_{3,n_k} \leq \frac{c}{\ln B_{n_k}} \sim \frac{c}{\ln a^k} \sim \frac{c}{k}$. Следовательно, при всех достаточно больших k (буквой c обозначены различные постоянные)

$$P\left(\bar{S}_{n_k} > (1 + 3\varepsilon)y_{k-1}\right) \leq P\left(\sup_{u \leq a^k} w(u) > (1 + \varepsilon)x_{k-1}\right) + \frac{c}{\varepsilon^3 k (\ln k)^{3/2}}.$$

Так как

$$\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k (\ln k)^{3/2}} < \infty, \quad (21)$$

то полученное неравенство означает, что из сходимости ряда (18) вытекает сходимость ряда (18a). Первая часть теоремы доказана.

Вторая часть доказывается аналогично. Рассмотрим ряд (19a). В силу (20) находим

$$\begin{aligned} P(S_{n_k} - S_{n_{k-1}} > (1 - 3\varepsilon) y_k) &= P(S_{n_k}(1) - S_{n_k}(r_k) > \\ &> (1 - 3\varepsilon) \frac{y_k}{B_{n_k}}) \geq P\left(w(1) - w(r_k) > (1 - 2\varepsilon) \frac{y_k}{B_{n_k}}\right) - \\ &\quad - \frac{cL_{2,n_k}}{\varepsilon^3} (\ln \ln B_{n_k})^{-3/2}, \quad (22) \end{aligned}$$

где $r_k = B_{n_{k-1}}^2 B_{n_k}^{-2} \rightarrow a^{-1}$ в силу того, что

$$B_{n_k}^2 = a^k + \theta_k \sigma_{n_k}^2, \quad 0 \leq \theta_k \leq 1, \quad \sigma_{n_k}^2 = o(B_{n_k}^2).$$

Первое слагаемое в (22) равно

$$\begin{aligned} P\left(w(1 - r_k) > (1 - 2\varepsilon) \frac{y_k}{B_{n_k}}\right) &\geq P\left(w(a^k(1 - r_k)) > (1 - \varepsilon) x_k\right) = \\ &= P\left(w(a^k(1 - a^{-1})) > (1 - \varepsilon) x_k \sqrt{\frac{1 - a^{-1}}{1 - r_k}}\right) \geq \\ &\geq P\left(w(a^k) - w(a^{k-1}) > \left(1 - \frac{\varepsilon}{2}\right) x_k\right). \end{aligned}$$

Как и прежде, в силу (21) ряд, составленный из вторых слагаемых в (22), сходится. Поэтому установленные неравенства означают, что доказанная нами расходимость ряда (19) влечет за собой расходимость ряда (19a). Теорема доказана. ◀

На самом деле условия выполнения закона повторного логарифма связаны не столько с существованием третьих моментов, сколько со скоростью сходимости в центральной предельной теореме. В какой-то мере этот факт иллюстрируется следующим утверждением (см. [15]):

Теорема. Если $B_n \rightarrow \infty$, $B_{n+1}/B_n \rightarrow 1$ при $n \rightarrow \infty$

$$\sup_x |P(S_n/B_n < x) - \Phi(x)| \leq c (\ln B_n)^{-1-\delta}$$

при некоторых $\delta > 0$, $c < \infty$, то имеет место закон повторного логарифма.

§ 3. Сходимость к пуассоновскому процессу

Приведенные в § 1, 2 теоремы показывают, что впперовский процесс достаточно хорошо описывает эволюцию накопленных сумм при суммировании «обычных» случайных величин $\xi_{k,n}$, удовлетворяющих условию Ляпунова. Оказывается, что подобным же образом пуассоновский процесс описывает эволюцию накопленных сумм, когда случайные величины $\xi_{k,n}$ соответствуют появлению редких событий.

Рассмотрим независимые случайные величины в схеме серий $\xi_{1,n}, \dots, \xi_{n,n}$, которые для простоты будем считать одинаково распределенными. Пусть

$$P(\xi_{k,n} = 0) = 1 - p_n, \quad P(\xi_{k,n} = 1) = p_n, \quad np_n \equiv \mu_n \rightarrow \mu > 0. \quad (23)$$

Читателю предлагается проверить, что в этом случае условие Линдберга (и, стало быть, Ляпунова) выполнено не будет.

Образую случайную функцию $s_n(t)$ на $[0, 1]$ следующим образом. Положим

$$s_n(t) = \zeta_{k,n} = \sum_{j=1}^k \xi_{j,n}, \quad t \in \left[\frac{k-1}{n}, \frac{k}{n} \right), \quad k = 1, \dots, n.$$

Здесь удобнее использовать ступенчатую, а не непрерывную траекторию $s_n(t)$ (ср. с замечанием 2). Утверждение, которое мы получим в этом разделе, аналогично принципу инвариантности и состоит в том, что процесс $s_n(t)$ сходится в известном смысле к пуассоновскому процессу $\xi(t)$ с параметром μ на $[0, 1]$. Эту сходимость можно было бы трактовать, конечно, как слабую сходимость распределений в $D(0, 1)$. Но в рамках настоящей книги это, по-видимому, нецелесообразно по крайней мере по двум причинам:

1. Нам пришлось бы для этого вводить метрику в $D(0, 1)$ и изучать ее свойства, что само по себе сложно.

2. Траектории процессов $s_n(t)$ и $\xi(t)$ устроены просто, и характеризовать их близость можно проще и точнее, не привлекая общих концепций. Действительно, как мы видели, траектория $\xi(t)$ на $[0, 1]$ полностью определяется набором случайных величин $(\xi(1); \alpha_1, \dots, \alpha_{\xi(1)})$, где α_k есть точка k -го скачка процесса, $\alpha_{k+1} - \alpha_k \in \Gamma_\mu$. Такую же характеризацию допускают траектории $s_n(t)$: они определяются вектором $(s_n(1); \gamma_1/n, \dots, \gamma_{s_n(1)}/n)$, где $\gamma_1, \gamma_2, \dots$ суть те значения j , для которых $\xi_{j,n} = 1$. Будем считать распределения $s_n(t)$ и $\xi(t)$ близкими, если близки распределения двух названных векторов. Это будет отвечать сходимости процессов в весьма естественном и сильном смысле.

Из сказанного ранее (см. § 16.4) о процессах Пуассона трудно понять, что названная сходимость распределений точек скачков $s_n(t)$ эквивалентна сходимости конечномерных распределений $s_n(t)$ к распределениям $\xi(t)$ (ступенчатый характер траекторий $s_n(t)$ известен).

Теорема 5. *Можно так построить $s_n(t)$ и $\xi(t)$ на одном вероятностном пространстве, что*

$$P\left(\xi(1) = s_n(1); \left| \alpha_k - \frac{\gamma_k}{n} \right| < \frac{1}{n}, \quad k = 1, \dots, \xi(1)\right) \geq 1 - \frac{\mu_n^2}{n}. \quad (24)$$

Другими словами, траектории $\xi(t)$ и $s_n(t)$ с вероятностью $1 - \frac{\mu_n^2}{n}$ отличаются лишь малыми ($< 1/n$) отклонениями точек скачков.

В отличие от теоремы 1 это утверждение уже трудно называть принципом инвариантности, так как разнообразие распределений $\xi_{k,n}$, приводящее к такому результату, не очень велико. По сравнению с теоремой оно может быть расширено до всех распределений таких, что (см. теорему 7.4)

$$P(\xi_{k,n} = 1) = p_n, \quad 1 - P(\xi_{k,n} = 0) \sim p_n.$$

$$P(\xi_{k,n} \neq 0, \xi_{k,n} \neq 1) = o(p_n).$$

Следствие 2. Пусть B есть множество в R^k , обладающее свойством (его также естественно называть липшицевым)

$$|P((\alpha_1, \dots, \alpha_k) \in B^{(\varepsilon)}) - P((\alpha_1, \dots, \alpha_k) \in B)| < c\varepsilon.$$

Тогда из теоремы 5 вытекает, что

$$\left| P\left(s_n(1) = k, \left(\frac{\gamma_1}{n}, \dots, \frac{\gamma_k}{n}\right) \in B\right) - P(\xi(1) = k, (\alpha_1, \dots, \alpha_k) \in B) \right| < \frac{c}{n}.$$

Доказательство. Из (24) следует, что

$$\begin{aligned} P\left(s_n(1) = k, \left(\frac{\gamma_1}{n}, \dots, \frac{\gamma_k}{n}\right) \in B\right) &\leq P(\xi(1) = k, (\alpha_1, \dots, \alpha_k) \in B^{(1/n)}) + \\ &+ \frac{\mu_n^2}{n} \leq P(\xi(1) = k, (\alpha_1, \dots, \alpha_k) \in B) + \frac{c}{n} + \frac{\mu_n^2}{n}. \end{aligned}$$

Точно так же устанавливается обратное неравенство. ◀

Доказательство теоремы 5. Пусть $\eta_{k,n} = \xi\left(\frac{k}{n}\right) - \xi\left(\frac{k-1}{n}\right)$, $k = 1, \dots, n$. Мы докажем утверждение теоремы, если осуществим построение $\xi_{k,n}$, $\eta_{k,n}$ на одном пространстве так, что

$$P\left(\bigcup_{k=1}^n \{\xi_{k,n} \neq \eta_{k,n}\}\right) < \mu_n^2/n \quad (25)$$

(таким построением $\xi(t)$ будет определен не на всех интервалах $((k-1)/n, k/n)$. Однако дальнейшая «достройка» $\xi(t)$ нас интересовать не будет — она может быть любой). Конструкция, приводящая к (25), по существу уже была в теореме 5.9. Мы получим нужное построение, если рассмотрим независимые $\omega_1, \dots, \omega_n$,

$\omega_k \in U_{0,1}$ и положим

$$\xi_{k,n} = \begin{cases} 0, & \text{если } \omega_k < 1 - p_n, \\ 1, & \text{если } \omega_k \geq 1 - p_n, \end{cases} \quad \eta_{k,n} = \begin{cases} 0, & \text{если } \omega_k < e^{-p_n}, \\ k \geq 1, & \text{если } \omega_k \in [\pi_{k-1}, \pi_k], \end{cases}$$

где $\pi_k = \Pi_n([0, k])$, $k = 0, 1, \dots$. Тогда $\xi_{k,n}$ и $\eta_{k,n}$ будут иметь требуемые совместные распределения,

$$\{\xi_{k,n} \neq \eta_{k,n}\} = \{\omega_k \in [1 - p_n, e^{-p_n}] \cup [e^{-p_n} + p_n e^{-p_n}, 1]\}.$$

Так как $P(\xi_{k,n} \neq \eta_{k,n}) \leq p_n^2$, то теорема доказана. $\blacktriangleleft$

Пуассоновский процесс может выступать в роли предельного и в несколько ином качестве — как предельный процесс для суммы большого числа однородных «медленных» процессов восстановления.

Сформулируем постановку задачи более точно. Пусть $\eta_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, n$, — независимые между собой произвольные однородные процессы восстановления в «схеме серий» (т. е. зависящие от n), для которых

$$M\eta_i(t) = \frac{t}{a_i}, \quad a_i = a_{i,n} = M\xi_{22}^{(i)} \rightarrow \infty,$$

$$\sum_{i=1}^n \frac{1}{a_i} \rightarrow \lambda, \text{ и при любом фиксированном } t$$

$$F_i(t) = P(\xi_2^{(i)} < t) \leq r_{i,n} \rightarrow 0$$

при $n \rightarrow \infty$, где $r_{i,n}$ от i не зависит, $\xi_2^{(i)}, \xi_3^{(i)}, \dots$ — случайные величины, порождающие процесс $\eta_i(t)$.

Теорема 6. При выполнении сформулированных условий конечномерные распределения процесса

$$\xi_n(t) = \sum_{i=1}^n \eta_i(t)$$

сходится к распределению пуассоновского процесса $\xi(t)$ с параметром λ :

$$P(\xi_n(t_1) = k_1, \dots, \xi_n(t_l) = k_l) \rightarrow P(\xi(t_1) = k_1, \dots, \xi(t_l) = k_l).$$

(О сходимости к пуассоновскому процессу см. замечание, предшествующее теореме 5.)

Доказательство. Докажем сначала сходимость распределений приращений $\xi_n(t+u) - \xi_n(u)$ к распределению Пуассона с параметром λt . Обозначим $\Delta_i = \eta_i(t+u) - \eta_i(u)$, $p_i = t/a_i$. Имеем $(\chi_i(u) - \text{эксцесс для процесса } \eta_i; \text{ см. гл. 9})$

$$M\Delta_i = p_i,$$

$$\begin{aligned}
 P(\Delta_i \geq l) &\leq P(\chi_i(u) < t) [P(\xi_2^{(i)} < t)]^{l-1} \leq \\
 &\leq \frac{1}{a_i} \int_0^t P(\xi_2^{(i)} > z) dz \cdot F_i(t)^{l-1} \leq \frac{1}{a_i} (r_{t,n})^{l-1} = p_i r_{t,n}^{l-1}.
 \end{aligned}$$

Отсюда следует, что

$$M\Delta_i = p_i = \sum_{l=1}^{\infty} l P(\Delta_i = l) = P(\Delta_i = 1) + o(p_i),$$

$$P(\Delta_i = 1) = p_i + o(p_i), \quad P(\Delta_i = 0) = 1 - p_i + o(p_i). \quad (26)$$

Мы находимся в условиях следствия 5.5, из которого следует, что

$$\zeta_n(t+u) - \zeta_n(u) = \sum_{i=1}^n \Delta_i \Leftrightarrow \Pi_{\lambda t}. \quad (27)$$

Осталось доказать асимптотическую независимость приращений. Рассмотрим для простоты лишь два приращения на интервалах $(0, u)$ и $(u, u+t)$ и предположим, что $\zeta_n(u) = k$. Более того, предположим, что произошло событие A , состоящее в том, что восстановления произошли в процессах с номерами $i_1, \dots, i_k$. Нам достаточно убедиться, что при этом условии по-прежнему будет справедливо (27). Пусть B есть событие, состоящее в том, что в процессах η_i с номерами $i_1, \dots, i_k$ на интервале $(u, u+t)$ вновь произошли восстановления. Очевидно, что

$$P(B/A) \leq \sum_{i=1}^k P(\xi_2^{(i)} < t+u) \leq k r_{t+u,n} \rightarrow 0.$$

Таким образом, вклад процессов η_{i_l} , $l = 1, \dots, k$, в сумму (27) при условии A пренебрежимо мал. Рассмотрим оставшиеся $n-k$ процессов. Для них

$$\begin{aligned}
 P\{\Delta_i \geq 1/A\} &= \frac{P(\chi_i(0) \in (u, u+t))}{P(\chi_i(0) > u)} = \\
 &= \frac{1}{a_i} \int_u^{u+t} (1 - F_i(z)) dz \left[1 - \frac{1}{a_i} \int_0^u (1 - F_i(z)) dz \right]^{-1} = p_i + o(p_i). \quad (28)
 \end{aligned}$$

Так как соотношение (26) для условных (при условии A и при $i \neq i_l$, $l = 1, \dots, k$) распределений Δ_i сохраняется, то получим аналогично предыдущему (роль равенства $\sum_{l=1}^{\infty} l P(\Delta_i = l) = p_i$ теперь играет равенство $\sum_{l=1}^{\infty} l P(\Delta_i = l/A) = p_i + o(p_i)$, вытекающее из (28)):

$$P(\Delta_i = 1/A) = p_i + o(p_i), \quad P(\Delta_i = 0/A) = 1 - p_i + o(p_i).$$

Остается вновь воспользоваться следствием 5.5. ◀

МАРКОВСКИЕ ПРОЦЕССЫ

§ 1. Определения и общие свойства

Марковские процессы с дискретным временем и дискретным множеством состояний (цепи Маркова) рассматривались в гл. 12. Напомним, что главным в определении таких процессов было свойство независимости «будущего» процесса от его «прошлого», если фиксировано его «настоящее». Этот же принцип лежит в основе определения марковского процесса и в общем случае.

1. Определения и общие свойства. Пусть $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ — вероятностное пространство, на котором задан случайный процесс $\{\xi(t) = \xi(t, \omega), t \geq 0\}$. Обозначим

$$\mathfrak{F}_t = \sigma(\xi(u); u \leq t), \quad \mathfrak{F}_{t, \infty} = \sigma(\xi(u); u \geq t),$$

так что величина $\xi(u)$ измерима относительно $\mathfrak{F}_t$ при $u \leq t$ и относительно $\mathfrak{F}_{t, \infty}$ при $u \geq t$. σ -алгебра $\sigma(\mathfrak{F}_t, \mathfrak{F}_{t, \infty})$ порождена значениями $\xi(u)$ при всех u и для выборочного вероятностного пространства может совпадать с $\mathfrak{F}$.

Определение 1. Случайный процесс $\xi(t)$ называется марковским, если при любых $t, A \in \mathfrak{F}_t, B \in \mathfrak{F}_{t, \infty}$

$$P(AB/\xi(t)) = P(A/\xi(t))P(B/\xi(t)). \quad (1)$$

Это точно выраженная независимость будущего от прошлого при фиксированном настоящем.

Покажем, что приведенное определение эквивалентно следующему:

Определение 2. Процесс $\xi(t)$ называется марковским, если для любой ограниченной случайной величины η , измеримой относительно $\mathfrak{F}_{t, \infty}$,

$$M(\eta/\mathfrak{F}_t) = M(\eta/\xi(t)). \quad (2)$$

В качестве η достаточно брать функции η вида $\eta = f(\xi(s))$ при $s \geq t$.

Доказательство эквивалентности. Пусть верно (1). В силу теоремы о монотонной сходимости достаточно доказать (2) для простых функций η . Для этого в свою очередь достаточно доказать (2) для $\eta = I_B$ — индикатора множества $B \in \mathfrak{F}_{t, \infty}$. Пусть $A \in \mathfrak{F}_t$. Тогда в силу (1)

$$\begin{aligned} P(AB) &= MP(AB/\xi(t)) = MP(A/\xi(t))P(B/\xi(t)) = \\ &= MM[I_A P(B/\xi(t))/\xi(t)] = MI_A P(B/\xi(t)). \end{aligned} \quad (3)$$

С другой стороны,

$$P(AB) = MI_A I_B = MI_A P(B/\mathfrak{F}_t). \quad (4)$$

Так как (3), (4) верны для любого $A \in \mathfrak{F}_t$, то это означает, что $P(B/\mathfrak{F}_t) = P(B/\xi(t))$.

Наоборот, пусть теперь верно (2). Тогда для $A \in \mathfrak{F}_t$, $B \in \mathfrak{F}_{t, \infty}$,

$$P(AB/\xi(t)) = M[M(I_A I_B/\mathfrak{F}_t)/\xi(t)] = M[I_A M(I_B/\mathfrak{F}_t)/\xi(t)] = \\ = M[I_A M(I_B/\xi(t))/\xi(t)] = P(B/\xi(t)) P(A/\xi(t)).$$

Осталось убедиться, что в (2) достаточно брать $\eta = f(\xi(s))$, $s \geq t$. Пусть $t \leq u_1 < \dots < u_n$. Докажем, что тогда (2) верно для

$$\eta = \prod_{i=1}^n f_i(\xi(u_i)). \quad (5)$$

Воспользуемся индукцией и предположим, что (2) выполнено для функций $\gamma = \prod_{i=1}^{n-1} f_i(\xi(u_i))$ (при $n=1$ (2) выполнено). Тогда, обозначив $g(u_{n-1}) = M[f_n(\xi(u_n))/\xi(u_{n-1})]$, получим

$$M(\eta/\mathfrak{F}_t) = M[M(\eta/\mathfrak{F}_{u_{n-1}})/\mathfrak{F}_t] = M[\gamma M(f_n(\xi(u_n))/\mathfrak{F}_{u_{n-1}})/\mathfrak{F}_t] = \\ = M[\gamma M(f_n(\xi(u_n))/\xi(u_{n-1}))/\mathfrak{F}_t] = M[\gamma g(\xi(u_{n-1}))/\mathfrak{F}_t].$$

По предположению индукции отсюда следует, что

$$M(\eta/\mathfrak{F}_t) = M[\gamma g(\xi(u_{n-1}))/\xi(t)]$$

и, значит, $M(\eta/\mathfrak{F}_t)$ измеримо относительно $\sigma(\xi(t))$,

$$M(\eta/\xi(t)) = M(M(\eta/\mathfrak{F}_t)/\xi(t)) = M(\eta/\mathfrak{F}_t).$$

Мы доказали выполнение (2) для функций (5), измеримых относительно $\sigma(\xi(u_1), \dots, \xi(u_n))$. Путем предельного перехода справедливость (2) устанавливается для простых, а затем и для любых $\mathfrak{F}_{t, \infty}$ -измеримых функций. $\blacktriangleleft$

Приведем еще одно эквивалентное определение марковского процесса.

Определение 3. Процесс $\xi(t)$ является *марковским*, если для любой ограниченной функции f и для любых $t_1 < t_2 < \dots < t_n \leq t$

$$M(f(\xi(t))/\xi(t_1), \dots, \xi(t_n)) = M(f(\xi(t))/\xi(t_n)). \quad (6)$$

Доказательство эквивалентности. Соотношение (6) очевидным образом следует из (2). Пусть теперь выполнено (6). Тогда для любого $A \in \sigma(\xi(t_1), \dots, \xi(t_n))$

$$M(f(\xi(t)); A) = M[M(f(\xi(t))/\xi(t_n)); A]. \quad (7)$$

Обе части в (7) являются мерами, совпадающими на алгебре

цилиндрических множеств. Следовательно, по теореме единственности продолжения меры они совпадают и на σ -алгебре, порожденной этими множествами, т. е. на $\mathfrak{F}_{t_n}$. Другими словами, (7) верно при любом $A \in \mathfrak{F}_{t_n}$, что эквивалентно равенству

$$M[f(\xi(t))/\mathfrak{F}_{t_n}] = M[f(\xi(t))/\xi(t_n)]$$

при любом $t_n \leq t$. Соотношение (2) для $\eta = f(\xi(t))$ доказано. $\blacktriangleleft$

2. **Переходная вероятность.** Мы выяснили, что для марковского процесса $\xi(t)$ условная вероятность

$$P(\xi(t) \in B/\mathfrak{F}_s) = P(\xi(t) \in B/\xi(s)) \quad \text{при } t > s$$

есть борелевская функция от $\xi(s)$, которую обозначим

$$P(\xi(t) \in B/\xi(s)) = P(s, \xi(s); t, B).$$

Можно считать, что $P(s, x; t, B)$ как функция от B и x есть условное распределение (см. § 4.9) $\xi(t)$ при условии, что $\xi(s) = x$. В силу свойства марковости она удовлетворяет соотношению ($s < u < t$)

$$P(s, x; t, B) = \int P(s, x; u, dy) P(u, y; t, B), \quad (8)$$

которое вытекает из равенства

$$P(\xi(t) \in B/\xi(s) = x) =$$

$$= M[P(\xi(t) \in B/\mathfrak{F}_u)/\xi(s) = x] = M[P(u, \xi(u); t, B)/\xi(s) = x].$$

Уравнение (8) носит название *уравнения Колмогорова — Чепмена*.

Функцию $P(s, x; t, B)$ можно использовать для аналитического задания марковского процесса. Предварительно надо выяснить, какими свойствами должна обладать функция $P_{x,B}(s, t)$ для того, чтобы нашелся марковский процесс $\xi(t)$, для которого

$$P_{x,B}(s, t) = P(s, x; t, B).$$

Пусть $\langle \mathcal{X}, \mathfrak{B}_{\mathcal{X}} \rangle$ — некоторое измеримое пространство.

Определение 4. Функция $P_{x,B}(s, t)$ называется *переходной функцией* на $\langle \mathcal{X}, \mathfrak{B}_{\mathcal{X}} \rangle$, если она удовлетворяет следующим условиям:

1) $P_{x,B}(s, t)$ как функция от B есть распределение вероятностей при каждом $s \leq t$, $x \in \mathcal{X}$.

2) $P_{x,B}(s, t)$ измерима по x при каждом $s \leq t$, $B \in \mathfrak{B}_{\mathcal{X}}$.

3) При $0 \leq s < u < t$ и при всех x, B

$$P_{x,B}(s, t) = \int P_{x,dy}(s, u) P_{y,B}(u, t)$$

(уравнение Колмогорова — Чепмена).

4) $P_{x,B}(s, t) = I_x(B)$ при $s = t$.

Здесь свойства 1), 2) обеспечивают функции $P_{x, B}(s, t)$ возможность быть условным распределением (ср. с § 4.9).

Определим теперь с помощью $P_{x, B}(s, t)$ конечномерные распределения некоторого процесса $\xi(t)$ с начальным условием $\xi(0) = a$ по формуле

$$\begin{aligned} P(\xi(t_1) \in dy_1, \dots, \xi(t_n) \in dy_n) = \\ = P_{a, dy_1}(0, t_1) P_{y_1, dy_2}(t_1, t_2) \cdot \dots \cdot P_{y_{n-1}, dy_n}(t_{n-1}, t_n). \end{aligned} \quad (9)$$

В силу свойств 3), 4) эти распределения согласованы и, значит, по теореме Колмогорова определяют $\xi(t)$ в $\langle R^T, \mathfrak{B}_R^T \rangle$.

По формуле (9) и правилу (6)

$$\begin{aligned} P(\xi(t_n) \in B_n | \xi(t_1), \dots, \xi(t_{n-1})) &= (y_1, \dots, y_{n-1}) = \\ &= P_{y_{n-1}, B_n}(t_{n-1}, t_n) = P(\xi(t_n) \in B_n | \xi(t_{n-1}) = y_{n-1}) = \\ &= P(t_{n-1}, y_{n-1}; t_n, B_n). \end{aligned}$$

Можно проверить это равенство и более формально, пользуясь тем, что интегралы от обеих его частей по множеству $\{\xi(t_i) \in B_i, \dots, \xi(t_{n-1}) \in B_{n-1}\}$ совпадают.

Итак, в силу определения 3 мы построили марковский процесс $\xi(t)$, для которого

$$P(s, x; t, B) = P_{x, B}(s, t).$$

Эту функцию мы будем называть также *переходной функцией* (или *вероятностью*) *процесса* $\xi(t)$.

Определение 5. Марковский процесс $\xi(t)$ называется *однородным*, если $P(s, x; t, B)$ как функция s и t зависит лишь от разности $t - s$:

$$P(s, x; t, B) = P(t - s; x, B).$$

Это есть вероятность за время $t - s$ попасть из x в B . Если $P(u; x, B) = \int_B p(u; x, y) dy$; функция $p(u; x, y)$ называется *переходной плотностью*.

Нетрудно видеть, что винеровский и пуассоновский процессы являются марковскими однородными процессами. Например, для винеровского процесса

$$p(u; x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi u}} e^{-\frac{(x-y)^2}{2u}}.$$

§ 2. Марковские процессы со счетным множеством состояний.

Примеры

1. Основные свойства процесса. Не ограничивая общности, будем считать, что «дискретное» фазовое пространство $\mathcal{X}$ совпадает с множеством целых чисел $\{0, 1, 2, \dots\}$. Для простоты будем рассматривать лишь однородные марковские процессы.

Переходная функция такого процесса определяется набором функций $P(t; i, j) = p_{ij}(t)$, образующих стохастическую матрицу $P(t) = \|p_{ij}(t)\|$ ($p_{ij}(t) \geq 0$, $\sum_j p_{ij}(t) = 1$). Уравнение Колмогорова — Чепмана здесь принимает вид

$$p_{ij}(t+s) = \sum_k p_{ik}(t) p_{kj}(s),$$

или, что то же, в матричной форме

$$P(t+s) = P(t)P(s) = P(s)P(t). \quad (10)$$

Будем рассматривать в дальнейшем лишь *стохастически непрерывные* процессы, для которых $\xi(t+s) \xrightarrow{p} \xi(t)$ при $s \rightarrow 0$, что в рассматриваемых условиях эквивалентно тому, что

$$\begin{aligned} P(\xi(t+s) \neq \xi(t)) &\rightarrow 0, \\ P(t+s) &\rightarrow P(t), \\ P(s) &\rightarrow P_0 \equiv E \end{aligned} \quad (11)$$

при $s \rightarrow 0$ (поэлементно). Мы будем предполагать также, что сходимость в (11) *равномерна* (для конечного $\mathcal{X}$ это всегда так).

В соответствии с требованием сепарабельности будем считать, что $\xi(t)$ не может менять свое состояние за «нулевое» время более одного раза (исключаем эффекты, проиллюстрированные в примере 15, 1, т. е. будем считать, что если $\xi(t) = j$, то с вероятностью 1 $\xi(t+s) = j$ при $s \in [0, \tau]$, $\tau = \tau(\omega) > 0$). В этом случае траектории процесса будут кусочно постоянными (для определенности, непрерывными справа), т. е. ось времени разбивается на полуинтервалы $[0, \tau_1)$, $[\tau_1, \tau_1 + \tau_2)$, ..., на которых $\xi(t)$ постоянно.

Обозначим

$$q_j(t) = P(\xi(u) = j, 0 \leq u < t | \xi(0) = j) = P(\tau_1 \geq t).$$

Теорема 1. При выполнении сделанных предположений (стохастическая непрерывность, сепарабельность)

$$q_i(t) = e^{-q_i t},$$

где $q_i < \infty$; $q_i > 0$, если $p_{ii}(t) \neq 1$. Существуют

$$\lim_{t \rightarrow 0} \frac{1 - p_{jj}(t)}{t} = q_j, \quad \lim_{t \rightarrow 0} \frac{p_{ij}(t)}{t} = q_{ij}, \quad i \neq j, \quad (12)$$

где $\sum_{i \neq j} q_{ij} = q_i$.

Доказательство. В силу свойства марковости

$$q_i(t+s) = q_i(t) q_i(s),$$

при этом $q_i(t) \downarrow$. Поэтому существует единственное решение этого уравнения $q_i(t) = e^{-q_i t}$, где $q_i < \infty$, т. к. $P(\tau_1 > 0) = 1$ и $q_i > 0$, т. к. $q_i(t) < 1$ при $p_{ii}(t) \neq 1$.

Пусть далее $0 < t_0 < t_1 < \dots < t_n < t$. Так как события

$$\{\xi(u) = i \text{ при } u \leq t_r, \xi(t_{r+1}) = j \neq i\}, \quad r = 0, \dots, n-1; j \neq i,$$

несовместны, то

$$p_{ii}(t) = q_i(t) + \sum_{r=0}^{n-1} \sum_{j \neq i} q_i(t_r) p_{ij}(t_{r+1} - t_r) p_{ji}(t - t_{r+1}). \quad (13)$$

Здесь по условию (11) $p_{ji}(t - t_{r+1}) < \varepsilon_i$ при всех $j \neq i$, $\varepsilon_i \rightarrow 0$ при $t \rightarrow 0$, так что сумма в (13) не превосходит

$$\varepsilon_i \sum_{r=0}^{n-1} \sum_{j \neq i} q_i(t_r) p_{ij}(t_{r+1} - t_r) = \varepsilon_i P\left(\bigcup_{r=1}^{n-1} \{\xi(t_r) \neq j\}\right) < \varepsilon_i (1 - q_i(t)),$$

$$p_{ii}(t) \leq q_i(t) + \varepsilon_i (1 - q_i(t)).$$

Вместе с очевидным неравенством $p_{ii}(t) \geq q_i(t)$ это дает

$$1 - q_i(t) \geq 1 - p_{ii}(t) \geq (1 - q_i(t)) (1 + \varepsilon_i)$$

(т. е. асимптотически $1 - q_i(t)$ и $1 - p_{ii}(t)$ при $t \rightarrow 0$ ведут себя одинаково). Отсюда следует второе утверждение теоремы.

Пусть теперь $t_r = rt/n$. Рассмотрим переходные вероятности

$$\begin{aligned} p_{ij}(t) &\geq \sum_{r=0}^{n-1} q_i(t_r) p_{ij}\left(\frac{t}{n}\right) q_j(t - t_{r+1}) \geq \\ &\geq (1 - \varepsilon_i) p_{ij}\left(\frac{t}{n}\right) \sum_{r=0}^{n-1} e^{-q_i \frac{rt}{n}} = (1 - \varepsilon_i) p_{ij}\left(\frac{t}{n}\right) \frac{1 - e^{-q_i t}}{q_i t/n}. \end{aligned}$$

Отсюда следует, что

$$p_{ij}(t) \geq (1 - \varepsilon_i) \left(\frac{1 - e^{-q_i t}}{q_i} \right) \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{p_{ij}(\delta)}{\delta},$$

и что верхний предел, стоящий справа, ограничен. Переходя к пределу при $t \rightarrow 0$, получим

$$\lim_{t \rightarrow 0} \frac{p_{ij}(t)}{t} \geq \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{p_{ij}(\delta)}{\delta}.$$

Так как $\sum_{j \neq i} p_{ij}(t) = 1 - p_{ii}(t)$, то $\sum_{j \neq i} g_{ij} = q_i$. ◀

Теорема показывает, что числа

$$p_{ij} = \frac{q_{ij}}{q_i}, \quad j \neq i, \quad p_{ii} = 0$$

образуют стохастическую матрицу и имеют смысл вероятностей перехода из i в j за интервал Δ при условии, что процесс $\xi(t)$ на этом интервале покинул состояние i :

$$P(\xi(t + \Delta) = j | \xi(t) = i, \xi(t + \Delta) \neq i) = \frac{p_{ij}(\Delta)}{1 - p_{ii}(\Delta)} \rightarrow \frac{q_{ij}}{q_i}.$$

Таким образом, эволюцию $\xi(t)$ можно представлять себе следующим образом. Если $\xi(0) = X_0$, то $\xi(t)$ находится в состоянии X_0 время $\tau_1 \in \Gamma_{q_{X_0}}$. Затем $\xi(t)$ переходит в состояние X_1 с вероятностью $p_{X_0 X_1}$. Далее, $\xi(t) = X_1$ на интервале времени $[\tau_1, \tau_1 + \tau_2]$, $\tau_2 \in \Gamma_{q_{X_1}}$, после чего система меняет свое состояние на X_2 , и т. д. Ясно, что последовательность $X_0, X_1, \dots$ связана в однородную цепь Маркова с матрицей переходных вероятностей $\|p_{ij}\|$. Поэтому дальнейшее изучение $\xi(t)$ во многом может быть сведено к изучению цепи Маркова $\{X_n; n \geq 0\}$, проведенному достаточно подробно в гл. 12.

Мы видим, что эволюция $\xi(t)$ целиком описывается с помощью чисел q_{ij}, q_i , образующих матрицу

$$Q = \|q_{ij}\| = \lim_{t \rightarrow 0} \frac{P(t) - P(0)}{t}, \quad (14)$$

где принято $q_{ii} = -q_i$, так что $\sum_j q_{ij} = 0$. К этому факту можно подойти и аналитически. Чтобы упростить техническую сторону рассуждений, будем предполагать, где это требуется, что элементы матрицы Q ограничены, а сходимость в (12) происходит равномерно по i .

Обозначим через e^A матричнозначную функцию

$$e^A = E + \sum_{k=1}^{\infty} A^k/k!$$

Теорема 2. *Переходные вероятности $p_{ij}(t)$ удовлетворяют системе дифференциальных уравнений*

$$P'(t) = P(t)Q, \quad (15)$$

$$P'(t) = QP(t). \quad (16)$$

Каждая из систем (15), (16) имеет единственное решение

$$P(t) = e^{Qt}.$$

Ясно, что решение получается немедленно, если формально проинтегрировать (15).

Доказательство. В силу (11), (14)

$$P'(t) = \frac{1}{s}(P(t + \Delta) - P(t)) = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{1}{s} P(t)(P(s) - E) = P(t)Q. \quad (17)$$

Точно так же из равенства

$$P(t+s) - P(t) = (P(s) - E)P(t)$$

получается второе уравнение (16). Законность предельных переходов обеспечивается сделанными предположениями.

Далее, из (15) следует, что функция $P(t)$ является бесконечно дифференцируемой, при этом

$$P^{(h)}(t) = P(t)Q^h,$$

$$P(t) - P(0) = \sum_{k=1}^{\infty} P^{(k)}(0) \frac{t^k}{k!} = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{Q^k t^k}{k!}$$

$$P(t) = P(0)e^{Qt}. \quad \blacktriangleleft$$

В связи с методом получения уравнение (15) называется *обратным уравнением Колмогорова*, а уравнение (16) — *прямым* (приращение времени берется *после* или *до* основного интервала времени).

Разница между этими уравнениями становится еще более наглядной в случае неоднородных марковских процессов, когда переходные вероятности $P(\xi(t) = j | \xi(s) = i) = p_{ij}(s, t)$, $s \leq t$ зависят от двух временных аргументов: s и t . В этом случае (10) превращается в равенство $P(s, t+u) = P(s, t)P(t, t+u)$, обратное уравнение имеет вид $\frac{\partial P(s, t)}{\partial s} = P(s, t)Q(s)$, прямое — $\frac{\partial P(s, t)}{\partial t} = Q(t)P(s, t)$. Читатель может получить эти соотношения самостоятельно.

Каковы общие условия существования стационарного предельного распределения? Можно воспользоваться здесь подходом, аналогичным тому, который использовался в гл. 12.

Пусть $\xi^{(i)}(t)$ есть процесс с начальным значением $\xi^{(i)}(0) = i$ и с непрерывными справа траекториями. Для заданного i_0 обозначим

$$v^{(i)} = \min \{t \geq 0: \xi^{(i)}(t) = i_0\} = v_0,$$

$$v_k = \min \{t \geq v_{k-1} + 1: \xi^{(i)}(t) = i_0\}, \quad k = 1, 2, \dots$$

Здесь во второй формуле мы рассматриваем значения $t \geq v_{k-1} + 1$, так как при $t \geq v_{k-1}$ было бы $v_k = v_{k-1}$. Очевидно, что $P(v_k - v_{k-1} = 1) > 0$, $P(v_k - v_{k-1} \in (t, t+h)) > 0$ при любых $t > 1$, $h > 0$, если $p_{i_0 i_0}(t) \neq 1$.

Теорема 3. Пусть существует состояние i_0 такое, что $Mv_1 < \infty$, $P(v^{(i)} < \infty) = 1$ при любом $i \in \mathcal{X}_0 \subset \mathcal{X}$. Тогда существуют

$$\lim_{t \rightarrow \infty} p_{ij}(t) = p_j$$

не зависящие от $i \in \mathcal{X}_0$.

Доказательство. Так же, как и для цепей Маркова, моменты времени $\nu_1, \nu_2, \dots$ разбивают ось времени на одинаково устроенные независимые циклы по возвращению (спустя время 1) в состояние i_0 . Рассмотрим процесс восстановления, порожденный суммами $\nu_k, k=0, 1, \dots$, независимых случайных величин $\nu_0, \nu_k - \nu_{k-1}, k=1, 2, \dots$. Пусть

$$\eta(t) = \min \{k: \nu_k > t\}, \quad \gamma(t) = t - \nu_{\eta(t)-1},$$

$$H(t) = \sum_{k=0}^{\infty} P(\nu_k < t).$$

Событие $A_{dv} = \{\gamma(t) \in [v, v+dv]\}$ представим в виде произведения событий $B_{dv} = \bigcup_{k \geq 0} \{\nu_k \in (t-v-dv, t-v]\} \in \mathcal{F}_{t-v}$ и $C_v = \{\xi(u) \neq i_0 \text{ при } u \in [t-v+1, t]\} \in \mathcal{F}_{(t-v, \infty)}$. Имеем

$$\begin{aligned} p_{ij}(t) &= \int_0^t P(\xi^{(i)}(t) = j, \gamma(t) \in [v, v+dv]) = \int_0^t P(\xi^{(i)}(t) = j, \\ &B_{dv} C_v) = \int_0^t M I_{B_{dv}} P(\xi^{(i)}(t) = j, C_v | \mathcal{F}_{t-v}) = \\ &= \int_0^t M I_{B_{dv}} P(\xi^{(i)}(t) = j, C_v | \xi(t-v)). \end{aligned}$$

На множестве B_{dv} выполняется $\xi(t-v) = i_0$, и, следовательно, вероятность под интегралом равна

$$P(\xi^{(i_0)}(v) = j, \xi(u) \neq i_0 \text{ при } u \in [1, v]) = g(v)$$

и не зависит от t и i . Так как $P(B_{dv}) = dH(t-v)$, то

$$p_{ij}(t) = \int_0^t g(v) P(B_{dv}) = \int_0^t g(v) dH(t-v).$$

По основной теореме восстановления этот интеграл сходится к

$\frac{1}{M\nu_1} \int_0^\infty g(v) dv$. Существование последнего интеграла вытекает из того, что $g(v) \leq P(\nu_1 > v)$. ◀

Теорема 4. Если существует стационарное распределение

$$P = \lim_{t \rightarrow \infty} P(t),$$

где все строки матрицы P одинаковы, то оно является единственным решением уравнения

$$PQ = 0. \quad (18)$$

Очевидно, что уравнение (18) получается приравниванием $P'(t) = 0$ в (15). Уравнение (16) дает тривиальное равенство $QP = 0$.

Доказательство. Уравнение (18) получится, если в (17) перейти к пределу сначала при $t \rightarrow \infty$, а затем при $s \rightarrow 0$. Допустим теперь, что P_1 есть решение (18), т. е. $P_1 Q = 0$. Тогда $P_1 P(t) = P_1$ при $t < 1$, поскольку $P_1(P(t) - P(0)) =$
 $= P_1 \sum_{k=1}^{\infty} \frac{Q^k t^k}{k!} = 0$. Далее, $P_1 = P_1 P^k(t) = P_1 P(kt)$, $P(kt) \rightarrow P$ при
 $t \rightarrow \infty$ и, значит, $P_1 = P_1 P = P$. $\blacktriangleleft$

2. Примеры.

Пример 1. Пуассоновский процесс $\xi(t)$ с параметром λ является марковским процессом, для которого $q_i = \lambda$, $q_{i,i+1} = \lambda$, $p_{i,i+1} = 1$, $i = 0, 1, \dots$. Для него стационарное распределение p не существует (траектория уходит на бесконечность).

Пример 2. Процессы рождения и гибели. Так называются процессы, для которых при $i \geq 1$

$$p_{ij}(\Delta) = \begin{cases} \lambda_i \Delta + o(\Delta) & \text{при } j = i + 1, \\ \gamma_i \Delta + o(\Delta) & \text{при } j = i - 1, \\ o(\Delta) & \text{при } |j - i| \geq 2, \end{cases}$$

ТАК ЧТО

$$p_{ij} = \begin{cases} \frac{\lambda_i}{\lambda_i + \gamma_i} & \text{при } j = i + 1, \\ \frac{\gamma_i}{\lambda_i + \gamma_i} & \text{при } j = i - 1 \end{cases}$$

есть вероятности, соответственно, рождения и гибели одной частицы в некоторой популяции, когда эта популяция содержала i частиц и изменила свое состояние. При $i=0$ следует положить $\gamma_0=0$. Выяснение условий существования стационарного режима представляет собой весьма сложную задачу (связанную главным образом с выяснением условий ухода траектории на бесконечность). Если таковой существует, то согласно теореме 4 стационарные вероятности p_i могут быть найдены единственным образом из рекуррентных соотношений (см. уравнение (18), здесь $q_{ii} = -q_i = -(\lambda_i + \gamma_i)$)

[illegible]

и условия $\sum p_j = 1$.

Пример 3. *Задача о телефонных линиях* в теории массового обслуживания. Пусть дана система, состоящая из бесконечного числа каналов связи, по которым ведутся телефонные разговоры.

Вероятность окончания разговора в каждой из линий за малый интервал времени $(t, t + \Delta)$ равна $\lambda\Delta + o(\Delta)$. Вероятность поступления нового вызова за этот интервал времени равна $\gamma\Delta + o(\Delta)$. Таким образом, «входящий» поток вызовов есть не что иное, как пуассоновский процесс с параметром λ , а число $\xi(t)$ занятых каналов в момент времени t есть процесс рождения и гибели, для которого $\lambda_i = \lambda$, $\gamma_i = i\gamma$.

В этом случае с помощью теоремы 3 нетрудно убедиться, что всегда существует стационарное предельное распределение (при $i_0 = 0$), уравнения (19) для которого примут вид

$$\begin{aligned} \lambda p_0 &= \gamma p_1, \\ &\dots \dots \dots \end{aligned} \quad (20)$$

$$(\lambda + \gamma k) p_k = \lambda p_{k-1} + (k+1) \gamma p_{k+1},$$

Отсюда получаем

$$p_1 = p_0 \frac{\lambda}{\gamma}, p_2 = \frac{p_0}{2} \left(\frac{\lambda}{\gamma} \right)^2, \dots, p_k = \left(\frac{\lambda}{\gamma} \right)^k \frac{p_0}{k!}, \quad (21)$$

так что $p_0 = e^{-\lambda/\gamma}$, а предельное распределение будет распределением Пуассона с параметром λ/γ .

Если число каналов связи n конечно, то вызовы, заставшие все каналы занятыми, получают отказ и надо положить в (19) $\lambda_n = 0$, $p_{n+1} = p_{n+2} = \dots = 0$. В этом случае последнее уравнение в (20) будет иметь вид $\gamma n p_n = \lambda p_{n-1}$. Так как формулы (21) при $k \leq n$ сохраняются, то получаем для стационарного распределения так называемые формулы Эрланга:

$$p_k = \left(\frac{\lambda}{\gamma} \right)^k \frac{1}{k!} \left[\sum_{j=0}^n \left(\frac{\lambda}{\gamma} \right)^j \frac{1}{j!} \right]^{-1}$$

(усеченное распределение Пуассона).

Следующий пример мы выделим в отдельный раздел.

§ 3. Ветвящиеся процессы

Существо математической модели, описывающей ветвящийся процесс, остается примерно тем же, что в п. 2-§ 7. 8. В условиях непрерывного времени задавать ветвящийся процесс можно следующим образом. Пусть $\xi^{(i)}(t)$ означает число частиц в момент времени t при начальном условии $\xi^{(i)}(0) = i$. Каждая частица независимо от других за интервал времени $(t, t + \Delta)$ с вероятностью $\mu\Delta + o(\Delta)$ переходит в случайное число $\eta \neq 1$ частиц (при $\eta = 0$ мы говорим, что частица погибла). Таким образом,

$$\xi^{(i)}(t) = \xi_1^{(1)}(t) + \dots + \xi_i^{(1)}(t), \quad (22)$$

где $\xi_k^{(1)}(t)$ независимы и распределены как $\xi^{(1)}(t)$. Кроме того,
 $p_{ij}(\Delta) = i\mu\Delta p_{j-i+1} + o(\Delta)$; $j \neq i$; $p_k = P(\eta = k)$; $p_1 = 0$;
 $p_{ii}(\Delta) = 1 - i\mu\Delta + o(\Delta)$, (23)

так что здесь $q_{ij} = i\mu p_{j-i+1}$, $q_{ii} = -i\mu$.

Формула (23) объясняется тем, что $i\mu\Delta$ есть главная часть вероятности того, что хотя бы одна частица будет делиться. Очевидно, что состояние 0 является поглощающим.

Оно не будет таковым, если рассматривать процессы с иммиграцией, когда к $\xi^{(i)}(t)$ добавляется пуассоновский процесс с параметром λ «посторонних» частиц того же типа. Тогда

$$p_{ij}(\Delta) = i\mu\Delta p_{j-i+1} + o(\Delta) \quad \text{при } j-i \neq 0, 1,$$

$$p_{i, i+1}(\Delta) = \Delta(i\mu p_2 + \lambda) + o(\Delta).$$

Вернемся к ветвящемуся процессу (22), (23). В силу (22) имеем

$$\varphi^{(i)}(t, z) = Mz^{\xi^{(i)}(t)} = [Mz^{\xi^{(1)}(t)}]^i = \varphi^i(t, z) = \sum_{h=0}^{\infty} z^h p_{ih}(t),$$

где

$$\varphi(t, z) = Mz^{\xi^{(1)}(t)} = \sum_{h=0}^{\infty} z^h p_{1h}(t). \quad (24)$$

Из второго уравнения (16) следует, что

$$p'_{1h}(t) = \sum_{l=0}^{\infty} q_{1l} p_{lh}(t).$$

Поэтому, дифференцируя (24) по t , получим

$$\begin{aligned} \varphi'(t, z) &= \sum_{h=0}^{\infty} z^h p'_{1h}(t) = \sum_{h=0}^{\infty} \sum_{l=0}^{\infty} q_{1l} p_{lh}(t) z^h = \\ &= \sum_{l=0}^{\infty} q_{1l} \sum_{h=0}^{\infty} z^h p_{lh}(t) = \sum_{l=0}^{\infty} q_{1l} \varphi^l(t, z). \end{aligned} \quad (25)$$

Но $q_{11} = \mu p_1$ при $l \neq 1$, $q_{11} = -\mu$, и если обозначить

$$f(s) = \sum_{l=0}^{\infty} q_{1l} s^l = \mu (Ms^1 - s) = \mu \left(\sum_{l=0}^{\infty} p_l s^l - s \right),$$

то (25) можно записать в виде

$$\varphi'(t, z) = f(\varphi(t, z)).$$

Мы получили дифференциальное уравнение для $\varphi = \varphi(t, z)$ (эквивалентное (15)), которое удобнее записать в виде

$$\frac{d\varphi}{f(\varphi)} = dt, \quad t = \int_{\varphi(0, z)}^{\varphi(t, z)} \frac{dy}{f(y)} = \int_z^{\varphi(t, z)} \frac{dy}{f(y)}.$$

Рассмотрим поведение функции $f_1(y) = My^\eta - y$ на $[0, 1]$. Очевидно, что $f_1(0) = P(\eta = 0)$, $f_1(1) = 0$, $f'_1(1) = M\eta - 1$, $f'_1(y) = M\eta(\eta - 1)y^{\eta-2} > 0$. Следовательно, $f_1(y)$ выпукла вниз и не имеет нулей на $(0, 1)$ при $M\eta \leq 1$. При $M\eta > 1$ существует точка $q \in (0, 1)$ такая, что $f_1(q) = 0$, $f'_1(q) < 0$ (рис. 18), и в окрестности этой точки $f_1(y) = (y - q)f'_1(q) + O((y - q)^2)$.

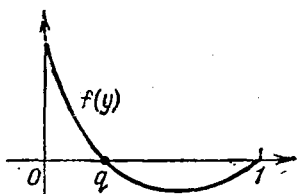


Рис. 18

Таким образом, если $M\eta > 1$, $z < q$, $\varphi \uparrow q$, то в силу представления $\frac{1}{f_1(y)} =$

$$= \frac{1}{(y - q)f'_1(q)} + O(1) \text{ получим}$$

$$t = \int_z^q \frac{dy}{f_1(y)} = \frac{1}{\mu f'_1(q)} \ln \left(\frac{\varphi - q}{z - q} \right) + O(1).$$

Отсюда следует, что при $t \rightarrow \infty$,

$$\begin{aligned} \varphi(t, z) - q &= (z - q) e^{\mu t f'_1(q) + O(1)} \sim (z - q) e^{\mu t f'_1(q)}, \\ \varphi(t, z) &= q + O(e^{-\alpha t}), \quad \alpha = -\mu f'_1(q) > 0. \end{aligned} \quad (26)$$

В частности, вероятность вырождения

$$p_{10}(t) = \varphi(t, 0) = q + O(e^{-\alpha t})$$

экспоненциально быстро сходится к q , $p_{10}(\infty) = q$. Сравнивая с § 7.8, читатель может убедиться, что такой же была вероятность вырождения для ветвящегося процесса с дискретным временем (к этому выводу можно прийти и непосредственно). Так как $p_{k0}(t) = [p_{10}(t)]^k$, то $p_{k0}(\infty) = q^k$.

Из (26) следует, что оставшаяся «вероятностная масса» распределения $\xi(t)$ быстро уходит при $t \rightarrow \infty$ на бесконечность.

Если $M\eta < 1$, то все приведенные рассуждения сохраняются с заменой q на 1, так что $p_{10}(\infty) = p_{k0}(\infty) = 1$.

Если $M\eta = 1$, то

$$f_1(y) = \frac{(y - 1)^2}{2} f''_1(1) + O((y - 1)^3),$$

$$t = \int_z^q \frac{dy}{f_1(y)} \sim \frac{2}{\mu f''_1(1)} \cdot \frac{1}{\varphi - 1},$$

$$\varphi(t, z) - 1 \sim \frac{2}{\mu f''_1(1)}.$$

Таким образом, здесь вероятность вырождения $\varphi(t, 0) = p_{10}(t)$ также сходится к 1.

§ 4. Диффузионные процессы

Рассмотрим еще один важный класс марковских процессов, на этот раз с непрерывными траекториями.

Определение 6. Однородный марковский процесс $\xi(t)$ в фазовом пространстве $(R, \mathcal{B})$ с переходной функцией $P(t, x, B)$ называется *диффузионным*, если

$$1) \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta} \int y P(\Delta, x, dy) = a(x),$$

$$2) \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta} \int y^2 P(\Delta, x, dy) = b^2(x),$$

$$3) \text{ при каких-нибудь } \delta > 0, c < \infty$$

$$\int y^{2+\delta} P(\Delta, x, dy) < c \Delta^{1+\delta/2}.$$

Обозначим $\Delta \xi(t) = \xi(t + \Delta) - \xi(t)$. Тогда приведенные условия можно записать в виде

$$M(\Delta \xi(t)/\xi(t) = x) \sim \Delta a(x),$$

$$M(\Delta \xi(t)/\xi(t) = x)^2 \sim \Delta b^2(x),$$

$$M(\Delta \xi(t)/\xi(t) = x)^{2+\delta} < c \Delta^{1+\frac{\delta}{2}}.$$

Коэффициенты $a(x)$, $b(x)$ называют соответственно *коэффициентами сноса и диффузии*. Условие 3) есть некоторый аналог условия Ляпунова. Его можно заменить на условие типа Линдберга:

$$3a) M[(\Delta \xi(t))^2; |\Delta \xi(t)| > \varepsilon] = o(\Delta) \text{ при любом } \varepsilon > 0.$$

Из условия 3) и теоремы Колмогорова немедленно вытекает, что диффузионный процесс $\xi(t)$ можно рассматривать как процесс с непрерывными траекториями.

Стандартный винеровский процесс $w(t)$ является диффузионным процессом, так как для него

$$P(t, x, B) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t}} \int_B e^{-\frac{(x-y)^2}{2t}} dy,$$

$$M \Delta w(t) = 0, \quad M[\Delta w(t)]^2 = \Delta, \quad M[\Delta w(t)]^4 = 3\Delta^2.$$

Значит, винеровский процесс имеет нулевой снос и постоянный коэффициент диффузии. Ясно, что процесс $w(t) + at$ будет иметь снос a и тот же коэффициент диффузии.

Мы видели в § 2, что «локальная» характеристика Q марковского процесса $\xi(t)$ с дискретным $\mathcal{B}$ однозначно определяет эволюцию процесса. Аналогичная картина наблюдается и здесь: *распределение процесса однозначно определяется коэффициентами $a(x)$ и $b(x)$* . Путь для установления этого факта опять лежит через уравнение Колмогорова — Чепмэна.

Теорема 5. Если переходные вероятности $P(t, x, B)$ дважды непрерывно дифференцируемы по x , то $P(t, x, B)$ дифференцируема по t и удовлетворяет уравнению

$$\frac{\partial P}{\partial t} = a \frac{\partial P}{\partial x} + \frac{b^2}{2} \frac{\partial^2 P}{\partial x^2} \quad (27)$$

и начальному условию $P(0, x, B) = I_B(x)$. (28)

Замечание 1. Условия теоремы на гладкость переходной функции P на самом деле могут быть доказаны в предположении непрерывности a и b и условий $b \geq b_0 > 0$, $|a| \leq c(|x| + 1)$, $b^2 \leq c(|x| + 1)$.

Доказательство теоремы 5. Обозначим для краткости через P'_t , P'_x , P''_x соответственно частные производные $\frac{\partial P}{\partial t}$, $\frac{\partial P}{\partial x}$, $\frac{\partial^2 P}{\partial x^2}$ и воспользуемся разложением

$$\begin{aligned} P(t, y, B) - P(t, x, B) &= (y - x) P'_x + \frac{(y - x)^2}{2} P''_x + \\ &+ \frac{(y - x)^2}{2} [P''_x(t, y_x, B) - P''_x(t, x, B)], \quad y_x \in (x, y). \end{aligned} \quad (29)$$

Тогда в силу уравнения Колмогорова — Ченмэна

$$\begin{aligned} P(t + \Delta, x, B) - P(t, x, B) &= \int P(\Delta, x, dy) [P(t, y, B) - P(t, x, B)] = \\ &= a(x) P'_x \Delta + \frac{b^2(x)}{2} P''_x \Delta + o(\Delta) + R, \end{aligned} \quad (30)$$

где

$$R = \int \frac{(y - x)^2}{2} [P''_x(t, y_x, B) - P''_x(t, x, B)] = \int_{|y-x| \leq \varepsilon} + \int_{|y-x| > \varepsilon}.$$

Первый интеграл здесь в силу непрерывности P''_x не превосходит $\delta(\varepsilon) \left[\frac{b^2(x)}{2} \Delta + o(\Delta) \right]$, $\delta(\varepsilon) \rightarrow 0$ при $\varepsilon \rightarrow 0$; второй интеграл по условию 3а) есть $o(\Delta)$. Так как ε произвольно, то $R = o(\Delta)$ и из сказанного выше следует, что существует

$$\lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{P(t + \Delta, x, B) - P(t, x, B)}{\Delta} = a(x) P'_x + \frac{b^2(x)}{2} P''_x. \quad \triangleleft$$

Из теории дифференциальных уравнений известно, что при широких предположениях о коэффициентах a , b и при $B = (-\infty, z)$ задача Коши (27), (28) для уравнения (27) имеет единственное решение P , бесконечное число раз дифференцируемое по t , x и z . Отсюда следует, в частности, что $P(t, x, B)$ имеет

плотность $p(t, x, z)$, являющуюся фундаментальным решением (27).

Из теоремы 5 нетрудно получить также, что вместе с $P(t, x, B)$ уравнению (27) будут удовлетворять функции $u(t, x) = \int \varphi(z) P(t, x, dz) = M[\varphi(\xi^{(x)}(t))]$ для любой гладкой функции φ с конечным носителем.

Мы рассматривали в доказательстве теоремы 5 (см. (30)) приращение времени Δ , предшествующее основному интервалу. В связи с этим уравнения (27) называются обратными уравнениями Колмогорова. Аналогичным образом могут быть получены и прямые уравнения.

Теорема 6 (прямые уравнения Колмогорова). Пусть переходная плотность $p(t, x, y)$ такова, что существуют непрерывные производные

$$\frac{\partial}{\partial y} [a(y) p(t, x, y)] \text{ и } \frac{\partial^2}{\partial y^2} [b^2(y) p(t, x, y)].$$

Тогда $p(t, x, y)$ удовлетворяет уравнению

$$Dp \equiv \frac{\partial p}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial y} [a(y) p(t, x, y)] - \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial y^2} [b^2(y) p(t, x, y)] = 0. \quad (31)$$

Доказательство. Пусть $\varphi(y)$ — гладкая функция с ограниченным носителем, $u(t, x) = M\varphi(\xi^{(x)}(t)) = \int \varphi(y) p(x, t, y) dy$. Тогда

$$\begin{aligned} u(t + \Delta, x) - u(t, x) &= \\ &= \int p(x, t, z) \left[\int p(z, \Delta, y) \varphi(y) dy - \int p(z, \Delta, y) \varphi(z) dy \right] dz. \end{aligned} \quad (32)$$

Если воспользоваться разложением в ряд $\varphi(y) - \varphi(z)$, то для выражения в квадратных скобках мы аналогично тому, как это было в доказательстве теоремы 5, в силу свойств 1) — 3), получим

$$\left[a(z) \varphi'(z) + \frac{b^2(z)}{2} \varphi''(z) \right] \Delta + o(\Delta).$$

Отсюда следует, что существует

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \int p(t, x, z) \left[a(z) \varphi'(z) dz + \frac{1}{2} \frac{b^2(z)}{2} \varphi''(z) \right] dz.$$

Используя интегрирование по частям, получим

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \int \left\{ -\frac{\partial}{\partial z} [a(z) p(t, x, z)] + \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial z^2} [b^2(z) p(t, x, z)] \right\} \varphi(z) dz = 0,$$

или, что то же,

$$\int Dp(t, x, z) \varphi(z) dz = 0.$$

Так как φ произвольна, то отсюда следует (31). ◀

Как и в случае дискретного $\mathcal{X}$, различие между прямым и обратным уравнениями Колмогорова становится более наглядным в случае неоднородных процессов диффузии, когда переходные вероятности $P(s, x; t, B)$ зависят от двух временных аргументов, а функции a и b в условиях 1)–3) будут функциями от s и x . Тогда обратное уравнение Колмогорова (для плотностей) будет связывать производные переходных плотностей $p(s, x; t, y)$ по первым двум переменным, а прямое — по вторым.

Вернемся к однородным процессам диффузии. Исследование условий, при которых существует стационарное распределение $\xi^{(x)}(t)$ при $t \rightarrow \infty$, не зависящее от x , может быть проведено с помощью того же подхода, что и в § 2. Теорема 3 при этом полностью сохранится (надо лишь обозначение i_0 заменить на x_0 для единообразия обозначений в условиях этого параграфа). Доказательство теоремы 3 также сохранится, однако потребует несколько более аккуратных рассуждений (в новой ситуации на событии B_{x_0} выполняется $\xi(t-v) \in dx_0$ (а не $= x_0$)).

Если стационарное распределение

$$\lim_{t \rightarrow \infty} p(t, x, y) = p(y) \quad (33)$$

существует, то каким образом оно может быть найдено? Так как зависимость $p(t, x, y)$ при $t \rightarrow \infty$ от t и x становится исчезающей, то обратные уравнения Колмогорова превращаются при $t \rightarrow \infty$ в тождество $0 = 0$. Если обратиться к прямым уравнениям и перейти в (32) к пределу сначала по $t \rightarrow \infty$, а затем по $\Delta \rightarrow 0$, мы придем после тех же, что в теореме 3, рассуждений к следующему заключению.

Следствие 1. Если выполнено (33) и условия теоремы 6, то стационарная плотность $p(y)$ удовлетворяет уравнению

$$- [a(y)p(y)]' + \frac{1}{2} [b^2(y)p(y)]'' = 0$$

(которое получается из (31), если положить $\frac{\partial p}{\partial t} = 0$).

Пример 4. Процесс Орнштейна — Уленбека

$$\xi^{(x)}(t) = xe^{at} + \sigma e^{at} w \left(\frac{1 - e^{-2at}}{2a} \right),$$

где $w(u)$ — стандартный винеровский процесс, является однород-

ным диффузионным процессом с переходной плотностью

$$p(t, x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(t)} \exp \left\{ -\frac{(y - xe^{at})^2}{2\sigma^2(t)} \right\}, \quad (34)$$

$$\sigma^2(t) = \frac{\sigma^2}{2a} (e^{2at} - 1).$$

Читателю предоставляется проверить, что этот процесс имеет коэффициенты $a(x) = ax$, $b(x) = \sigma = \text{const}$, а функция (34) удовлетворяет прямому и обратному уравнениям. При $a < 0$ существует стационарный процесс (определение см. в следующей главе)

$$\xi(t) = \sigma e^{at} w \left(\frac{e^{-2at}}{2a} \right),$$

плотность распределения которого (она от t не зависит) равна

$$p(y) = \lim_{t \rightarrow \infty} p(x, t, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(\infty)} \exp \left\{ -\frac{y^2}{2\sigma^2(\infty)} \right\},$$

$$\sigma^2(\infty) = -\frac{\sigma^2}{2a}.$$

В заключение этого параграфа рассмотрим важную для различного рода приложений задачу об отыскании вероятности того, что траектория диффузионного процесса не выйдет за пределы заданной полосы. Для простоты мы ограничимся рассмотрением этой задачи для винеровского процесса. Пусть $c > 0$, $d < 0$.

Обозначим

$$U(t, x, B) = P(w^{(x)}(u) \in (d, c) \text{ при всех } u \in [0, t]; w^{(x)}(t) \in B) =$$

$$= P\left(\sup_{u \leq t} w^{(x)}(u) < c, \inf_{u \leq t} w^{(x)}(u) > d, w^{(x)}(t) \in B\right).$$

Опустим проверку того факта, что функция U дважды непрерывно дифференцируема по x , а ограничимся тем, что докажем следующее предложение:

Теорема 7. *Функция U удовлетворяет уравнению (27) с начальным условием*

$$U(0, x, B) = I_B(x) \quad (35)$$

и с граничными условиями

$$U(t, c, B) = U(t, d, B) = 0. \quad (36)$$

Доказательство. Отметим прежде всего, что функция $U(t, x, B)$ при $x \in (d, c)$ удовлетворяет условиям 1)–3), налагаемым на переходную функцию $P(t, x, B)$. Действительно, рассмотрим, например, свойство 1).

Надо убедиться, что

$$\int_d^c (y-x) U(\Delta, x, dy) \sim \Delta a(x) + o(\Delta) \quad (37)$$

(при $a(x)=0$ в нашем случае). По $U(t, x, B) = P(t, x, B) - V(t, x, B)$, где

$$V(t, x, B) = P\left(\left\{\sup_{u \leq t} w^{(x)}(u) \geq c \text{ или } \inf_{u \leq t} w^{(x)}(u) \leq d\right\} \cap \{w^{(x)}(t) \in B\}\right),$$

$$\begin{aligned} \int_d^c (y-x) V(\Delta, x, dy) &\leq \\ &\leq \max(c, -d) \left[P\left(\sup_{u \leq \Delta} w^{(x)}(u) \geq c\right) + P\left(\inf_{u \leq \Delta} w^{(x)}(u) \leq d\right) \right]. \end{aligned}$$

Например, первая вероятность в квадратных скобках оценивается, как мы знаем (см. (16.2) и лемму (16.1)), значением

$$2P(w^{(x)}(\Delta) > c) = 2P\left(w(1) > \frac{c-x}{\sqrt{\Delta}}\right) \sim \frac{2}{\sqrt{2\pi z}} e^{-z^2/2},$$

$$z = \frac{c-x}{\sqrt{\Delta}}.$$

При любом $x < c$ и любом $k > 0$ это есть $o(\Delta^k)$. Поэтому (37) доказано. Точно так же проверяются свойства 2), 3).

Далее, т. к. по формуле полной вероятности при $x \in (d, c)$

$$U(t+\Delta, x, B) = \int_d^c U(\Delta, x, dy) U(t, y, B),$$

то, пользуясь разложением вида (29) для функции U , точно так же, как в (30), получим

$$\begin{aligned} U(t+\Delta, x, B) - U(t, x, B) &= \\ &= \int U(\Delta, x, dy) [U(t, y, B) - U(t, x, B)] = \\ &= a(x) \frac{\partial U}{\partial x} \Delta + \frac{b^2(x)}{2} \frac{\partial^2 U}{\partial x^2} \Delta + o(\Delta). \end{aligned}$$

Отсюда следует существование $\frac{\partial U}{\partial t}$ и уравнение (27) для функции U .

Выполнение граничных и начальных условий очевидно. ◀

Читатель может убедиться, что функция

$$u(t, x, y) = \frac{\partial}{\partial y} U(t, x, (-\infty, y)), \quad y \in (d, c),$$

играющая роль фундаментального решения для граничной задачи (35), (36) (функция u удовлетворяет (27) при граничных условиях (36) и начальном значении, вырождающемся в δ -функцию), равна

$$\begin{aligned} u(t, x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi t}} & \left[\sum_{k=-\infty}^{\infty} \exp \left\{ -\frac{[y + 2k(c-d)]^2}{2t} \right\} - \right. \\ & - \sum_{k=0}^{\infty} \exp \left\{ -\frac{[y - 2c - 2k(c-d)]^2}{2t} \right\} - \\ & \left. - \sum_{k=0}^{\infty} \exp \left\{ -\frac{[y - 2d - 2k(c-d)]^2}{2t} \right\} \right]. \end{aligned}$$

Этот ответ можно получить непосредственно из вероятностных соображений (см., например, [16]).

ПРОЦЕССЫ С КОНЕЧНЫМИ МОМЕНТАМИ ВТОРОГО ПОРЯДКА. ГАУССОВСКИЕ ПРОЦЕССЫ

§ 1. Процессы с конечными моментами второго порядка

Пусть $\{\xi(t), -\infty < t < \infty\}$ — случайный процесс, для которого существуют $a(t) = M\xi(t)$, $R(t, u) = M\xi(t)\xi(u)$. Так как от $\xi(t)$ всегда можно перейти к изучению процесса $\xi(t) - a(t)$, то, не ограничивая общности, можно считать, что $a(t) = 0$.

Определение 1. Функция $R(t, u)$ называется *ковариационной функцией* процесса $\xi(t)$.

Определение 2. Функция $R(t, u)$ называется *неотрицательно (положительно) определенной*, если для любых k ; $u_1, \dots, u_k$; $a_1, \dots, a_k \neq 0$

$$\sum a_i a_j R(u_i, u_j) \geq 0 \quad (> 0).$$

Очевидно, что ковариационная функция $R(t, u)$ является неотрицательно определенной, так как

$$\sum a_i a_j R(u_i, u_j) = M \left(\sum a_i \xi(u_i) \right)^2 \geq 0.$$

Определение 3. Процесс $\xi(t)$ называется *непредсказуемым*, если никакая линейная комбинация величин $\xi(u_1), \dots, \xi(u_k)$ не равна нулю с вероятностью 1, т. е. если не существует таких $u_1, \dots, u_k$; $a_1, \dots, a_k$, что $P(\sum a_i \xi(u_i) = 0) = 1$.

Если $R(t, u)$ — ковариационная функция непредсказуемого процесса, то $R(t, u)$ — положительно определенная функция. Ниже мы увидим, что в известном смысле верно и обратное утверждение.

Непредсказуемость означает, что мы не можем определить $\xi(t_k)$ как линейную комбинацию $\xi(t_j)$, $j < k$.

Пример 1. Процесс $\xi(t) = \sum_{k=1}^N \xi_k \varphi_k(t)$, где $\varphi_k(t)$ линейно независимы, ξ_k независимы, не является непредсказуемым, так как по значениям $\xi(t_1), \dots, \xi(t_N)$ можно определить $\xi(t)$ при всех остальных t .

Рассмотрим Гильбертово пространство L_2 всех случайных величин η на $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ с конечными вторыми моментами, $M\eta = 0$, и со скалярным произведением $(\eta_1, \eta_2) = M\eta_1\eta_2$, соответствующим расстоянию $\|\eta_1 - \eta_2\| = [M(\eta_1 - \eta_2)^2]^{1/2}$. Сходимость в L_2 есть, очевидно, сходимость в среднеквадратичном.

Случайный процесс $\xi(t)$ можно представлять себе как кривую в L_2 .

Определение 4. Случайный процесс $\xi(t)$ называется *стационарным* (в широком смысле), если функция $R(t, u) = R(t - u)$ зависит лишь от разности $t - u$. Функция $R(s)$ называется неотрицательно (положительно) определенной, если таковой оказывается функция $R(t, t + s)$.

Для винеровского процесса $R(t, u) = M w(t) w(u) = \min(t, u)$, так что процесс $w(t)$ не может быть стационарным. Однако процесс $\xi(t) = w(t + 1) - w(t)$ уже будет стационарным.

Очевидно, что для стационарного процесса функция $R(s)$ является четной, $M\xi^2(t) = R(0) = \text{const}$. Положим для простоты $R(0) = 1$. Тогда в силу неравенства Коши — Буняковского

$$|R(s)| \leq |M\xi(t)\xi(t+s)| \leq [M\xi^2(t)M\xi^2(t+s)]^{1/2} = R(0) = 1.$$

Теорема 1.1) Процесс $\xi(t)$ непрерывен в среднеквадратичном ($\xi(t + \Delta) \xrightarrow{(2)} \xi(t)$ при $\Delta \rightarrow 0$) тогда и только тогда, когда функция $R(u)$ непрерывна в нуле.

2) Если функция $R(u)$ непрерывна в нуле, то она непрерывна всюду.

Доказательство.

$$1) \|\xi(t + \Delta) - \xi(t)\|^2 = M(\xi(t + \Delta) - \xi(t))^2 = 2R(0) - 2R(\Delta). \quad (1)$$

$$2) R(t + \Delta) - R(t) = M(\xi(t + \Delta)\xi(0) - \xi(t)\xi(0)) = (\xi(0), \xi(t + \Delta) - \xi(t)) \leq \|\xi(t + \Delta) - \xi(t)\| = \sqrt{2(R(0) - R(\Delta))}. \quad \triangleleft$$

В соответствии с содержанием гл. 6,15 процесс $\xi(t)$, непрерывный в среднеквадратичном, будет стохастически непрерывным. Однако непрерывность в среднеквадратичном не влечет за собой непрерывность траекторий. Читатель может убедиться в этом, рассмотрев в качестве примера процесс

$$\xi(t) = \eta(t + 1) - \eta(t) - 1,$$

где $\eta(t)$ — пуассоновский процесс с параметром 1. Для него функция

$$R(t) = \begin{cases} 0 & \text{при } t \geq 1, \\ 1 - t & \text{при } 0 \leq t \leq 1 \end{cases}$$

непрерывна, хотя траектории $\xi(t)$ разрывны.

Если же

$$|R(\Delta) - R(0)| < c\Delta^{1+\varepsilon} \quad (2)$$

при некотором $\varepsilon > 0$, то по теореме Колмогорова для $\xi(t)$ существует непрерывная модификация. Отсюда следует, в частности, что если $R(t)$ дважды дифференцируема в точке $t = 0$, то траектории $\xi(t)$ можно считать непрерывными. Действительно, в этом

случае в силу четности $R(t)$ выполняется $R'(0) = 0$, $R(\Delta) - R(0) \sim R''(0)\Delta^2$.

В целом, чем выше гладкость ковариационной функции в нуле, тем более высокой гладкостью обладают траектории $\xi(t)$.

Предположим, что траектории процесса $\xi(t)$ измеримы (например, принадлежат пространству D).

Теорема 2 (простейшая эргодическая теорема). Если

$$R(s) \rightarrow 0 \text{ при } s \rightarrow \infty, \quad (3)$$

то

$$\zeta_T = \frac{1}{T} \int_0^T \xi(t) dt \xrightarrow{(2)} 0.$$

Доказательство.

$$\|\zeta_T\|^2 = \frac{1}{T^2} \int_0^T \int_0^T R(t-u) dt du.$$

В силу четности $R(s)$

$$J \equiv \int_0^T \int_0^T R(t-u) dt du = 2 \int_0^T \int_u^T R(t-u) dt du.$$

Сделаем ортогональную замену переменных, положив $v = \frac{1}{\sqrt{2}}(t-u)$, $s = \frac{1}{\sqrt{2}}(t+u)$. Тогда

$$J \leq 2 \int_{s=0}^{T/\sqrt{2}} \int_{v=0}^{T/\sqrt{2}} R(\sqrt{2}v) dv ds \leq 2T \int_0^T R(v) dv,$$

$$\|\zeta_T\|^2 \leq \frac{2}{T} \int_0^T R(v) dv \rightarrow 0. \quad \blacktriangleleft$$

Пример 2. Стационарный процесс белого шума $\xi(t)$ определяется как процесс с независимыми значениями, т. е. как процесс, для которого при любых $t_1, \dots, t_n$ значения $\xi(t_1), \dots, \xi(t_n)$ независимы. Для него

$$R(t) = \begin{cases} 1 & \text{при } t = 0, \\ 0 & \text{при } t \neq 0. \end{cases}$$

и условие (3) выполнено. Однако применять здесь теорему 2 нельзя, так как траектории $\xi(t)$ будут с вероятностью 1 неизмеримыми (неизмеримым с вероятностью 1 будет, например, множество $B = \{t: \xi(t) > 0\}$).

Определение 5. Процесс $\xi(t)$ называется *стационарным в узком смысле*, если при любых $t_1, \dots, t_k$ распределение $(\xi(t_1 + u), \xi(t_2 + u), \dots, \xi(t_k + u))$ не зависит от u .

Очевидно, что если $\xi(t)$ — процесс стационарный в узком смысле, то

$$M\xi(t)\xi(u) = M\xi(t-u)\xi(0) = R(t-u)$$

и $\xi(t)$ будет стационарным в широком смысле. Обратное, конечно, не верно. Однако существует класс процессов, для которых оба понятия стационарности совпадают.

§ 2. Гауссовские процессы

Определение 6. Процесс $\xi(t)$ называется *гауссовским*, если его конечномерные распределения нормальны.

Будем считать снова, что $M\xi(t) = 0$, $R(t, u) = M\xi(t)\xi(u)$.

Конечномерные распределения полностью определяются х. ф. $(\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_k), \xi = (\xi(t_1), \dots, \xi(t_k)))$.

$$Me^{i(\lambda, \xi)} = Me^{i\sum \lambda_j \xi(t_j)} = e^{-\frac{1}{2}\lambda R \lambda^T},$$

где $R = \|R(t_i, t_j)\|$, индекс T означает транспонирование, так что

$$\lambda R \lambda^T = \sum \lambda_i \lambda_j R(t_i, t_j).$$

Таким образом, для гауссовского процесса конечномерные распределения полностью определяются ковариационной функцией $R(t, u)$.

Мы видели, что для непредсказуемого процесса $\xi(t)$ функция $R(t, u)$ положительно определена. Обратному утверждению можно придать следующую форму.

Теорема 3. Если функция $R(t, u)$ является положительно определенной, то существует непредсказуемый гауссовский процесс с ковариационной функцией $R(t, u)$.

Доказательство. Определим для произвольных $t_1, \dots, t_k$ конечномерные распределения $\xi(t_1), \dots, \xi(t_k)$ через плотность

$$p_{t_1, \dots, t_k}(x_1, \dots, x_k) = \frac{\sqrt{|A|}}{(2\pi)^{k/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} x A x^T\right\},$$

где A есть матрица, обратная к матрице вторых моментов $R = \|R(t_i, t_j)\|$ (см. § 7.6). Эти распределения будут, очевидно, согласованы, поскольку согласованными являются матрицы вторых моментов (матрица для $\xi(t_1), \dots, \xi(t_{k-1})$ является подматрицей матрицы R). Остается воспользоваться теоремой Колмогорова. ◀

Пример 3. Пусть $w(t)$ — стандартный винеровский процесс. Процесс $w^0(t) = w(t) - tw(1)$, $t \in [0, 1]$ называется *броуновским мостом* (его «концы закреплены»: $w^0(0) = w^0(1) = 0$). Корреляци-

онная функция для $w^0(t)$ равна

$$R(t, u) = M(w^0(t) - tw(1))(w(u) - uw(1)) = t(1 - u)$$

при $u \geq t$.

Гауссовский процесс $\xi(t)$, стационарный в широком смысле, является стационарным в узком смысле. Это немедленно вытекает из того, что для $R(t, u) = R(t - u)$ конечномерные распределения $\xi(t)$ становятся инвариантными относительно сдвига времени:

$$P_{t_1, \dots, t_k}(x_1, \dots, x_k) = P_{t_1+u, \dots, t_k+u}(x_1, \dots, x_k),$$

поскольку $\|R(t_i + u, t_j + u)\| = \|R(t_i, t_j)\|$.

Если $\xi(t)$ — гауссовский процесс, то условия гладкости траекторий могут быть существенно ослаблены по сравнению с (2).

Пусть для простоты гауссовский процесс $\xi(t)$ стационарен. Теорема 4. Если

$$|R(h) - R(0)| < c \left(\log \frac{1}{h} \right)^{-\alpha}, \quad \alpha > 3, \quad c < \infty,$$

то траектории $\xi(t)$ можно считать непрерывными.

Доказательство. Воспользуемся теоремой 15.2 и положим $\varepsilon(h) = \left(\log \frac{1}{h} \right)^{-\beta}$ при $1 < \beta < \frac{\alpha-1}{2}$ (имеется в виду $\log$ по основанию 2). Тогда $\sum_{n=1}^{\infty} \varepsilon(2^{-n}) = \sum_{n=1}^{\infty} n^{-\beta} < \infty$, и в силу (1)

$$\begin{aligned} P(|\xi(t+h) - \xi(t)| > \varepsilon(h)) &= 2 \left[1 - \Phi \left(\frac{\varepsilon(h)}{\sqrt{2(1-R(h))}} \right) \right] \leq \\ &\leq 2 \left[1 - \Phi \left(c \varepsilon(h) \left(\log \frac{1}{h} \right)^{\alpha/2} \right) \right] = 2 \left[1 - \Phi \left(c \left(\log \frac{1}{h} \right)^{\alpha/2-\beta} \right) \right]. \quad (4) \end{aligned}$$

Так как аргумент под знаком Φ неограниченно растет при $h \rightarrow 0$, $\gamma = \alpha - 2\beta > 1$, то в силу (16.2)

$$1 - \Phi(x) \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}x} e^{-x^2/2} \quad \text{при } x \rightarrow \infty,$$

и правая часть в (4) не превосходит

$$q(h) = c_1 \left(\log \frac{1}{h} \right)^{\beta-\alpha/2} \exp \left\{ -c_2 \left(\log \frac{1}{h} \right)^{\alpha-2\beta} \right\},$$

так что

$$\sum_{n=1}^{\infty} 2^n q(2^{-n}) = c_1 \sum_{n=1}^{\infty} n^{-\gamma/2} \exp \{ -c_2 n^\gamma + n \ln 2 \} < \infty,$$

так как $c_2 > 0$, $\gamma > 1$. Условия теоремы 15.2 выполнены, теорема 4 доказана. ◀

§ 3. Задача о прогнозе

Пусть известно распределение процесса $\xi(t)$ и известна траектория $\xi(t)$ на множестве $B \subset (-\infty, t]$ (B — либо интервал, либо конечный набор точек). Что можно сказать о значении $\xi(t+u)$? Нашей целью будет отыскание случайной величины ζ , измеримой относительно $\mathcal{F}_B = \sigma(\xi(v), v \in B)$ (и называемой *прогнозом*) такой, что $M(\xi(t+u) - \zeta)^2$ принимает наименьшее возможное значение. Но ответ на этот вопрос известен (см. § 4.8)

$$\zeta = M(\xi(t+u) | \mathcal{F}_B).$$

Пусть $\xi(t)$ — гауссовский процесс, $B = \{t_1, \dots, t_k\}$, $t_1 < t_2 < \dots < t_k < t_0 = t+u$, $A = (\sigma^2)^{-1} = \|a_{ij}\|$, $\sigma^2 = \|M\xi(t_i)\xi(t_j)\|_{i,j=1,\dots,k,0}$. Тогда распределение вектора $(\xi(t_1), \dots, \xi(t_0))$ имеет плотность

$$f(x_1, \dots, x_0) = \frac{\sqrt{|A|}}{(2\pi)^{(k+1)/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum x_i x_j a_{ij}\right\},$$

а условное распределение $\xi(t_0)$ относительно $\xi(t_1), \dots, \xi(t_k)$ имеет плотность, равную отношению

$$\frac{f(x_1, \dots, x_0)}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x_1, \dots, x_0) dx_0}.$$

Экспоненциальная часть этого отношения имеет вид

$$\exp\left\{-\frac{a_{00}x_0^2}{2} - \sum_{j=1}^k x_0 x_j a_{j0}\right\}.$$

Это означает, что рассматриваемое условное распределение есть Φ_{α, d^2} , где $\alpha = -\sum \frac{x_j a_{j0}}{a_{00}}$, $d^2 = 1/a_{00}$. Таким образом, в рассматриваемом случае наилучший прогноз ζ равен

$$\zeta = -\sum_{j=1}^k \frac{\xi(t_j) a_{0j}}{a_{00}}.$$

Среднеквадратическая ошибка этого прогноза равна $\sqrt{1/a_{00}}$.

Мы получили *линейный* прогноз. В общем случае это свойство линейности обычно нарушается.

Рассмотрим теперь задачу о наилучшем линейном прогнозе в случае произвольного процесса $\xi(t)$ с конечными моментами второго порядка. Для простоты будем считать опять, что $B = \{t_1, \dots, t_k\}$.

Обозначим $\Pi(\xi)$ подпространство L_2 , порожденное случайными величинами $\xi(t)$, $-\infty < t < \infty$, и через $\Pi_B(\xi)$ — подпространство

ство $H(\xi)$, порожденное (натянутое на) $\xi(t_1), \dots, \xi(t_k)$. Элементы $H_B(\xi)$ имеют вид $\sum_{j=1}^k a_j \xi(t_j)$.

Существование и вид наилучшего линейного прогноза в этом случае устанавливаются следующим утверждением.

Теорема 5. *Существует единственная точка $\zeta \in H_B(\xi)$ (проекция $\xi(t+u)$ на $H_B(\xi)$, рис. 19) такая, что*

$$\xi(t+u) - \zeta \perp H_B(\xi). \quad (5)$$

Это условие эквивалентно тому, что

$$\|\xi(t+u) - \zeta\| = \min_{\theta \in H_B(\xi)} \|\xi(t+u) - \theta\|. \quad (6)$$

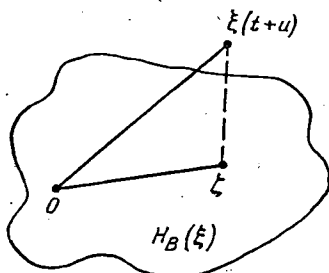


Рис. 19

Явные формулы для коэффициентов a_j в представлении $\zeta = \sum a_j \xi(t_j)$ содержатся в доказательстве.

Доказательство. Соотношение (5) эквивалентно уравнениям

$$(\xi(t+u) - \zeta, \xi(t_j)) = 0, \quad j = 1, \dots, k.$$

Подставляя сюда $\zeta = \sum_{i=1}^k a_i \xi(t_i) \in H_B(\xi)$, получим

$$R(t+u, t_j) = \sum_{i=1}^k a_i R(t_j, t_i), \quad j = 1, \dots, k, \quad (7)$$

или, в векторной форме, $R_{t+u} = aR$, где $a = (a_1, \dots, a_k)$, $R_{t+u} = (R(t+u, t_1), \dots, R(t+u, t_k))$, $R = \|R(t_j, t_i)\|$.

Если процесс $\xi(t)$ непредсказуем, то матрица R невырождена и уравнение (7) однозначно разрешимо:

$$a = R_{t+u} R^{-1}. \quad (8)$$

Если $\xi(t)$ не является непредсказуемым, то либо R^{-1} все же существует, и тогда справедливо (8), либо R вырождена. В этом случае из совокупности $\xi(t_1), \dots, \xi(t_k)$ надо выделить лишь $l < k$ линейно независимых элементов, для которых все сказанное выше останется справедливым с заменой k на l .

Эквивалентность (5) и (6) вытекает из следующих соображений. Пусть θ — любой другой элемент $H_B(\xi)$. Тогда $\gamma = \theta - \zeta \in H_B(\xi)$, $\gamma \perp \xi(t+u) - \zeta$, так что

$$\|\xi(t+u) - \theta\| = \|\xi(t+u) - \zeta + \gamma\| \geq \|\xi(t+u) - \zeta\|. \quad \triangleleft$$

Замечание. Может случиться (если процесс $\xi(t)$ не является непредсказуемым), что $\xi(t+u) \in H_B(\xi)$. Тогда погрешность прогноза ζ будет равна нулю.

ПРИЛОЖЕНИЕ 1

ТЕОРЕМА О ПРОДОЛЖЕНИИ ВЕРОЯТНОСТНОЙ МЕРЫ

Пусть $\mathcal{A}$ есть некоторая алгебра множеств из Ω , на которой задана вероятностная мера P , т. е. числовая функция, удовлетворяющая условиям P1 — P3 гл. 2. Пусть $\mathcal{P}$ означает класс всех подмножеств Ω . Для любого $A \in \mathcal{P}$ всегда существует последовательность $\{A_n\}_{n=1}^{\infty}$ непересекающихся множеств из $\mathcal{A}$ такая, что $\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n \supset A$ (достаточно взять $A_1 = \Omega$, $A_n = \emptyset$; $n \geq 2$). Обозначим $\gamma(A)$ класс всех таких последовательностей и введем на $\mathcal{P}$ числовую функцию

$$P^*(A) = \inf \left\{ \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n); \{A_n\} \in \gamma(A) \right\}.$$

Эта функция (внешняя мера на $\mathcal{P}$, индуцированная мерой P на $\mathcal{A}$) обладает свойствами:

- 1) $P^*(A) \leq P^*(B) \leq 1$, если $A \subset B$.
- 2) $P^*\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n\right) = \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n)$, если множества $A_n \in \mathcal{A}$, $n = 1, 2, \dots$, не пересекаются.
- 3) $P^*\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n\right) \leq \sum_{n=1}^{\infty} P^*(A_n)$ для любых $A_1, A_2, \dots \in \mathcal{P}$.

Свойство 1) очевидно. Свойство 2) вытекает из следующих рассуждений. Пусть $\{B_n\}$ — любая последовательность из $\gamma(A)$, где

$$A = \bigcup_{n=1}^{\infty} A_n. \text{ Так как } \bigcup_{m=1}^{\infty} A_n B_m = A_n \in \mathcal{A}, \text{ то } P(A_n) = \sum_{m=1}^{\infty} P(A_n B_m).$$

Следовательно,

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(A_n) = \sum_n \sum_m P(A_n B_m) = \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n B_m).$$

Но при каждом $N < \infty$

$$\sum_{n=1}^N P(A_n B_m) \leq P(B_m).$$

Значит, это неравенство верно и при $N = \infty$, и для любой $\{B_m\}_{m=1}^{\infty} \in \gamma(A)$

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(A_n) \leq \sum_{m=1}^{\infty} P(B_m).$$

Отсюда следует, что $P^*(A) \geq \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n)$. Так как обратное неравенство очевидно, то $P^*(A) = \sum_{n=1}^{\infty} P(A_n)$. ◀

Для доказательства свойства 3) рассмотрим при некотором $\varepsilon > 0$ последовательности $\{A_{nk}\}_{k=1}^{\infty} \in \gamma(A_n)$ такие, что

$$\sum_{k=1}^{\infty} P(A_{nk}) \leq P^*(A_n) + \varepsilon/2^n.$$

Последовательность множеств $\{A_{nk}\}_{n,k=1}^{\infty}$, очевидно, содержит $\cup A_n$, и, значит,

$$P^*(\cup A_n) \leq \sum_n \sum_k P(A_{nk}) \leq \sum_{n=1}^{\infty} P^*(A_n) + \varepsilon.$$

В силу произвольности ε свойство 3) доказано. ◀

Введем теперь операцию симметрической разности $\oplus$ над произвольными множествами A, B из $\mathcal{P}$ с помощью равенства

$$A \oplus B = A\bar{B} \cup \bar{A}B.$$

Нетрудно заметить, что

$$A \oplus B = B \oplus A = \bar{A} \oplus \bar{B} \subset A \cup B, \quad A \oplus A = \emptyset, \\ A \oplus \emptyset = A, \quad (A \oplus B) \oplus C = A \oplus (B \oplus C).$$

С помощью этой операции и функции P^* введем на $\mathcal{P}$ расстояние ρ , положив для любых $A, B \in \mathcal{P}$

$$\rho(A, B) = P^*(A \oplus B).$$

Эта конструкция вполне аналогична той, которая использовалась в § 3.4 (мы рассматривали там расстояние $d(A, B) = P(A \oplus B)$ между измеримыми A и B). Свойства расстояния ρ те же, что и в (3.10). Нам понадобятся следующие из них:

- 1) $\rho(A, B) = \rho(B, A) \geq 0$, $\rho(A, A) = 0$,
- 2) $\rho(\bar{A}, \bar{B}) = \rho(A, B)$,
- 3) $\rho(AB, CD) \leq \rho(A, C) + \rho(B, D)$,
- 4) $\rho(\cup A_k, \cup B_k) \leq \sum_k \rho(A_k, B_k)$.

Можно отметить также, что

$$5) |P^*(A) - P^*(B)| \leq \rho(A, B),$$

и, следовательно, $P^*(\cdot)$ есть функция, равномерно непрерывная относительно ρ .

Свойства 1)–3) имеют место в (3.10) и доказываются совершенно аналогично на основании свойств меры P^* . Свойство 4)

вытекает из свойства 3) меры P^* и соотношения $(A = \cup A_n, B = \cup B_n)$

$$A \oplus B \subset \cup (A_n \oplus B_n),$$

поскольку

$$\begin{aligned} A \oplus B &= [(\cup A_n) \cap (\cap \bar{B}_n)] \cup [(\cap \bar{A}_n) \cap (\cup B_n)] = \\ &= [\cup A_n \bar{B}_n] \cup [\cup B_n \bar{A}_n] = \cup (A_n \bar{B}_n \cup \bar{A}_n B_n) = \cup (A_n \oplus B_n). \end{aligned}$$

Свойство 5) вытекает из того, что

$$A \subset B \cup (A \oplus B), \quad B \subset A \cup (A \oplus B) \quad (1)$$

и, значит,

$$P^*(A) - P^*(B) \leq P^*(A \oplus B) = \rho(A, B),$$

$$P^*(B) - P^*(A) \leq P^*(A \oplus B) = \rho(A, B).$$

Аналогично принятому в § 3.4 назовем множество $A \in \mathcal{P}$ *аппроксимируемым*, если для него существует последовательность $A_n \in \mathcal{A}$, для которой $\rho(A, A_n) \rightarrow 0$. Совокупность всех аппроксимируемых множеств обозначим $\mathfrak{A}$. Это есть, очевидно, замыкание $\mathcal{A}$ относительно ρ .

Лемма. $\mathfrak{A}$ есть σ -алгебра.

Доказательство. Проверим, что $\mathfrak{A}$ удовлетворяет свойствам σ -алгебры $A1, A2', A3$ гл. 2. Свойство $A1$: $\Omega \in \mathfrak{A}$ очевидно выполняется, так как $\mathcal{A} \subset \mathfrak{A}$. Свойство $A3$: $\bar{A} \in \mathfrak{A}$, если $A \in \mathfrak{A}$, следует из того, что для $A \in \mathfrak{A}$ существуют $A_n \in \mathcal{A}$ такие, что при $n \rightarrow \infty$

$$\rho(A, A_n) \rightarrow 0, \quad \rho(\bar{A}, \bar{A}_n) = \rho(A, A_n) \rightarrow 0.$$

Рассмотрим, наконец, свойство $A2'$. Покажем сначала, что если $A_n \in \mathcal{A}$, то $A = \cup A_n \in \mathfrak{A}$.

Действительно, не ограничивая общности, можно считать, что A_n не пересекаются. Тогда в силу свойств меры P^* для любого $\varepsilon > 0$ имеем

$$\sum P(A_k) \leq P^*(\Omega) = 1,$$

$$\rho\left(A, \bigcup_{k=1}^n A_k\right) = P^*\left(\bigcup_{k=n+1}^{\infty} A_k\right) = \sum_{k=n+1}^{\infty} P(A_k) < \varepsilon$$

при достаточно большом n .

Пусть теперь $A_n \in \mathfrak{A}$. Требуется показать, что $A = \bigcup_{n=1}^{\infty} A_n \in \mathfrak{A}$.

Пусть $\{B_n\}$ — последовательность множеств из $\mathcal{A}$ таких, что $\rho(A_n, B_n) < \varepsilon/2^n$. Тогда $B = \cup B_n \in \mathfrak{A}$ и в силу свойства 4) расстояния ρ

$$\rho(A, B) \leq \sum_{n=1}^{\infty} \rho(A_n, B_n) < \varepsilon.$$

Лемма доказана. ◀

Теперь можно доказать основное утверждение.

Теорема 1*). Вероятность P может быть продолжена с алгебры $\mathcal{A}$ на σ -алгебру $\mathfrak{A}$ до некоторой вероятности P^- .

Доказательство. Положим для $A \in \mathfrak{A}$

$$\bar{P}(A) = P^*(A).$$

Очевидно, что $\bar{P}(A) = P(A)$ при $A \in \mathcal{A}$, $\bar{P}(\Omega) = 1$. Чтобы убедиться, что $\bar{P}$ есть вероятность, надо доказать лишь счетную аддитивность $\bar{P}$. Докажем сначала конечную аддитивность. Ее достаточно доказать для двух множеств:

$$P^*(A + B) = P^*(A) + P^*(B), \quad (2)$$

где $A, B \in \mathfrak{A}$, $A \cap B = \emptyset$. Пусть $A_n \in \mathcal{A}$, $B_n \in \mathcal{A}$ таковы, что $\rho(A, A_n) \rightarrow 0$, $\rho(B, B_n) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$. Тогда

$$\begin{aligned} |P^*(A + B) - P^*(A_n + B_n)| &\leq \rho(A + B, A_n + B_n) \leq \\ &\leq \rho(A, A_n) + \rho(B, B_n) \rightarrow 0, \\ P^*(A_n + B_n) &= P(A_n + B_n) = P(A_n) + P(B_n) - P(A_n B_n). \end{aligned} \quad (3)$$

Здесь

$$\begin{aligned} P(A_n) &\rightarrow P^*(A), \quad P(B_n) \rightarrow P^*(B), \\ P(A_n B_n) &\leq P^*(A_n B) + P^*(B_n \bar{B}) \leq \\ &\leq P^*(A_n \bar{A}) + P^*(B_n \bar{B}) \leq \rho(A, A_n) + \rho(B, B_n) \rightarrow 0. \end{aligned}$$

Значит, из (3) следует (2).

Докажем теперь счетную аддитивность. Пусть $A_n \in \mathfrak{A}$ не пересекаются. Тогда, полагая $A = \bigcup_{n=1}^{\infty} A_n$, из конечной аддитивности $\bar{P}$ получим

$$\bar{P}(A) = \sum_{k=1}^n \bar{P}(A_k) + \bar{P}\left(\bigcup_{k=n+1}^{\infty} A_k\right).$$

Следовательно,

$$\bar{P}(A) \geq \sum_{k=1}^{\infty} \bar{P}(A_k).$$

*) Теорема о продолжении меры на минимальную σ -алгебру, содержащую $\mathcal{A}$, была получена Каратсодори. Метризация нормированных алгебр Буля $\mathcal{A}$ с помощью расстояния $\rho(A, B) = P(A \oplus B)$ использовалась многими авторами (см., например, доклад А. Н. Колмогорова на 6 съезде польских математиков в 1948 г.; П. Халмош [19]).

Использовать для продолжения меры свойства ее непрерывности относительно расстояния $\rho(A, B) = P^*(A \oplus B)$ предложил Л. Я. Савельев.

С другой стороны,

$$\bar{P}(A) = P^*(A) \leq \sum_{k=1}^{\infty} P^*(A_k) = \sum_{k=1}^{\infty} \bar{P}(A_k). \quad \blacktriangleleft$$

Теорема 2. *Продолжение вероятности P с алгебры $\mathcal{A}$ на σ -алгебру $\mathfrak{A}$ единственно.*

Доказательство. Предположим, что на $\mathfrak{A}$ существует еще одна вероятность P_1 , совпадающая с P на $\mathcal{A}$ и такая, что для некоторого $A \in \mathfrak{A}$

$$P_1(A) \neq \bar{P}(A).$$

Допустим сначала, что $\varepsilon = P_1(A) - \bar{P}(A) > 0$. Рассмотрим последовательность $\{B_n\} \subset \gamma(A)$ такую, что

$$\sum_{n=1}^{\infty} P(B_n) - \bar{P}(A) < \varepsilon/2.$$

Тогда $P_1(A) = \bar{P}(A) + \varepsilon \geq \sum_{n=1}^{\infty} P(B_n) + \varepsilon/2$, что противоречит

принадлежности $A \subset \bigcup_{n=1}^{\infty} B_n$. Значит,

$$P_1(A) \leq \bar{P}(A), \quad A \in \mathfrak{A}.$$

Так как $\bar{P}$ ρ -непрерывна в точке $\emptyset$, то отсюда следует, что и P_1 ρ -непрерывна в точке $\emptyset$, а вместе с этим и в любой «точке» $A \in \mathfrak{A}$. Действительно, в силу (1)

$$|P_1(A) - \bar{P}_1(B)| \leq P_1(A \oplus B) \leq \bar{P}(A \oplus B) \rightarrow 0,$$

если только $\rho(A, B) = \bar{P}(A \oplus B) \rightarrow 0$. Поэтому для $A \in \mathfrak{A}$

$$\bar{P}(A) = \lim_{\substack{B \rightarrow A \\ B \in \mathcal{A}}} P(B) = \lim_{\substack{B \rightarrow A \\ B \in \mathcal{A}}} P_1(B) = P_1(A). \quad \blacktriangleleft$$

Пусть $\mathfrak{A}^* = \sigma(\mathcal{A})$ есть σ -алгебра, порожденная $\mathcal{A}$. Так как $\mathcal{A} \subset \mathfrak{A}$, то $\mathfrak{A}^* \subset \mathfrak{A}$ и из полученных утверждений очевидным образом вытекает

Следствие. *Вероятность P может быть единственным образом продолжена с алгебры $\mathcal{A}$ на минимальную σ -алгебру $\mathfrak{A}^*$, порожденную $\mathcal{A}$.*

Замечание. σ -алгебра $\mathfrak{A}$, определенная выше как замыкание алгебры $\mathcal{A}$ относительно введенного расстояния ρ , оказывается во многих случаях шире σ -алгебры $\mathfrak{A}^* = \sigma(\mathcal{A})$, порожденной $\mathcal{A}$. Это обстоятельство тесно связано с понятием *пополнения меры*. Речь идет вот о чем. Пусть $\mathcal{A} = \mathfrak{F}$ с самого начала есть σ -алгебра. Тогда меру $\bar{P}$ в теореме 1 можно построить весьма просто. Для этого

мы продолжим меру P с $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$ на более широкую, чем $\mathfrak{F}$ σ -алгебру, построенную следующим образом. Мы будем говорить, что множество N из Ω принадлежит классу $\mathcal{N}$, если для N найдется такое $A = A(N) \in \mathfrak{F}$, что $N \subset A$, $P(A) = 0$. Нетрудно видеть, что класс множеств вида $B + N$, где $B \in \mathfrak{F}$, $N \in \mathcal{N}$, снова образует σ -алгебру. Обозначим ее $\mathfrak{F}_{\mathcal{N}}$. Положив $P(B + N) = P(B)$, мы получим продолжение меры P на $\langle \Omega, \mathfrak{F}_{\mathcal{N}} \rangle$. Такая мера называется *полной*, а проведенная операция — *пополнением меры P* .

Теперь можно установить, что построенная в теореме 1 мера $\bar{P}$ является полной, а σ -алгебра $\mathfrak{A}$ совпадает с $\mathfrak{F}_{\mathcal{N}}$.

Если, например, $\Omega = [0, 1]$, а $\mathcal{A}$ есть алгебра, порожденная интервалами, то $\mathfrak{A}^* = \sigma(\mathcal{A})$ будет, как мы уже знаем, борелевской σ -алгеброй, а $\mathfrak{A}$ будет лебеговским расширением $\mathfrak{A}^*$, состоящим из множеств, «измеримых по Лебегу».

ПРИЛОЖЕНИЕ 2

ТЕОРЕМА КОЛМОГОРОВА О СОГЛАСОВАННЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЯХ

Пусть T — некоторое множество индексов t , R_t при каждом $t \in T$ есть вещественная прямая $(-\infty, \infty)$. Пусть $N \subset T$ — некоторое конечное подмножество T . Тогда произведение пространств $\prod_{t \in N} R_t = R^N$ есть евклидово пространство размерности, равной числу n элементов в N , построенное на n осях пространства $R^T = \prod_{t \in T} R_t$.

Предположим, что для любого конечного подмножества $N \subset T$ на $(R^N, \mathfrak{B}^N)$, где $\mathfrak{B}^N$ — σ -алгебра борелевских множеств в R^N , задана вероятностная мера P_N . Тем самым на R^T задано семейство мер. Это семейство называется *согласованным*, если для любых $L \subset N$ и борелевских множеств B из R^L

$$P_L(B) = P_N(B \times R^{N-L}).$$

Мера P_L называется *проекцией P_N на R^L* . Множество из R^T , которое можно представить в виде $B \times R^{T-N}$, где $B \in \mathfrak{B}^N$, а N — конечное множество, называется *цилиндрическим* в R^T . Множество B называется *основанием цилиндра*.

Обозначим $\mathfrak{B}^T$ σ -алгебру множеств из R^T , порожденную цилиндрическими множествами.

Теорема. Если на R^T задано согласованное семейство вероятностных мер, то на $(R^T, \mathfrak{B}^T)$ существует единственная вероятностная мера P такая, что при любом N P_N совпадает с проекцией P на R^N .

Доказательство. Цилиндрические множества в R^T образуют алгебру. Покажем, что при $B \in \mathfrak{B}^N$ соотношения

$$P(B \times R^{T-N}) = P_N(B)$$

определяют меру на этой алгебре. Прежде всего, в силу согласованности мер P_N это определение вероятности цилиндрических множеств корректно (имеются в виду случаи, когда $B = B_1 \times R^{N-L}$, $B_1 \in \mathfrak{B}^L$. Тогда левая часть будет равна также $P(B_1 \times R^{T-L})$). Далее, введенная вероятность аддитивна. Действительно, пусть $B_1 \times R^{T-N}$ и $B_2 \times R^{T-N_2}$ — два непересекающихся цилиндрических множества. Тогда, обозначив $N = N_1 \cup N_2$, будем иметь

$$\begin{aligned} P(B_1 \times R^{T-N_1} \cup B_2 \times R^{T-N_2}) &= \\ &= P((B_1 \times R^{N-N_1} \cup B_2 \times R^{N-N_2}) \times R^{T-N}) = \\ &= P_N(B_1 \times R^{N-N_1} \cup B_2 \times R^{N-N_2}) = P_N(B_1 \times R^{N-N_1}) + \\ &+ P_N(B_2 \times R^{N-N_2}) = P(B_1 \times R^{T-N_1}) + P(B_2 \times R^{T-N_2}). \end{aligned}$$

Чтобы проверить счетную аддитивность P , воспользуемся эквивалентностью свойств $P3$ и $P3'$ (см. гл. 2). В силу этой эквивалентности достаточно показать, что если $\mathcal{B}_n$, $n = 1, 2, \dots$ — убывающая последовательность цилиндрических множеств, то соотношения $P(\mathcal{B}_n) > \varepsilon$, $n = 1, 2, \dots$, при некотором $\varepsilon > 0$ означают, что $\mathcal{B} = \bigcap_{n=1}^{\infty} \mathcal{B}_n$ непусто. Вложенность множеств $\mathcal{B}_n$ означает, что в

представлениях $\mathcal{B}_n = B_n \times R^{T-N_n}$ выполняется $N_n \subset N_{n+1}$, $B_{n+1} \cap \bigcap R^{N_n} \subset B_n$. Не ограничивая общности, мы будем считать в дальнейшем, что число элементов множества $N_n = \{t_1, \dots, t_n\}$ равно n , и через x_i (с различными верхними индексами) будем обозначать координаты пространства R_{t_i} .

Итак, пусть $P(\mathcal{B}_n) = P_{N_n}(B_n) \geq \varepsilon > 0$. Докажем, что $\mathcal{B} = \bigcap_{n=1}^{\infty} \mathcal{B}_n$ непусто. Для каждого борелевского множества $B_n \subset R^{N_n}$ существует компакт K_n такой, что

$$K_n \subset B_n, \quad P_{N_n}(B_n - K_n) < \varepsilon/2^{n+1}.$$

Если обозначить $\mathcal{K}_n = K_n \times R^{T-N_n}$, то мы получим

$$P(\mathcal{B}_n - \mathcal{K}_n) = P_{N_n}(B_n - K_n) < \varepsilon/2^{n+1}.$$

Введем в рассмотрение множества $\mathcal{D}_n = \bigcap_{k=1}^n \mathcal{K}_k$. Легко видеть, что

$\mathcal{D}_n \subset \mathcal{B}_n$ — тоже цилиндры. Так как $\mathcal{B}_n - \bigcap_{k=1}^n \mathcal{K}_k \subset \bigcap_{k=1}^n (\mathcal{B}_k - \mathcal{K}_k)$,

то для них

$$P(\mathcal{B}_n - \mathcal{D}_n) \leq P\left(\bigcup_{k=1}^n (\mathcal{B}_k - \mathcal{K}_k)\right) \leq \sum_{k=1}^n P(\mathcal{B}_k - \mathcal{K}_k) \leq \frac{\varepsilon}{2};$$

$$P(\mathcal{D}_n) \geq P(\mathcal{B}_n) - \frac{\varepsilon}{2} \geq \frac{\varepsilon}{2}.$$

Из последнего соотношения следует, что $\mathcal{D}_n$ есть убывающая последовательность непустых цилиндрических множеств. Обозначим $X^n = (x_1^n, x_2^n, \dots, x_n^n)$ некоторую точку основания $D_n = \bigcap_{k=1}^n K_k \times R^{N_n - N_k}$ цилиндра $\mathcal{D}_n$, определяющую цилиндрическое множество $\mathcal{Z}_n$ в R^T . Так как $\mathcal{D}_n$ убывают, то $(x_1^{n+p}, x_2^{n+p}, \dots, x_n^{n+p}) \in K_n$ при любом $p \geq 0$. В силу компактности K_n можно выбрать последовательность n_{1k} такую, что $x_1^{n_{1k}} \rightarrow x_1$ при $k \rightarrow \infty$. Из этой последовательности можно выбрать последовательность n_{2k} такую, что $x_2^{n_{2k}} \rightarrow x_2$ и т. д.

Рассмотрим теперь диагональную последовательность точек (точнее, цилиндрических множеств) $X^{n_{kk}} = (x_1^{n_{kk}}, x_2^{n_{kk}}, \dots, x_{n_{kk}}^{n_{kk}})$. Ясно, что при $k \rightarrow \infty$ $X^{n_{kk}} \rightarrow X = (x_1, x_2, \dots)$ (имеется в виду по-координатная сходимость). При этом

$$(x_1^{n_{kk}}, x_2^{n_{kk}}, \dots, x_m^{n_{kk}}) \rightarrow (x_1, \dots, x_m) \in K_m$$

при любом m . Это означает, что соответствующее точке X множество $\mathcal{Z} = \{y(t) \in R^T : y(t_1) = x_1, y(t_2) = x_2, \dots\} \in K_m \in \mathcal{B}_m$ при любом m и, значит, $\mathcal{Z} \in \bigcap_{m=1}^{\infty} \mathcal{B}_m$. Таким образом, $\mathcal{B}$ не пусто и счетная аддитивность P на алгебре цилиндрических множеств доказана. Следовательно, P есть мера, и остается воспользоваться теоремой о продолжении меры с алгебры на σ -алгебру, порожденную этой алгеброй. $\triangleleft$

ПРИЛОЖЕНИЕ 3 ИНТЕГРИРОВАНИЕ

§ 1. Пространство с мерой

Пусть $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$ — измеримое пространство. Мы будем говорить, что задано пространство с мерой $\langle \Omega, \mathfrak{F}, \mu \rangle$, если на $\mathfrak{F}$ задана неотрицательная счетно-аддитивная функция μ , т. е. функция, обладающая следующими свойствами:

1) $\mu\left(\bigcup_j A_j\right) = \sum_j \mu(A_j)$ для любого счетного набора непересекающихся множеств $A_j \in \mathfrak{F}$ (σ -аддитивность).

2) $\mu(A) \geq 0$ для каждого $A \in \mathfrak{F}$.

3) $\mu(\emptyset) = 0$, где $\emptyset$ — пустое множество.

Значение $\mu(A)$ называется *мерой* множества A . Мы будем рассматривать только *конечные* и *σ -конечные* меры. В первом случае предполагается, что $\mu(\Omega) < \infty$. Во втором — что существует разбиение Ω на счетное число подмножеств A_i таких, что $\mu(A_i) < \infty$.

Вероятностное пространство является примером пространства с конечной (единичной) мерой. Пространство $\langle R, \mathfrak{F}, \mu \rangle$, где R — вещественная прямая, $\mathfrak{F}$ — σ -алгебра борелевских множеств, а μ — мера Лебега, представляет собой пример пространства с σ -конечной мерой.

Можно рассматривать также функции множеств $\mu(A)$, удовлетворяющие лишь условиям 1), 3) и не обязательно неотрицательные. Такие функции называются *обобщенными мерами*. Любая конечная обобщенная мера (т. е. такая, что $\sup_A \mu(A) < \infty$, $\inf_A \mu(A) > -\infty$) может быть представлена в виде разности двух

конечных неотрицательных мер (теорема Хана о разложении, см. § 5 этого Приложения). Обобщенные меры нам понадобятся лишь в § 5. В остальных местах и при отсутствии специальных оговорок мы везде под мерами будем понимать функции множеств, удовлетворяющие условиям 1)–3).

Так же, как при изучении простейших свойств вероятности (§ 2.2), легко устанавливаются следующие свойства меры:

1) $\mu(A) \leq \mu(B)$, если $A \subset B$.

2) $\mu(\bigcup A_j) \leq \sum \mu(A_j)$ для любых A_j .

3) Если $A_n \subset A_{n+1}$, $\bigcup A_n = A$, то $\mu(A_n) \rightarrow \mu(A)$, или, что то же самое,

3') если $A_n \supset A_{n+1}$, $\bigcap A_n = A$, $\mu(A_1) < \infty$, то $\mu(A_n) \rightarrow \mu(A)$.

Рассмотрим далее на $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$ измеримые функции, т. е. функции $\xi(\omega)$, обладающие свойством $\{\omega: \xi(\omega) \in B\} \in \mathfrak{F}$ для любого борелевского множества B на прямой.

Аналогично тому, как это делалось для вероятностной меры, вводятся понятия *сходимости по мере* и *сходимости почти всюду*.

Будем говорить, что последовательность ξ_n *сходится к ξ почти всюду* (п. в.) $\xi_n \xrightarrow{\text{п. в.}} \xi$, если $\xi_n(\omega) \rightarrow \xi(\omega)$ для всех ω , за исключением множества меры 0.

Будем говорить, что ξ_n *сходится к ξ по мере*: $\xi_n \xrightarrow{\mu} \xi$, если для каждого $\varepsilon > 0$ при $n \rightarrow \infty$

$$\mu(\{|\xi_n - \xi| > \varepsilon\}) \rightarrow 0.$$

Займемся теперь построением и изучением свойств интегралов. Рассмотрим сначала *конечные меры* и будем считать их, не ограничивая общности, *вероятностными*. В этом случае мы будем вместо $\mu(A)$ писать $P(A)$.

К интегралам по произвольным σ -конечным мерам вернемся в § 4 этого раздела.

§ 2. Интеграл по вероятностной мере

1. Интегралы от простых функций. Измеримая функция $\xi(\omega)$ называется *простой*, если множество ее значений конечно. *Индикатором* множества $F \in \mathfrak{F}$ называется простая функция

$$I_F(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{если } \omega \in F, \\ 0, & \text{если } \omega \notin F. \end{cases}$$

Очевидно, что любую простую функцию $\xi(\omega)$ можно записать в виде

$$\xi(\omega) = \sum_{k=1}^n x_k I_{F_k}(\omega),$$

где x_k , $k=1, 2, \dots, n$, — значения, принимаемые ξ , а $F_k = \{\omega: \xi(\omega) = x_k\}$. Множества F_k попарно не пересекаются и $\bigcup_{k=1}^n F_k = \Omega$. Интегралом от простой случайной величины $\xi(\omega)$ называется число

$$\int \xi dP = \int \xi(\omega) dP(\omega) = \sum_{k=1}^n x_k P(F_k) = M\xi.$$

Интегралом по множеству $A \in \mathfrak{F}$ от простой измеримой функции $\xi(\omega)$ называется

$$\int_A \xi dP = \int \xi(\omega) I_A(\omega) dP(\omega).$$

Корректность этих определений (разбиения на множества F_k могут быть различны) проверяется очевидным образом.

2. Определение интегралов от произвольных функций.

Лемма 1. Пусть $\xi(\omega) \geq 0$. Существует последовательность $\xi_n(\omega)$ измеримых простых функций такая, что $\xi_n(\omega) \uparrow \xi(\omega)$ при $n \rightarrow \infty$.

Доказательство. Разобьем отрезок $[0, n]$ на $n2^n$ равных отрезков. Пусть $x_0 = 0, x_1, \dots, x_{n2^n}$ обозначают точки деления, так что $x_{i+1} - x_i = 1/2^n$. Положим $F_i = \{\omega: x_i \leq \xi(\omega) < x_{i+1}\}$, $i = 1, 2, \dots, n2^n - 1$, $F_0 = \{0 \leq \xi(\omega) < x_1\} \cup \{\xi(\omega) \geq n\}$, $\xi_n(\omega) = \sum_{i=0}^{n2^n-1} x_i I_{F_i}(\omega) \leq \xi(\omega)$. $\xi_n(\omega)$ есть, очевидно, измеримая простая функция, обладающая тем свойством, что в точке $\omega \in \Omega$ при $n > \xi(\omega)$ выполняется неравенство

$$0 \leq \xi(\omega) - \xi_n(\omega) \leq 1/2^n. \quad \triangleleft$$

Лемма 2. Пусть $\xi_n \uparrow \xi \geq 0$, $\eta_n \uparrow \xi \geq 0$ — последовательности простых случайных величин. Тогда

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \int \xi_n dP = \lim_{n \rightarrow \infty} \int \eta_n dP.$$

Доказательство. Убедимся, что для любого m

$$\int \xi_m dP \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \int \eta_n dP.$$

Функция ξ_m простая. Следовательно, она с вероятностью 1 ограничена некоторой постоянной: $\xi_m \leq c_m$. Поэтому при любых n , $\varepsilon > 0$

$$\xi_m - \eta_n \leq c_m \cdot I_{\{\xi_m \geq \eta_n + \varepsilon\}} + \varepsilon.$$

Отсюда следует, что

$$M\xi_m \leq c_m P\{\xi_m \geq \eta_n + \varepsilon\} + \varepsilon + M\eta_n.$$

Вероятность в правой части при $n \rightarrow \infty$ мала:

$$P\{\xi_m \geq \eta_n + \varepsilon\} \leq P\{\xi \geq \eta_n + \varepsilon\} \rightarrow 0,$$

так как η_n почти наверное (и, следовательно, по вероятности) сходится к ξ . Поэтому $M\xi_m \leq \varepsilon + \lim_{n \rightarrow \infty} M\eta_n$. Так как ε произвольно,

то

$$\lim_{n \rightarrow \infty} M\xi_n \leq \lim_{n \rightarrow \infty} M\eta_n.$$

Меняя местами $\{\xi_n\}$ и $\{\eta_n\}$, получим обратное неравенство. $\triangleleft$

Утверждения лемм 1, 2 делают корректными следующие определения.

Интегралом неотрицательной функции $\xi(\omega)$ называется число

$$\int \xi dP = \lim_{n \rightarrow \infty} \int \xi_n dP, \quad (1)$$

где ξ_n — последовательность простых измеримых функций таких, что $\xi_n \uparrow \xi$ при $n \rightarrow \infty$.

Интеграл $\int \xi dP$ будем обозначать также через $M\xi$. Мы будем говорить, что интеграл $\int \xi dP$ существует, а ξ интегрируема, если $M\xi < \infty$.

Интегралом от произвольной (принимавшей значения разных знаков) функции $\xi(\omega)$ называется число

$$M\xi = M\xi^+ - M\xi^-, \quad \xi^\pm = \max(0, \pm \xi),$$

если хотя бы одно из значений $M\xi^\pm$ конечно. В противном случае $M\xi$ не определено. $M\xi$ существует тогда и только тогда, когда существует $M|\xi| < \infty$ (ведь $|\xi| = \xi^+ + \xi^-$). Если существует $M\xi$, то существует также $M(\xi; A) = \int_A \xi dP = M\xi I_A$ для любого $A \in \mathfrak{F}$.

Лемма 3. Если $M\xi$ существует и $F_n \in \mathfrak{F}$ есть последовательность множеств такая, что $P(F_n) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$, то

$$M(\xi; F_n) \rightarrow 0.$$

Доказательство. Для любой последовательности $|\xi_m| \uparrow |\xi|$ простых функций справедливо ($A_m = \{|\xi| \leq m\}$)

$$M|\xi| \geq \lim_{m \rightarrow \infty} M|\xi| I_{A_m} \geq \lim_{m \rightarrow \infty} M|\xi_m| I_{A_m} = M|\xi|,$$

поскольку $|\xi_m| I_{A_m} \uparrow |\xi|$. Отсюда следует, что

$$M|\xi| = \lim_{m \rightarrow \infty} M|\xi| I_{A_m} = \lim_{m \rightarrow \infty} M(|\xi|; |\xi| \leq m)$$

и, значит, для любого $\varepsilon > 0$ существует $m(\varepsilon)$ такое, что

$$M|\xi| - M(|\xi|; |\xi| \leq m) < \varepsilon$$

при $m \geq m(\varepsilon)$. Поэтому для таких m

$$M(|\xi|; F_n) = M(|\xi|; \{|\xi| \leq m\} F_n) + M(|\xi|; \{|\xi| > m\} F_n) \leq \\ \leq mP(F_n) + \varepsilon,$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} M(|\xi|; F_n) \leq \varepsilon. \quad \blacktriangleleft$$

3. Свойства интегралов.

11. Если множества $A_j \in \mathfrak{F}$ не пересекаются и $\bigcup_j A_j = \Omega$, то

$$\int \xi dP = \sum_j \int_{A_j} \xi dP. \quad (2)$$

Достаточно доказать это соотношение для $\xi(\omega) \geq 0$. Для простых функций равенство (2) очевидно, так как

$$\int \xi dP = \sum_k x_k P(\xi = x_k) = \sum_j \sum_k x_k P(\xi = x_k; A_j).$$

В общем случае, используя определение (1), получим

$$\int \xi dP = \lim_{n \rightarrow \infty} \int \xi_n dP = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_j \int_{A_j} \xi_n dP = \\ = \sum_j \lim_{n \rightarrow \infty} \int_{A_j} \xi_n dP = \sum_j \int_{A_j} \xi dP. \quad (3)$$

Изменение порядка предельного перехода и суммирования здесь законно, так как в силу леммы 3

$$\sum_{j=N}^{\infty} \int_{A_j} \xi_n dP = M\left(\xi_n; \bigcup_{j=N}^{\infty} A_j\right) \leq M\left(\xi; \bigcup_{j=N}^{\infty} A_j\right) \rightarrow 0$$

при $N \rightarrow \infty$ равномерно по n . $\blacktriangleleft$

$$12. \int (\xi + \eta) dP = \int \xi dP + \int \eta dP.$$

Для простых функций это свойство очевидно. Поэтому для $\xi \geq 0$, $\eta \geq 0$ это свойство следует из аддитивности операции предельного перехода.

В общем случае находим ($\xi^\pm$ и $\eta^\pm$ определяются как и раньше)

$$\begin{aligned} \int (\xi + \eta) dP &= \int (\xi^+ + \eta^+) dP - \int (\xi^- + \eta^-) dP = \\ &= \int \xi^+ dP - \int \xi^- dP + \int \eta^+ dP - \int \eta^- dP = \int \xi dP + \int \eta dP. \end{aligned}$$

I 3. Если a — произвольная постоянная, то

$$\int a \xi dP = a \int \xi dP.$$

I 4. Если $\xi \leq \eta$, то $\int \xi dP \leq \int \eta dP$.

Доказательство свойств I 3, I 4 очевидно. Так как $\int \xi dP = M\xi$, то свойства I 1—I 4 можно записать с помощью математических ожиданий следующим образом:

I 1. $M\xi = \sum_j M(\xi; A_j)$, если A_j не пересекаются, $\cup A_j = \Omega$.

I 2. $M(\xi + \eta) = M\xi + M\eta$.

I 3. $Ma\xi = aM\xi$.

I 4. $M\xi \leq M\eta$, если $\xi \leq \eta$.

Отметим также следующие свойства интегралов, легко вытекающие из свойств I 1—I 4.

I 5. $|M\xi| \leq M|\xi|$.

I 6. Если $c_1 \leq \xi \leq c_2$, то $c_1 \leq M\xi \leq c_2$.

I 7. Если $\xi \geq 0$ и $M\xi = 0$, то $P(\xi = 0) = 1$.

Это следует из неравенства Чебышева: $P(\xi \geq \varepsilon) \leq \frac{M\xi}{\varepsilon} = 0$ при любом $\varepsilon > 0$.

I 8. Если $P(\xi = \eta) = 1$ и $M\xi$ существует, то $M\xi = M\eta$.

Действительно,

$$M\eta = \lim_{n \rightarrow \infty} M(\eta; |\eta| \leq n) = \lim_{n \rightarrow \infty} M(\xi; |\xi| < n) = M\xi.$$

§ 3. Дальнейшие свойства интегралов

1. Теоремы сходимости. Ряд теорем сходимости был доказан в § 6.1 и, в частности, теорема о сходимости мажорируемой последовательности:

Если $\xi_n \xrightarrow{p} \xi$, $|\xi_n| \leq \eta$, $M\eta < \infty$, то существует $M\xi$ и $M\xi_n \rightarrow M\xi$.

Приведем некоторые другие полезные утверждения о сходимости интегралов.

Теорема 1. Если $0 \leq \xi_n \uparrow \xi$, то $M\xi = \lim_{n \rightarrow \infty} M\xi_n$.

Доказательство. В дополнение к следствию 6.4 нам надо здесь доказать лишь, что $M\xi_n \rightarrow \infty$, если $M\xi = \infty$. Положим $\xi_n^N = \min(\xi_n, N)$, $\xi^N = \min(\xi, N)$. Тогда, очевидно, $\xi_n^N \uparrow \xi^N$ при $n \rightarrow \infty$, $M\xi_n^N \uparrow M\xi^N$. Следовательно, значение $M\xi_n^N \leq M\xi_n$ выбором n и N может быть сделано сколь угодно большим. $\blacktriangleleft$

Эти теоремы можно обобщить следующим образом. Для того, чтобы в § 4 было удобно получить распространение теорем сходимости на интегралы по произвольной мере, мы $M\xi$ будем писать теперь в форме интеграла $\int \xi dP$.

Теорема 2. (Фату — Лебега). Пусть η и ξ интегрируемы. Тогда если $\xi_n \leq \eta$, то

$$\limsup \int \xi_n dP \leq \int \limsup \xi_n dP. \quad (4)$$

Если $\xi_n \geq \xi$, то

$$\liminf \int \xi_n dP \geq \int \liminf \xi_n dP. \quad (5)$$

Если $\xi_n \uparrow \xi$, $\xi_n \geq \xi$ или $\xi_n \rightarrow \xi$ п.в., $\xi \leq \xi_n \leq \eta$, то

$$\lim \int \xi_n dP = \int \xi dP. \quad (6)$$

Доказательство. Докажем, например, (5), положив, не ограничивая общности, $\xi = 0$. В этом случае

$$\xi_n \geq \eta_n \equiv \inf_{k \geq n} \xi_k \uparrow \liminf \xi_n, \quad \eta_n \geq 0,$$

и по теореме о монотонной сходимости

$$\liminf \int \xi_n dP \geq \lim \int \eta_n dP = \int \liminf \xi_n dP.$$

Если (5) применить к последовательности $\eta - \xi_n$, то получим (4); (6) следует из предыдущих теорем. $\blacktriangleleft$

2. Связь с интегрированием по мере на прямой. Пусть $g(x)$ — некоторая борелевская функция, заданная на прямой R (если $\mathfrak{B}$ — σ -алгебра борелевских множеств на прямой и $B \in \mathfrak{B}$, то $\{x: g(x) \in B\} \in \mathfrak{B}$). Тогда $\eta = g(\xi(\omega))$, очевидно, также будет случайной величиной. Как мы видели в § 3.2, случайная величина ξ индуцирует вероятностное пространство $(R, \mathfrak{B}, P_\xi)$ с мерой P_ξ на прямой такое, что $P_\xi(B) = P(\xi \in B)$. Следовательно, можно говорить об интегралах по этой мере. Справедлива

Теорема 3. Если $M\eta$ существует, то

$$M\eta = \int_R \eta dP = \int_R g(x) P_\xi(dx)$$

(в правой части использована несколько иная запись $\int g(x) dP_\xi(x)$).

Доказательство. Пусть сначала $g(x) = I_B(x)$, есть индикатор множества $B \in \mathfrak{B}$. Тогда $\eta = g(\xi(\omega)) = I_{\{\xi \in B\}}(\omega)$, и $M\eta = P(\xi \in B)$. Поэтому

$$\int g(x) P_\xi(dx) = \int I_B(x) P_\xi(dx) = P_\xi(B) = P(\xi \in B) = M\eta.$$

Используя свойства интеграла, легко установить, что утверждение теоремы верно для простых функций g . Применение предельного перехода распространяет это утверждение на ограниченные функции. Пусть теперь $g \geq 0$. Если функция $g(\xi)I_B(\xi) = \eta(\omega)I_{\{\xi \in B\}}(\omega)$ ограничена, то получаем $\int_B g(x) dP_\xi(x) = M(\eta; \xi \in B)$. Поэтому

$$\int_{\{g \leq n\}} g dP_\xi = M(\eta; \eta \leq n).$$

Переходя к пределу по n , получим утверждение теоремы. Рассмотрение случая, когда g принимает значения обоих знаков, затруднений не вызывает. ◀

Если обозначить

$$F(x) = P(\xi < x),$$

то наряду с интегралом

$$\int_R g(x) P_\xi(dx), \quad (7)$$

который только что рассматривался, можно рассмотреть также интеграл Римана — Стильеса

$$\int g(x) dF(x), \quad (8)$$

определение которого дано в § 3.6. Там же было показано, что для непрерывных функций $g(x)$ эти интегралы совпадают. Кроме того, в § 3.6 были обсуждены некоторые другие условия совпадения этих интегралов.

Напомним также, что если $F(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$, а функции $g(x)$ и $f(x)$ интегрируемы по Риману, то интегралы (7) и (8) совпадают с интегралом Римана

$$\int g(x) f(x) dx.$$

3. Произведения мер и повторные интегралы. Рассмотрим двумерную случайную величину $\xi = (\xi, \eta)$, заданную на $(\Omega, \mathfrak{F}, P)$. Случайные величины ξ и η индуцируют выборочное вероятностное пространство $(R^2, \mathfrak{B}^2, P_{\xi, \eta})$ с мерой $P_{\xi, \eta}$, заданной на элементах σ -алгебры $\mathfrak{B}^2$ борелевских множеств на плоскости (мини-

малая σ -алгебра, порожденная прямоугольниками) и такой, что

$$P_{\xi, \eta}(A \times B) = P(\xi \in A, \eta \in B).$$

Здесь $A \times B$ есть множество точек на плоскости (x, y) , для которых $x \in A, y \in B$. Если $g(x, y)$ есть борелевская функция ($\{(x, y): g(x, y) \in B\} \in \mathfrak{B}^2$ для каждого $B \in \mathfrak{B}$), то из предыдущего легко следует, что

$$Mg(\xi, \eta) = \int_{R^2} g(x, y) P_{\xi, \eta}(dx dy), \quad (9)$$

так как оба интеграла равны $\int_R 0 P_0(dx)$ для $\hat{\theta} = g(\xi, \eta)$.

Пусть теперь ξ и η независимы, т. е.

$$P(\xi \in A, \eta \in B) = P(\xi \in A)P(\eta \in B)$$

для любых $A, B \in \mathfrak{B}$.

Теорема Фубини (теорема о повторных интегралах). Если $g(x, y) \geq 0$ — борелевская функция, ξ и η независимы, то

$$Mg(\xi, \eta) = M[Mg(x, \eta)|_{x=\xi}].$$

Для произвольных борелевских функций $g(x, y)$ приведенное равенство справедливо, если существует $Mg(\xi, \eta)$.

Это же утверждение в гл. 3 мы записывали с помощью интегралов

$$\int g(x, y) P_{\xi, \eta}(dx, dy) = \int \left[\int g(x, y) P_{\eta}(dy) \right] P_{\xi}(dx). \quad (10)$$

Нам будет полезна следующая

Лемма 4. 1. Сечение B_x любого множества $B \in \mathfrak{B}^2$

$$B_x = \{y: (x, y) \in B\}$$

измеримо: $B_x \in \mathfrak{B}$.

2. Сечение $g_x(y) = g(x, y)$ любой борелевской функции g ($\mathfrak{B}^2$ -измеримой) есть борелевская функция.

3. Интеграл

$$\int g(x, y) P_{\eta}(dy) \quad (11)$$

от борелевской функции g есть борелевская функция от x .

Доказательство. 1. Пусть $\mathcal{H}_1$ — класс всех множеств из $\mathfrak{B}^2$, у которых сечения измеримы. Очевидно, что $\mathcal{H}_1$ содержит прямоугольники $B = B_{(1)} \times B_{(2)}$, где $B_{(1)} \in \mathfrak{B}$, $B_{(2)} \in \mathfrak{B}$. Кроме того, $\mathcal{H}_1$ — σ -алгебра. Действительно, рассмотрим, например, множество $B = \cup B^{(k)}$, где $B^{(k)} \in \mathcal{H}_1$. Очевидно, что операция $\cup$ над множествами $B^{(k)}$ приводит к тем же операциям над сечениями, так что $B_x = \cup B_x^{(k)} \in \mathfrak{B}$. Аналогично обстоит дело с другими опе-

рациями ($\cap$ и взятие дополнений). Таким образом, $\mathcal{H}_1$ — σ -алгебра, содержащая прямоугольники. Это значит, что $\mathfrak{B}^2 \subset \mathcal{H}_1$.

2. Для $B \in \mathfrak{B}$ имеем

$$\begin{aligned} g_x^{-1}(B) &= \{y: g_x(y) \in B\} = \{y: g(x, y) \in B\} = \\ &= \{y: (x, y) \in g^{-1}(B)\} = [g^{-1}(B)]_x \in \mathfrak{B}. \end{aligned}$$

3. Интеграл (11) есть результат предельного перехода над измеримыми функциями и поэтому сам измерим. ◀

Доказательство теоремы Фубини. Докажем сначала (10) в случае $g(x, y) = I_B(x, y)$, когда теорема Фубини превращается в формулу о последовательном вычислении меры множества $B \in \mathfrak{B}^2$:

$$P((\xi, \eta) \in B) = \int P_\eta((x, y) \in B) P_\xi(dx) = \int P_\eta(B_x) P_\xi(dx). \quad (12)$$

Введем в рассмотрение функцию множеств

$$Q(B) = \int P_\eta(B_x) P_\xi(dx).$$

Очевидно, что $Q(B) \geq 0$, $Q(\emptyset) = 0$. Далее, если $B = \cup B^{(k)}$, $B^{(k)}$ не пересекаются, то $B_x = \cup B_x^{(k)}$, $B_x^{(k)}$ не пересекаются,

$$Q(B) = \int P_\eta(\cup B_x^{(k)}) P_\xi(dx) = \sum \int P_\eta(B_x^{(k)}) P_\xi(dx) = \sum Q(B^{(k)}).$$

Это означает, что $Q(B)$ — мера.

Мера $Q(B)$ совпадает с $P_{\xi, \eta}(B) = P((\xi, \eta) \in B)$ на прямоугольниках $B = B_{(1)} \times B_{(2)}$. Действительно, для прямоугольников

$$B_x = \begin{cases} B_{(2)} & \text{при } x \in B_{(1)}, \\ \emptyset & \text{при } x \notin B_{(1)}, \end{cases}$$

$$\begin{aligned} P((\xi, \eta) \in B) &= P_\xi(B_{(1)}) P_\eta(B_{(2)}) = \\ &= \int_{B_{(1)}} P_\eta(B_{(2)}) P_\xi(dx) = \int P_\eta(B_x) P_\xi(dx) = Q(B). \end{aligned}$$

Это означает, что меры Q и $P_{\xi, \eta}$ совпадают на алгебре, порожденной прямоугольниками. По теореме о продолжении меры получаем, что $Q = P_{\xi, \eta}$.

Справедливость (12) доказана. Отсюда следует справедливость теоремы Фубини для простых функций $g_N = \sum_{j=1}^N c_j I_{A_j}$ так как

$$\begin{aligned} M g_N(\xi, \eta) &= \sum_{j=1}^N c_j M I_{A_j}(\xi, \eta) = \\ &= \sum_{j=1}^N c_j \int M I_{A_j}(x, \eta) P_\xi(dx) = \int M g_N(x, \eta) P_\xi(dx). \quad (13) \end{aligned}$$

Если теперь $g \geq 0$ — произвольная борелевская функция, то существует последовательность простых функций $g_N \uparrow g$, и нам, как и в (13), остается воспользоваться операцией предельного перехода

$$\begin{aligned} Mg(\xi, \eta) &= \lim_{N \rightarrow \infty} Mg_N(\xi, \eta) = \lim_{N \rightarrow \infty} \int Mg_N(x, \eta) P_{\xi}(dx) = \\ &= \int Mg(x, \eta) P_{\xi}(dx). \end{aligned}$$

Для произвольной функции g следует воспользоваться представлением $g = g^+ - g^-$, $g^+ \geq 0$, $g^- \geq 0$. $\blacktriangleleft$

Замечание. Из доказательства теоремы видно, что скалярность случайных величин ξ и η не играет существенной роли. Утверждение сохранится и в более общей форме (см. свойство 5А § 4.8) и, в частности, для векторных ξ и η .

§ 4. Интеграл по произвольной мере

Если μ — конечная мера на $\langle \Omega, \mathcal{F} \rangle$, $\mu(\Omega) < \infty$, то определение интеграла $\int \xi d\mu$ по мере μ ничем не отличается от соответствующей конструкции интеграла по вероятностной мере (можно положить просто $\int_A \xi d\mu = \mu(\Omega) \int_A \xi dP$, где $P(B) = \mu(B)/\mu(\Omega)$ есть распределение вероятностей). Если же μ σ -конечна и $\mu(\Omega) = \infty$, то дело обстоит несколько сложнее, хотя снова все сводится к уже использованным построениям. Сделаем сначала несколько предварительных замечаний.

Пусть $\langle \Omega, \mathcal{F}, P \rangle$ — вероятностное пространство и $f = f(\omega) \geq 0$ — п. в. конечная неотрицательная измеримая функция (т. е. случайная величина). Рассмотрим функцию множества

$$\mu(A) = \int_A f dP. \quad (14)$$

Если f интегрируема ($\mu(\Omega) < \infty$), то $\mu(A)$ — конечная σ -аддитивная функция множества (см. свойство 1.1), удовлетворяющая условиям 1—3 § 1 этого Приложения. Другими словами, μ — конечная мера на $\langle \Omega, \mathcal{F} \rangle$. Если же f неинтегрируема, то μ σ -конечная мера, что сразу следует из возможности представления

$$\mu(A) = \sum_{k=1}^{\infty} \int_{A \cap \{k-1 < f < k\}} f dP$$

(интегралы под знаком суммы, равные $\int_A f I_{(k-1 < f < k)} dP$, являются, очевидно, конечными мерами).

Таким образом, интегралы вида (14) для любых распределений P и функции $f \geq 0$ представляют собой меру. Оказывается, верно и обратное в известном смысле утверждение.

Лемма 5. Для любой меры μ на $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$ найдется распределение P на этом пространстве и измеримая функция $f \geq 0$ такие, что справедливо представление (14).

Таким образом, любая мера представима в виде интеграла от вероятностной меры (т. е. в виде $M(f; A)$ при соответствующих функции f и распределении P).

Доказательство. Пусть μ — σ -конечная мера на $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$ и множества $B_j \in \mathfrak{F}$, $j = 1, 2, \dots$, обладают свойствами $\bigcup_{j=1}^{\infty} B_j = \Omega$, $B_i B_j = \emptyset$ при $i \neq j$, $\mu(B_j) < \infty$. Положим

$$P(A) = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\mu(AB_k)}{2^k \mu(B_k)}. \quad (15)$$

Очевидно, что $P(\Omega) = 1$ и P является мерой. Далее, если $A \subset B_k$, то $\mu(A) = 2^k \mu(B_k) P(A)$. Это означает, что мы должны положить $f(\omega) = 2^k \mu(B_k)$ при $\omega \in B_k$.

Тогда функция множества

$$\varphi(A) = \int_A f dP = \int_{\Omega} f I_A dP$$

будет совпадать с $\mu(A)$:

$$\begin{aligned} \varphi(A) &= \sum_{k=1}^{\infty} 2^k \mu(B_k) P(AB_k) = \sum_{k=1}^{\infty} 2^k \mu(B_k) \sum_{j=1}^{\infty} \frac{\mu(AB_k B_j)}{2^j \mu(B_j)} = \\ &= \sum_{k=1}^{\infty} \mu(AB_k) = \mu(A). \quad \blacktriangleleft \end{aligned}$$

Здесь, помимо требуемого утверждения, мы получили также, что в представлении (14) множество значений функции f , не ограничивая общности, можно считать счетным.

Функция f , для которой возможно равенство (14), называется *плотностью* меры μ относительно P (или *производной Радона — Никодима* меры μ по P) и обозначается $\frac{d\mu}{dP}$. Очевидно, что изменение функции $f = \frac{d\mu}{dP}$ на множестве P -меры нуль составляет справедливое равенство (14).

Пусть теперь μ и P — две заданные произвольные меры. Весьма важным в теории вероятностей является вопрос, при каких условиях эти две меры μ и P могут быть связаны соотношением (14) и единственным ли образом (с точностью до значений на множестве нулевой P -меры) определяется при этом

функция f (подчеркнем, что в предыдущих рассмотрениях мера P строилась специальным образом по мере μ или наоборот). Ответы на эти вопросы содержатся в теореме Радо — Никодима, которая будет изложена в следующем параграфе.

Теперь же, пользуясь доказанным несложным утверждением леммы 5, дадим определение интеграла по произвольной мере μ .

Пусть μ — σ -конечная мера на $\langle \Omega, \mathfrak{F} \rangle$ и $\xi \geq 0$ есть $\mathfrak{F}$ -измеримая функция.

Интегралом $\int_A \xi d\mu$ по множеству $A \in \mathfrak{F}$ от функции $\xi \geq 0$ по мере μ называется интеграл по распределению P :

$$\int_A \xi d\mu = \int_A \left(\xi \frac{d\mu}{dP} \right) dP, \quad (16)$$

где P — любая вероятностная мера, удовлетворяющая равенству (14) (например, мера (15)).

Это определение корректно, поскольку оно не зависит от выбора P . Действительно, для простых функций ξ ($\xi(\omega) = x_k$ при $\omega \in F_k$)

$$\int_A \xi d\mu = \sum x_k \int_A \frac{d\mu}{dP} I_{F_k} dP = \sum x_k \int_{AF_k} \frac{d\mu}{dP} dP = \sum x_k \mu(AF_k).$$

Если теперь $\xi \geq 0$ — произвольная функция, то по теореме о монотонной сходимости $\int_A \xi d\mu$ равен

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \int_A \xi^{(n)} \frac{d\mu}{dP} dP = \lim_{n \rightarrow \infty} \int_A \xi^{(n)} d\mu,$$

где $\xi^{(n)} \uparrow \xi$ есть последовательность простых функций, монотонно сходящихся к ξ (см. лемму 1). И в том, и в другом случае полученный результат от выбора P не зависит. $\triangleleft$

Интеграл $\int_A \xi d\mu$ от произвольной измеримой функции ξ определяется как

$$\int_A \xi d\mu = \int_A \xi^+ d\mu - \int_A \xi^- d\mu,$$

если оба выражения в правой части конечны (в этом случае говорят, что интеграл $\int_A \xi d\mu$ существует). Здесь, как и прежде,

$\xi^+ = \max(0, \xi) \geq 0$, $\xi^- = \max(0, -\xi) \geq 0$, так что $\xi = \xi^+ - \xi^-$.

Мы видим, таким образом, что по существу данное определение интеграла по произвольной мере эквивалентно той конст-

рукции, которая использовалась в § 2 этого Приложения. Однако определение в форме (16) избавляет от необходимости повторять весь пройденный путь (причем в более сложных условиях) и позволяет сразу перенести на общий случай все свойства интегралов $\int \xi dP$. Перечислим основные из них, сохранив их нумерацию:

$$I 1. \int \xi d\mu = \sum_j \int_{A_j} \xi d\mu, \text{ если } A_j \text{ не пересекаются, } \cup A_j = \Omega.$$

$$I 2. \int (\xi + \eta) d\mu = \int \xi d\mu + \int \eta d\mu.$$

$$I 3. \int a\xi d\mu = a \int \xi d\mu.$$

$$I 4. \int \xi d\mu \leq \int \eta d\mu, \text{ если } \xi \leq \eta.$$

$$I 5. \left| \int \xi d\mu \right| \leq \int |\xi| d\mu.$$

$$I 6. \text{ Если } c_1 \leq \xi(\omega) \leq c_2 \text{ при } \omega \in A, \text{ то } \int_A \xi d\mu \leq c_2 \mu(A).$$

$$I 7. \text{ Если } \xi \geq 0 \text{ и } \int \xi d\mu = 0, \text{ то } \mu(\xi > 0) = 0.$$

$$I 8. \text{ Если } \mu(\xi \neq \eta) = 0, \text{ то } \int \xi d\mu = \int \eta d\mu.$$

Очевидно, что полностью сохраняются также и теоремы сходимости.

Теорема о сходимости мажорируемой последовательности. Пусть $|\xi| \leq \eta$ и $\int \eta d\mu$ существует. Тогда, если $\xi_n \xrightarrow{\mu} \xi$ или $\xi_n \rightarrow \xi$ п. в., то

$$\int \xi_n d\mu \rightarrow \int \xi d\mu.$$

Теорема о монотонной сходимости. Если $0 \leq \xi_n \uparrow \xi$, то

$$\int \xi_n d\mu \rightarrow \int \xi d\mu.$$

Теорема Фату — Лебега. Ее формулировка и доказательство получаются из теоремы 2 заменой P на μ .

В заключение отметим, что если $\Omega = R = (-\infty, \infty)$, $\mathfrak{F} = \mathfrak{B}$ есть σ -алгебра борелевских множеств, μ есть мера Лебега, а функция $g(x)$ непрерывна, то интеграл $\int_{[a,b]} g(x) d\mu(x)$ совпадает

с интегралом Римана $\int_a^b g(x) dx$. Это следует из соответствующих замечаний в п. 2 § 3 этого Приложения.

§ 5. Теорема Лебега о разложении и теорема Радона — Никодима

Вернемся к вопросу, который был сформулирован в предыдущем параграфе. При каких условиях на меры μ и λ , заданные на $\langle \Omega, \mathcal{F} \rangle$, мера μ может быть представлена в виде

$$\mu(A) = \int_A f d\lambda ?$$

Здесь мы уже не предполагаем, что мера λ обязательно вероятностная.

Определение. Мера μ называется *абсолютно непрерывной* относительно меры λ (обозначается $\mu \ll \lambda$), если для всякого A такого, что $\lambda(A) = 0$, выполняется $\mu(A) = 0$.

Любое множество N_μ называется *носителем меры μ* , если $\mu(\Omega - N_\mu) = 0$.

Говорят, что мера μ *сингулярна* относительно λ , если найдется такой носитель N_λ меры λ , для которого $\mu(N_\lambda) = 0$. Или, что то же, если найдется носитель N_μ меры μ , для которого $\lambda(N_\mu) = 0$.

Таким образом, последнее определение, в отличие от первого, симметрично, и можно говорить о *взаимной сингулярности* мер μ и λ (такое соотношение часто обозначается $\mu \perp \lambda$).

Теорема Радона — Никодима. Для абсолютной непрерывности $\mu \ll \lambda$ необходимо и достаточно, чтобы существовала функция f , определенная с точностью до λ -эквивалентности (т.е. с точностью до значений на множестве λ -меры нуль), такая, что

$$\mu(A) = \int_A f d\lambda^*.$$

Как уже отмечалось, функция f называется *производной Радона — Никодима* $\frac{d\mu}{d\lambda}$ меры μ по мере λ (или *плотностью μ относительно λ*).

Так как достаточность в утверждении этой теоремы очевидна, то получим теорему Радона — Никодима как следствие следующей теоремы Лебега о разложении меры:

Теорема Лебега. Пусть μ и λ — две σ -конечные меры на $\langle \Omega, \mathcal{F} \rangle$. Существует единственное разложение меры μ на две компоненты μ_a и μ_s такие, что

$$\mu_a \ll \lambda, \quad \mu_s \perp \lambda.$$

При этом найдется единственная с точностью до λ -эквивалентно-

*) Это равенство иногда принимается за определение абсолютной непрерывности.

сти функция f , для которой

$$\mu_a(A) = \int_A f d\lambda.$$

Очевидно, что если $\mu < \lambda$, то $\mu_c = 0$ и из теоремы Лебега следует теорема Радо-Никодима.

Доказательство. Так как μ и λ σ -конечны, то существуют возрастающие последовательности вложенных множеств Ω_n^μ и Ω_n^λ такие, что

$$\mu(\Omega_n^\mu) < \infty, \quad \lambda(\Omega_n^\lambda) < \infty, \quad \bigcup_n \Omega_n^\mu = \Omega, \quad \bigcup_n \Omega_n^\lambda = \Omega.$$

Положив $\Omega_n = \Omega_n^\mu \cap \Omega_n^\lambda$, получим возрастающую до Ω последовательность множеств, на которых

$$\mu(\Omega_n) < \infty, \quad \lambda(\Omega_n) < \infty.$$

Если мы докажем теорему о разложении для сужения мер μ и λ на $\langle B_n, \mathfrak{F}_n \rangle$, где $B_n = \Omega_{n+1} - \Omega_n$, $\mathfrak{F}_n$ образована множествами $B_n A$, $A \in \mathfrak{F}$, то тем самым мы докажем ее и на всем Ω . Достаточно будет в качестве μ_a и μ_c взять суммы соответствующих компонент по каждому из сужений. Это замечание означает, что можно рассматривать лишь случай конечных мер.

Итак, пусть μ и λ — конечные меры.

а) Пусть Φ — класс функций $f \geq 0$, для которых

$$\int_A f d\lambda \leq \mu(A) \text{ при всех } A \in \mathfrak{F} \quad (17)$$

(класс Φ не пуст, так как $f=0$ принадлежит Φ). Обозначим

$$\alpha = \sup_{f \in \Phi} \int_{\Omega} f d\lambda \leq \mu(\Omega) < \infty$$

и выберем последовательность f_n такую, что

$$\int f_n d\lambda \rightarrow \alpha.$$

Положим $f'_n = \max(f_1, \dots, f_n)$. Тогда, очевидно, $f'_n \uparrow f' = \sup f_n$ и по теореме о монотонной сходимости

$$\int_A f'_n d\lambda \rightarrow \int_A f' d\lambda. \quad (18)$$

Покажем теперь, что $f' \in \Phi$, т. е. что для f' выполнено (17). Для этого в силу (18) достаточно заметить, что $f'_n \in \Phi$. Пусть A_k , $k=1, \dots, n$, — непересекающиеся множества, на которых

$f'_n = f_n$. Тогда $\bigcup_{k=1}^n A_k = \Omega$,

$$\int_A f'_n d\lambda = \sum_{k=1}^n \int_{A \cap A_k} f_k d\lambda \leq \sum_{k=1}^n \mu(A \cap A_k) = \mu(A).$$

Таким образом, для «максимального» элемента f' из Φ также выполнено (17).

б) Положим

$$\mu_a(A) = \int_A f' d\lambda, \quad \mu_c = \mu - \mu_a \quad (19)$$

и докажем, что μ_c сингулярна относительно λ . Для этого нам понадобится следующее утверждение о разложении произвольной обобщенной меры (определение см. в § 1 этого Приложения).

Теорема Хана о разложении. Для любой обобщенной конечной меры γ существуют непересекающиеся множества $D^+ \in \mathfrak{F}$ и $D^- \in \mathfrak{F}$, такие, что для любого $A \in \mathfrak{F}$

$$\gamma(AD^+) \geq 0, \quad \gamma(AD^-) \leq 0.$$

Доказательство. Покажем сначала, что существует множество $D \in \mathfrak{F}$, на котором $\gamma(A)$ достигает своей верхней границы.

Пусть $B_n \in \mathfrak{F}$ — такая последовательность, что $\gamma(B_n) \rightarrow \Gamma = \sup \gamma(A)$. Положим $B = \bigcup_k B_k$ и рассмотрим для данного n раз-

биение B на 2^n множеств $B_{n,m}$, $m = 1, \dots, 2^n$, вида $\bigcap_{k=1}^n B'_k$, где $B'_k = B_k$ или $B - B_k$, $k \leq n$. При $n < N$ каждое $B_{n,m}$ представляет собой конечную сумму множеств $B_{N,M}$, $1 \leq M \leq 2^N$. Обозначим D_n сумму всех тех $B_{n,m}$, на которых $\gamma(B_{n,m}) \geq 0$. Тогда $\gamma(B_n) \leq \gamma(D_n)$.

С другой стороны, при $N > n$ каждое $B_{N,M}$ либо лежит в D_n , либо не пересекается с ним. Поэтому

$$\gamma(D_n) \leq \gamma(D_n + D_{n+1} + \dots + D_N).$$

Отсюда следует, что для множества $D = \lim_{k \rightarrow \infty} \bigcup_{h=k}^{\infty} D_h$ выполняется $\gamma(B_n) \leq \gamma(D)$, $\Gamma \leq \gamma(D)$. Вспомнивая определение Γ , получаем $\gamma(D) = \Gamma$.

Таким образом, существование множества D , на котором $\gamma(D)$ максимально, доказано. Покажем теперь, что для любого $A \in \mathfrak{F}$ выполняется $\gamma(AD) \geq 0$ и $\gamma(A\bar{D}) \leq 0$, где $\bar{D} = \Omega - D$. Действительно, допустив, например, что $\gamma(AD) < 0$, мы придем к противоречию, так как тогда

$$\gamma(D - AD) = \gamma(D) - \gamma(AD) > \gamma(D).$$

Аналогично, допустив $\gamma(A\bar{D}) > 0$, мы получили бы

$$\gamma(D + A\bar{D}) = \gamma(D) + \gamma(A\bar{D}) > \gamma(D).$$

Нам остается положить $D^+ = D$, $D^- = \bar{D}$. ◀

Вернемся к доказательству того, что мера μ_c в равенстве (13) сингулярна. Пусть D_n^+ — множества в разложении Хапа для обобщенной меры

$$\varphi_n = \mu_c - \frac{1}{n} \lambda.$$

Обозначим $N = \bigcap D_n^-$. Тогда $\bar{N} = \bigcup D_n^+$ и при всех n и $A \in \mathfrak{F}$

$$0 \leq \mu_c(AN) \leq \frac{1}{n} \lambda(AN).$$

Отсюда, полагая $n \rightarrow \infty$, получаем $\mu_c(AN) = 0$ и, следовательно, $\mu_c(A) = \mu_c(A\bar{N})$. То есть множество $\bar{N}$ является носителем μ_c .

Далее, так как

$$\mu_a(A) = \mu(A) - \mu_c(A\bar{N}) \leq \mu(A) - \mu_c(AD_n^+),$$

то

$$\int_A \left(f' + \frac{1}{n} I_{D_n^+} \right) d\lambda = \mu_a(A) + \frac{1}{n} \lambda(AD_n^+) \leq \mu(A) - \varphi_n(AD_n^+) \leq \mu(A).$$

Это означает, что $f' + \frac{1}{n} I_{D_n^+} \in \Phi$ и, следовательно,

$$\alpha \geq \int \left(f' + \frac{1}{n} I_{D_n^+} \right) d\lambda = \alpha + \frac{1}{n} \lambda(D_n^+).$$

Отсюда вытекает, что $\lambda(D_n^+) = 0$, $\lambda(\bar{N}) = 0$ и, значит, μ_c сингулярна относительно λ , поскольку $\bar{N}$ есть носитель μ_c .

Единственность разложения $\mu = \mu_a + \mu_c$ может быть установлена следующим образом. Допустим, что $\mu = \mu'_a + \mu'_c$ — некоторое другое разложение. Тогда $\gamma = \mu'_a - \mu_a = \mu'_c - \mu_c$. В силу свойства сингулярности существуют множества N и N' такие, что $\mu_c(\bar{N}) = 0$, $\lambda(N) = 0$, $\mu'_c(\bar{N}') = 0$, $\lambda(N') = 0$. Очевидно, $\lambda(D) = 0$, где $D = N + N'$. Если допустить, что $\gamma = \mu'_a - \mu_a = \mu'_c - \mu_c \neq 0$, то найдется $A \in \mathfrak{F}$, при котором $\gamma(A) \neq 0$. Следовательно, либо $\gamma(AD) \neq 0$, либо $\gamma(A\bar{D}) \neq 0$. Однако первое невозможно, поскольку $\lambda(D) = 0$ влечет за собой $\mu'_a(D) = \mu_a(D) = 0$. Второе также невозможно, поскольку $\bar{D} = \bar{N}\bar{N}'$ и, следовательно, $\mu_c(\bar{D}) = \mu'_c(\bar{D}) = 0$.

Единственность функции f (с точностью до λ -эквивалентности), вытекает из того, что равенства $\mu_a(A) = \int_A f d\lambda = \int_A f' d\lambda$, $\int_A (f - f') d\lambda = 0$ для всех A влекут за собой равенство $f - f' = 0$ п. в. Если допустить, например, что $\lambda(A) > 0$ для $A = \{\omega: f - f' > \varepsilon\}$, то для такого A мы получили бы $\int_A (f - f') d\lambda > 0$. $\triangleleft$

Одним из наиболее существенных приложений теоремы Радона — Никодима является доказательство существования и единственности условных математических ожиданий. Пусть $\mathfrak{F}_0$ есть σ -подалгебра $\mathfrak{F}$ и ξ — случайная величина на $\langle \Omega, \mathfrak{F}, P \rangle$ такая, что $M\xi$ существует. Мы определили в § 4.8 условное математическое ожидание $M(\xi/\mathfrak{F}_0)$ величины ξ относительно $\mathfrak{F}_0$ как $\mathfrak{F}_0$ -измеримую случайную величину γ , для которой

$$M(\gamma; B) = M(\xi; B) \quad (20)$$

при любом $B \in \mathfrak{F}_0$. Можно считать, не ограничивая общности, что $\xi \geq 0$ (произвольная функция ξ представима в виде разности двух положительных). Тогда правая часть в (20) будет мерой на $\langle \Omega, \mathfrak{F}_0 \rangle$. Так как $M(\xi; B) = 0$, если $P(B) = 0$, то она будет абсолютно непрерывной относительно P . Это влечет за собой по теореме Радона — Никодима существование единственной с точностью до P -эквивалентности функции γ на $\langle \Omega, \mathfrak{F}_0 \rangle$ такой, что для всякого $B \in \mathfrak{F}_0$

$$M(\xi; B) = \int_B \gamma dP.$$

Полученное соотношение, очевидно, эквивалентно (20) и устанавливает требуемое существование и единственность условного математического ожидания.

Другое следствие доказанных в этом параграфе утверждений упоминалось в § 3.6 и касалось теоремы Лебега о том, что любое распределение P на прямой $R = (-\infty, \infty)$ (или соответствующая функция распределения) единственным образом представимо в виде суммы трех компонент $P = P_a + P_c + P_d$, где компонента P_a абсолютно непрерывна относительно меры Лебега $P_a(A) = \int_A f(x) dx$; P_d — дискретная компонента, сосредоточенная

на не более чем счетном множестве точек $x_1, x_2, \dots$ таких, что $P(x_k) > 0$; компонента P_c имеет носитель лебеговой меры 0 и непрерывную функцию распределения. Это есть прямое следствие теоремы Лебега о разложении. Надо только из сингулярной компоненты распределения P (относительно лебеговой меры λ) выделить дискретную ее часть, удалив сначала все точки x , для которых $P(x) \geq 1/2$, затем все точки x , для которых

$P(x) \geq 1/3$ и т. д. Ясно, что мы получим при этом не более чем счетное множество x -в и что такое выделение дискретной компоненты определяет P_δ однозначно.

Все сказанное, очевидно, сохраняется и для распределений в n -мерных евклидовых пространствах R^n .

ПРИЛОЖЕНИЕ 4

ДОКАЗАТЕЛЬСТВО ТЕОРЕМЫ ХЕЛЛИ

Пусть $\mathcal{F}$ — класс всех функций распределения и $\mathcal{G}$ — класс функций G , которые обладают свойствами $F1, F2$ § 3.2 и свойствами $G(-\infty) \geq 0, G(\infty) \leq 1$. Будем писать $G_n \Rightarrow G, G \in \mathcal{G}$, если $G_n(x) \rightarrow G(x)$ во всех точках x непрерывности функции G .

Теорема Хелли. Всякая последовательность $F_n \in \mathcal{F}$ содержит подпоследовательность $F_{n_n} \Rightarrow F \in \mathcal{G}$.

Нам понадобится

Лемма 1. Для сходимости $F_n \Rightarrow F \in \mathcal{G}$ достаточно, чтобы

$$F_n(x) \rightarrow F(x), \quad x \in D,$$

при $n \rightarrow \infty$ на каком-нибудь всюду плотном множестве D вещественных чисел.

Доказательство. Пусть x — произвольная точка непрерывности $F(x)$. Для произвольных $x', x'' \in D$ таких, что $x' \leq x \leq x''$, выполняется

$$F_n(x') \leq F_n(x) \leq F_n(x'').$$

Следовательно,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x') \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} F_n(x) \leq \limsup_{n \rightarrow \infty} F_n(x) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x'').$$

В силу условий леммы получаем отсюда

$$F(x') \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} F_n(x) \leq \limsup_{n \rightarrow \infty} F_n(x) \leq F(x'').$$

Полагая $x' \uparrow x$ и $x'' \downarrow x$ по множеству D и учитывая, что x — точка непрерывности $F(x)$, получим:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = F(x). \quad \blacktriangleleft$$

Доказательство теоремы. Пусть $D = \{x'_i\}$ — произвольное счетное всюду плотное множество вещественных чисел. Последовательность чисел $\{F_n(x'_i)\}$ ограничена и поэтому содержит сходящуюся последовательность $\{F_{1n}(x'_i)\}$. Обозначим предел этой подпоследовательности $F(x'_i)$. Рассмотрим теперь последовательность чисел $\{F_{1n}(x'_2)\}$. Она также содержит сходя-

щуюся подпоследовательность $\{F_{2n}(x'_2)\}$ с пределом $F(x'_2)$.
При этом

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_{2n}(x'_1) = F(x'_1).$$

Продолжая этот процесс, мы для любого числа k получим k последовательностей

$$\{F_{kn}(x'_i)\}, \quad i = 1, \dots, k$$

таких, что $\lim_{n \rightarrow \infty} F_{kn}(x'_i) = F(x'_i)$.

Рассмотрим диагональную последовательность функций распределений $\{F_{nn}(x)\}$. Для любого $x'_k \in D$ только $k-1$ первых членов последовательности чисел $\{F_{nn}(x'_k)\}$ могут не принадлежать последовательности $F_{kn}(x'_k)$. Поэтому $\lim_{n \rightarrow \infty} F_{nn}(x'_k) = F(x'_k)$.

Ясно, что $F(x)$ есть заданная на D неубывающая ограниченная функция. Ее легко продолжить по непрерывности слева до неубывающей функции на всей прямой. Теперь видно, что последовательность $\{F_{nn}\}$ и функция F удовлетворяют условию леммы 1. $\triangleleft$

ПРИЛОЖЕНИЕ 5

ДОКАЗАТЕЛЬСТВО ТЕОРЕМЫ БЕРРИ — ЭССЕНА

Докажем следующее утверждение (см. § 8.5):

Теорема (Берри — Эссен). Пусть ξ_k независимы, одинаково распределены, $M\xi_k = 0$, $D\xi_k = 1$, $\mu = M|\xi_k|^3 < \infty$, $S_n = \sum_{k=1}^n \xi_k$, $\zeta_n = S_n / \sqrt{n}$. Тогда при всех n

$$\Delta_n = \sup_x |P(\zeta_n < x) - \Phi(x)| < c\mu / \sqrt{n},$$

где c — абсолютная постоянная.

Доказательство будет проводиться методом композиций. Основанием для оценки Δ_n будет, как и в § 8.5, оценка малости $Mg(\zeta_n) - Mg(\eta)$, $\eta \in \Phi_{0,1}$, для гладких g . Чтобы получить оценку для Δ_n , мы в § 8.5 выбирали g с изменением, сосредоточенным на малом интервале. Следующая лемма показывает, что такой выбор g не обязателен. Пусть G — какая-нибудь функция распределения, $\gamma \in G$ и не зависит от ζ_n , η . Положим $g(z) = G\left(\frac{z-\gamma}{\varepsilon}\right)$, так что $Mg(\zeta_n) = MG\left(\frac{x-\zeta_n}{\varepsilon}\right) = P\left(\gamma < \frac{x-\zeta_n}{\varepsilon}\right) = P(\zeta_n +$

$+\varepsilon\gamma < x)$, $Mg(\eta) = P(\eta + \varepsilon\gamma < x)$. Обозначим

$$\begin{aligned}\Delta_{n,\varepsilon} &= \sup_x \left| MG\left(\frac{x - \zeta_n}{\varepsilon}\right) - MG\left(\frac{x - \eta}{\varepsilon}\right) \right| = \\ &= \sup_x |P(\zeta_n + \varepsilon\gamma < x) - P(\eta + \varepsilon\gamma < x)| = \\ &= \sup_x \left| \int dG(y) [P(\zeta_n < x - \varepsilon y) - P(\eta < x - \varepsilon y)] \right|.\end{aligned}$$

Очевидно, что $\Delta_{n,\varepsilon} \leq \Delta_n$. Нашей целью будет получение обратного неравенства.

Лемма 1. Пусть $v > 0$ таково, что $G(v) - G(-v) \geq 3/4$. Тогда при любом $\varepsilon > 0$

$$\Delta_n \leq 2\Delta_{n,\varepsilon} + \frac{3v\varepsilon}{\sqrt{2\pi}}.$$

Доказательство. Предположим, что $\sup_x$ в определении Δ_n достигается на положительном значении $\Delta_n(x) = F_n(x) - \Phi(x)$ (отрицательное $\Delta_n(x)$ рассматривается аналогично), и пусть для заданного $\delta > 0$ значение x_δ таково, что

$$\Delta_n(x_\delta) = F_n(x_\delta) - \Phi(x_\delta) \geq \Delta_n - \delta,$$

где F_n — функция распределения ζ_n . При увеличении аргумента значение $\Delta_n(x_\delta)$ меняется мало в следующем смысле. Пусть $|y| < v$. Тогда $v - y > 0$,

$$\begin{aligned}\Delta_n(x_\delta + \varepsilon(v - y)) &= F_n(x_\delta + \varepsilon(v - y)) - \Phi(x_\delta + \varepsilon(v - y)) \geq \\ &\geq F_n(x_\delta) - \Phi(x_\delta) - [\Phi(x_\delta + \varepsilon(v - y)) - \Phi(x_\delta)].\end{aligned}$$

Здесь разность в квадратных скобках не превосходит $\varepsilon(v - y)\Phi'(0) \leq 2v\varepsilon/\sqrt{2\pi}$ и, значит,

$$\Delta_n(x_\delta + \varepsilon(v - y)) \geq \Delta_n - \delta - \frac{2v\varepsilon}{\sqrt{2\pi}}.$$

Поэтому

$$\begin{aligned}\Delta_{n,\varepsilon} &\geq \int dG(y) \Delta_n(x_\delta + \varepsilon v - \varepsilon y) = \int_{|y| < v} + \int_{|y| \geq v} \geq \\ &\geq \frac{3}{4} \left(\Delta_n - \delta - \frac{2v\varepsilon}{\sqrt{2\pi}} \right) - \frac{1}{4} \Delta_n = \frac{\Delta_n}{2} - \frac{3}{4} \left(\delta + \frac{2v\varepsilon}{\sqrt{2\pi}} \right).\end{aligned}$$

Так как δ произвольно, то отсюда следует утверждение леммы. ◀

Следствие 1. Для $G = \Phi$ ($\gamma \in \Phi_{0,1}$) значение $v \doteq 6/5$ удовлетворяет условиям леммы 1,

$$\Delta_n \leq 2(\Delta_{n,\varepsilon} + \varepsilon). \quad (1)$$

В качестве следующего этапа доказательства оценим $\Delta_{n,\varepsilon}$, где, собственно, и используется метод композиций. Обозначим

$$u(n) = \max_{k \leq n} \Delta_k \sqrt{k}/\alpha, \quad \alpha^2 = \varepsilon^2 n.$$

Буквой c (c с индексами или без) будем обозначать абсолютные постоянные, не обязательно одни и те же.

Лемма 2. При $\alpha \geq 1$

$$\Delta_{n,\varepsilon} \leq c\mu \left(\frac{1}{\sqrt{n}} + \frac{\mu(n-1)}{\alpha \sqrt{n}} \right). \quad (2)$$

Доказательство. Пусть $H_n = \sum_{k=1}^n \eta_k$, $\eta_k \in \Phi_{0,1}$ и независимы; γ , $\{\xi_k\}$ и $\{\eta_k\}$ независимы. Основу метода композиций составляет тождество (ср. с теоремой 8.6 и тождеством (8.20))

$$\begin{aligned} P(\xi_n + \varepsilon\gamma < x) - P(\eta + \varepsilon\gamma < x) &= P(S_n + \alpha\gamma < x \sqrt{n}) - \\ &- P(H_n + \alpha\gamma < x \sqrt{n}) = \sum_{m=1}^n [P(S_{m-1} + (H_n - H_m) + \xi_m + \alpha\gamma < \\ &< x \sqrt{n}) - P(S_{m-1} + (H_n - H_m) + \eta_m + \alpha\gamma < x \sqrt{n})]. \end{aligned}$$

Так как при $\gamma \in \Phi_{0,1}$ выполняется $H_n - H_m + \alpha\gamma \in \Phi_{0, n-m+\alpha^2}$

то последняя сумма равна $\sum_{m=1}^n D_m$, где

$$\begin{aligned} D_m &= M \left[\Phi \left(\frac{x \sqrt{n} - S_{m-1} - \xi_m}{d_m} \right) - \Phi \left(\frac{x \sqrt{n} - S_{m-1} - \eta_m}{d_m} \right) \right] = \\ &= M [\Phi(T_m - \xi_m)/d_m - \Phi(T_m - \eta_m)/d_m], \\ d_m^2 &= n - m + \alpha^2, \quad T_m = \frac{x \sqrt{n} - S_{m-1}}{d_m}. \end{aligned}$$

Для оценки слагаемых D_m воспользуемся тем же подходом, что и в лемме 8.3. Так как первые два момента ξ_m и η_m совпадают, то, пользуясь разложением в ряд, получим

$$|D_m| \leq \frac{2\mu}{d_m^3} \sup_t M\varphi''(T_m + t),$$

где $\varphi(x) = \Phi'(x)$, $\varphi'' = \Phi'''$. Так как функция φ'' ограничена, то

$$|D_m| \leq c\mu/d_m^3. \quad (3)$$

Нам понадобится также другая оценка D_m . Чтобы ее получить, рассмотрим

$$R_m = \sup_t |M\varphi''(T_m + t)| \leq \leq \sup_t |M[\varphi''(T_m + t) - \varphi''(V_m + t)]| + \sup_t |M\varphi''(V_m + t)|, \quad (4)$$

где V_m определяется так же, как T_m , но с заменой S_{m-1} на H_{m-1} . Интегрированием по частям получаем

$$\begin{aligned} |M[\varphi''(T_m + t) - \varphi''(V_m + t)]| &= \left| \int \varphi''(u + t) d[P(T_m < u) - \right. \\ &\left. - P(V_m < u)] \right| = \left| \int \varphi'''(u + t) [P(T_m < u) - P(V_m < u)] du \right| \leq \\ &\leq \Delta_{m-1} \int \varphi'''(u) du = c\Delta_{m-1} \end{aligned}$$

поскольку $|P(T_m < u) - P(V_m < u)| \leq \Delta_{m-1}$ (T_m и V_m отличаются от $S_{m-1}/\sqrt{m-1}$ и $H_{m-1}/\sqrt{m-1}$, соответственно, одним и тем же линейным преобразованием).

Для оценки второго слагаемого в (4) заметим, что

$$M\varphi''(V_m + t) = \int \varphi''(u + t) \frac{1}{r_m} \varphi\left(\frac{u - a_m}{r_m}\right) du,$$

где

$$a_m = x\sqrt{n}/d_m, \quad r_m = \sqrt{(m-1)/(n-m+\alpha^2)},$$

так что $\frac{1}{r_m} \varphi\left(\frac{u - a_m}{r_m}\right)$ есть плотность $V_m = \frac{x\sqrt{n} - H_{m-1}}{d_m}$. Интегрируя два раза по частям, находим

$$|M\varphi''(V_m + t)| = \frac{1}{r_m^3} \left| \int \varphi(u + t) \varphi''\left(\frac{u - a_m}{r_m}\right) du \right| \leq \frac{c}{r_m^3}.$$

Итак,

$$R_m \leq c \left(\Delta_{m-1} + \frac{1}{r_m^3} \right), \quad D_m \leq c\mu \left(\frac{\Delta_{m-1}}{d_m^3} + \frac{1}{(m-1)^{3/2}} \right).$$

Полученные оценки D_m от x не зависят. Поэтому, используя при $m > n/2$ только что полученную оценку, а при $m \leq n/2$ — оценку (3), в силу которой $|D_m| \leq c\mu/n^{3/2}$, получим

$$\Delta_{n,\varepsilon} \leq c\mu \left[\sum_{m \leq n/2} n^{-3/2} + \sum_{m > n/2} \frac{\Delta_{m-1}}{d_m^3} + \sum_{m > n/2} \frac{1}{(m-1)^{3/2}} \right]. \quad (5)$$

Здесь первая сумма не превосходит $\frac{n}{2} n^{-3/2} = \frac{1}{2\sqrt{n}}$, последняя не превосходит $\int_{n/2-1}^n \frac{ds}{s^{3/2}} \leq \frac{c}{\sqrt{n}}$. Остается оценить среднюю сумму $\left(u(n) = \max_{k \leq n} \frac{\Delta_k \sqrt{k}}{\mu} \right)$:

$$\sum_{m > n/2}^n \frac{\Delta_{m-1}}{d_m^3} \leq \mu u(n-1) \sqrt{\frac{2}{n}} \sum_{m > n/2}^n \frac{1}{(n-m+\alpha^2)^{3/2}}.$$

Последняя сумма не превосходит

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{(k+\alpha^2)^{3/2}} \leq \frac{1}{\alpha^3} + \int_0^{\infty} \frac{dt}{(t+\alpha^2)^{3/2}} = \frac{1}{\alpha^3} + \frac{1}{2\alpha} \leq \frac{3}{2\alpha},$$

если $\alpha \geq 1$. Резюмируя (5) и проведенные оценки, получим утверждение леммы. $\blacktriangleleft$

Обратимся теперь непосредственно к доказательству теоремы. В силу (1), (2)

$$v(n) \equiv \frac{\Delta_n \sqrt{n}}{\mu} \leq \frac{2}{\mu} \sqrt{n} \Delta_{n,\varepsilon} + \frac{2\alpha}{\mu} \leq 2c + \frac{2c\mu u(n-1)}{\alpha} + \frac{2\alpha}{\mu}.$$

Положим здесь $\alpha = \max(1, 4c\mu)$. Тогда ($\mu \geq 1$)

$$v(n) \leq c_1 + \frac{u(n-1)}{2}.$$

Отсюда вытекает, что $u(n) \leq 2c_1$ при всех n . Чтобы убедиться в этом, воспользуемся индукцией. Очевидно, что $u(1) = v(1) \leq 1 \leq 2c_1$. Пусть $u(n-1) \leq 2c_1$. Тогда $v(n) \leq 2c_1$, $u(n) = \max(v(n), u(n-1)) \leq 2c_1$. Теорема доказана. $\blacktriangleleft$

ПРИЛОЖЕНИЕ 6

ТАБЛИЦЫ

Таблица 1. Нормальное распределение

Таблица значений функции $\Phi_0(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} e^{-t^2/2} dt$. Функция нормального распределения $\Phi(x)$ связана с $\Phi_0(x)$ соотношениями $\Phi(x) = 1 - \Phi_0(x) = \Phi_0(-x)$

x	0	1	2	3	4
0,0	0,5000	0,4960	0,4920	0,4880	0,4840
0,1	4602	4562	4522	4483	4443
0,2	4207	4168	4129	4090	4052
0,3	3821	3783	3745	3707	3669
0,4	3446	3409	3372	3336	3300
0,5	3085	3050	3015	2981	2946
0,6	2743	2709	2676	2643	2611
0,7	2420	2389	2358	2327	2297
0,8	2119	2090	2061	2033	2005
0,9	1841	1814	1788	1762	1736
1,0	1587	1562	1539	1515	1492
1,1	1357	1335	1314	1292	1271
1,2	1151	1131	1112	1093	1075
1,3	0968	0951	0934	0918	0901
1,4	0808	0793	0778	0764	0749
1,5	0668	0655	0643	0630	0618
1,6	0548	0537	0526	0516	0505
1,7	0446	0436	0427	0418	0409
1,8	0359	0351	0344	0336	0329
1,9	0283	0281	0274	0268	0262
2,0	0228	0222	0217	0212	0207
2,1	0179	0174	0170	0166	0162
2,2	0139	0136	0132	0129	0125
2,3	0107	0104	0102	0099	0096
2,4	0082	0080	0078	0075	0073
2,5	0062	0060	0059	0057	0055
2,6	0047	0045	0044	0043	0041
2,7	0035	0034	0033	0032	0031
2,8	0026	0025	0024	0023	0023
2,9	0019	0018	0018	0017	0016
$x =$ $\Phi_0(x) =$	3,0 0,0013	3,1 0,0010	3,2 0,0007	3,3 0,0005	3,4 0,0003

Продолжение табл. I

x	5	6	7	8	9
0,0	0,4801	0,4761	0,4721	0,4681	0,4641
0,1	4404	4364	4325	4286	4247
0,2	4013	3974	3936	3897	3859
0,3	3632	3594	3557	3520	3483
0,4	3264	3228	3192	3156	3121
0,5	2912	2877	2843	2810	2776
0,6	2578	2546	2514	2483	2451
0,7	2266	2236	2206	2177	2148
0,8	1977	1949	1922	1894	1867
0,9	1711	1685	1660	1635	1611
1,0	1469	1446	1423	1401	1379
1,1	1251	1230	1210	1190	1170
1,2	1056	1038	1020	1003	0985
1,3	0885	0869	0853	0838	0823
1,4	0735	0721	0708	0694	0681
1,5	0606	0594	0582	0571	0559
1,6	0495	0485	0475	0465	0455
1,7	0401	0392	0384	0375	0367
1,8	0322	0314	0307	0301	0294
1,9	0256	0250	0244	0239	0233
2,0	0202	0197	0192	0188	0183
2,1	0158	0154	0150	0146	0143
2,2	0122	0119	0116	0113	0110
2,3	0094	0091	0089	0087	0084
2,4	0071	0069	0068	0066	0064
2,5	0054	0052	0051	0049	0048
2,6	0040	0039	0038	0037	0036
2,7	0030	0029	0028	0027	0026
2,8	0022	0021	0021	0020	0019
2,9	0016	0015	0015	0014	0014
$x =$ $\Phi_0(x) =$	3,5 0,0002	3,6 0,0002	3,7 0,0001	3,8 0,0001	3,9 0,0000

Таблица 2. Распределение Пуассона

Таблица значений функции $\Pi(x) = \sum_{h=x}^{\infty} \frac{\lambda^h}{h!} e^{-\lambda}$

$\lambda \backslash x$	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6
1	0,0952	0,1813	0,2592	0,3297	0,3935	0,4512
2	0047	0175	0369	0616	0902	1219
3	0002	0011	0036	0079	0144	0232
4	0000	0001	0003	0008	0018	0034
5		0000	0000	0001	0002	0004
6				0000	0000	0000

Продолжение табл. 2

$\lambda \backslash x$	0,7	0,8	0,9	1,0	1,2	1,4
1	0,5034	0,5507	0,5934	0,6321	0,6988	0,7534
2	1558	1912	2275	2612	3374	4082
3	0341	0474	0629	0803	1205	1665
4	0058	0091	0135	0190	0338	0537
5	0008	0014	0023	0037	0077	0143
6	0001	0002	0003	0000	0015	0032
7					0003	0006
8					0000	0001
9						0000
$\lambda \backslash x$	1,6	1,8	2,0	2,2	2,4	2,6
1	0,7981	0,8347	0,8647	0,8892	0,9093	0,9257
2	4751	5372	5940	6454	6916	7326
3	2166	2694	3233	3773	4303	4816
4	0788	1087	1429	1806	2212	2640
5	0237	0364	0527	0725	0859	1226
6	0060	0104	0166	0249	0357	0490
7	0013	0026	0045	0075	0116	0172
8	0003	0006	0011	0020	0033	0053
9	0000	0001	0002	0005	0009	0015
10		0000	0000	0001	0002	0004
11				0000	0000	0001
12						0000
$\lambda \backslash x$	2,8	3,0	4,0	5,0	6,0	7,0
1	0,9392	0,9502	0,9817	0,9933	0,9975	0,9991
2	7689	8009	9084	9596	9826	9227
3	5305	5768	7619	8753	9380	9704
4	3081	3528	5665	7350	8488	9182
5	1523	1847	3712	5595	7149	8270
6	0651	0839	2149	3840	5543	2993
7	0244	0335	1107	2378	3937	5503
8	0081	0119	0511	1334	2560	4013
9	0024	0038	0214	0681	1528	2709
10	0007	0011	0081	0318	0839	1695
11	0001	0003	0028	0137	0426	0985
12	0000	0001	0009	0055	0201	0534
13			0002	0020	0088	0270
14			0001	0007	0036	0128
15			0000	0002	0014	0057
16				0001	0005	0024
17				0000	0002	0010
18					0001	0004
19					0000	0001
20						0000

Продолжение табл. 2

$\lambda \backslash x$	8,0	9,0	10,0	11,0	12,0	13,0
1	0,9997	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
2	9970	9988	0,9995	0,9998	0,9999	1,0000
3	9862	9938	9972	9988	9995	0,9998
4	9576	9788	9897	9950	9977	9990
5	9004	9450	9707	9849	9924	9963
6	8088	8843	9329	9625	9797	9893
7	6866	7932	8699	9214	9542	9741
8	5470	6761	7798	8568	9105	9460
9	4075	5443	6672	7680	8450	9002
10	2834	4126	5421	6594	7576	8342
11	1841	2940	4170	5401	6528	7483
12	1119	1967	3032	4207	5384	6468
13	0638	1242	2084	3113	4240	5369
14	0342	0739	1355	2187	3185	4270
15	0173	0415	0835	1460	2280	3249
16	0082	0220	0487	0926	1556	2364
17	0037	0111	0270	0559	1013	1645
18	0016	0053	0143	0322	0630	1095
19	0007	0024	0072	0177	0374	0698
20	0003	0011	0035	0093	0213	0427
21	0001	0004	0016	0047	0116	0250
22	0000	0002	0007	0023	0061	0141
23		0001	0003	0010	0030	0076
24		0000	0001	0005	0015	0040
25			0000	0002	0007	0020
26				0001	0003	0010
27				0000	0001	0005
28					0001	0002
29					0000	0001

Примечание. При $\lambda > 13$ вероятность $\Pi(x)$ можно вычислять приближенно по формуле (ср. с замечаниями в § 4 гл. 5)

$$\Pi(x) \approx \Phi_0\left(\frac{x - 0,5 - \lambda}{\sqrt{\lambda}}\right).$$

Более подробные таблицы можно найти, например, в [2], [6].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Биллингсли П. Сходимость вероятностных мер.— М.: Наука, 1977.
2. Большев Л. Н., Смирнов Н. В. Таблицы математической статистики.— М.: Наука, 1965.
3. Боровков А. А. Вероятностные процессы в теории массового обслуживания.— М.: Наука, 1972.
4. Боровков А. А. Теория вероятностей.— М.: Наука, 1976.
5. Гихман И. И., Скороход А. В. Введение в теорию случайных процессов.— М.: Наука, 1977.
6. Гнеденко Б. В. Курс теории вероятностей.— М.: Наука, 1969.
7. Гнеденко Б. В., Колмогоров А. Н. Предельные распределения для сумм независимых случайных величин.— М.: Гостехиздат, 1949.
8. Ибрагимов И. А., Линник Ю. В. Независимые и стационарно связанные величины.— М.: Наука, 1965.
9. Колмогоров А. Н. Цепи Маркова со счетным числом состояний// Бюл. МГУ.— 1937.— Т. 1, № 3.
10. Колмогоров А. Н. Теория вероятностей. Математика, ее содержание, методы и значение. Т. 2.— М.: Изд-во АН СССР, 1956.
11. Крамер Г., Лидбеттер М. Стационарные случайные процессы.— М.: Мир, 1969.
12. Ламперти Дж. Вероятность.— М.: Наука, 1973.
13. Лоэв М. Теория вероятностей.— М.: ИЛ, 1962.
14. Натансон И. П. Теория функций вещественной переменной.— М.: Наука, 1974.
15. Петров В. В. Суммы независимых случайных величин.— М.: Наука, 1972.
16. Скороход А. В. Случайные процессы с независимыми приращениями.— М.: Наука, 1986.
17. Файнштейн А. Основы теории информации.— М.: ИЛ, 1960.
18. Феллер В. Введение в теорию вероятностей и ее приложения. Т. 1, 2.— М.: Мир, 1984.
19. Халмош П. Теория меры.— М.: ИЛ, 1953.
20. Хинчин А. Я. Понятие энтропии в теории вероятностей//УМН.— 1953.— Т. 8, № 3.
21. Шяряев А. Н. Вероятность.— М.: Наука, 1980.
22. Van Beek P. An application of Fourier methods to the problem of sharpening the Berry//Esseen inequality. Z. Wahrscheinlichkeitstheorie und Verw.— 1972.— В. 23, № 3.— S. 187—196.

ПРЕДМЕТНЫЙ УКАЗАТЕЛЬ

- Абсолютная непрерывность меры 414
 Абсолютно непрерывное распределение 51, 56
 Алгебра (множества) 27
 Безобидная игра 84
 Бернулли схема 21, 77, 114
 Бернштейна полиномы 115
 Большие отклонения 132, 202
 Борелевская функция 54
 Борелевское множество 28
 — поле 28
 Бореля — Кантелли лемма (критерий) 136
 Броуновский мост 339
 Вероятность 16, 29
 —, классическое определение 18
 — переходная 369
 — условная 36
 Выборка 18
 Генеральная совокупность 18
 Дефект случайного блуждания 223
 Дисперсия 91
 Закон больших чисел 97, 114, 178, 180, 201, 230, 255
 — — усиленный 114, 241, 244, 252, 318
 — нуля и единицы 232, 233, 234
 — повторного логарифма 337, 338, 359
 Намеренное отображение 43
 — пространство 28
 Интеграл 68, 402, 412
 Информации количество 293
 Кольцо (множества) 27
 Корреляции коэффициент 93
 Критерий Колмогорова 244
 Типичное множество 351, 363
 Маркова цепь 270
 — — однородная 271
 — — периодическая 278
 — — разложимая (неразложимая) 274
 Мартингал 303, 304
 Математическое ожидание 76
 — — условное 81, 100, 102
 Матрица дважды стохастическая 290
 — стохастическая 272
 Мера 401
 — сингулярная 414
 Момент 95
 — остановки 86, 307
 Независимые испытания 37
 — классы событий 61
 — случайные величины 59, 65, 149
 — события 36
 Неравенство Гельдера 96
 — Йенсена 96, 105
 Неравенство Колмогорова 237, 314
 — Коши — Буляковского 95, 105
 — Минковского 96
 — Чебышева 97, 104
 Носитель меры 414
 Обслуживания системы 258
 Плотная последовательность распределений 145
 Плотность 411
 — переходная 369
 — распределения 52, 56, 73
 — — условная 108
 Последовательность верхняя (нижняя) 235
 Преобразование Крамера 204
 — Жана 151
 Принцип инвариантности 351, 357
 Прогноз 391
 Произведение мер прямое 71
 Производная Радона — Никодима 411
 Производящая функция 154, 173
 Пространство вероятностей 30
 — выборочное 48, 56, 322
 — измеримое 28, 32
 — с мерой 400
 — элементарных событий (исходов) 15, 27, 29
 Процессы белого шума 388
 — вставленный 173, 376
 — восстановления 218
 — — однородный 220, 227
 — — стационарный 220
 — гауссовский 389
 — диффузионный 379
 — марковский 366
 — непредсказуемый 386
 — непрерывный в среднем 331
 — пуассоновский 229, 342, 361, 375
 — — обобщенный 344
 — сепарабельный 330
 — с независимыми приращениями 333, 345
 — случайный 321, 323
 — стационарный в узком смысле 389
 — — в широком смысле 387
 — стохастически непрерывный 331
 Псевдомомент 193
 Равномерная интегрируемость 138
 Распределение абсолютно непрерывное 51
 — безгранично делимое 212, 333
 — биномиальное 21, 48
 — вероятностей 16, 30
 — вырожденное 48
 — геометрическое 49
 — гипергеометрическое 20, 23
 — дискретное 51
 — конечномерное 322
 — Коши 50, 153
 — нормальное 49, 152, 425
 — — многомерное 58, 110, 166
 — показательное 49, 152, 170
 — полиномиальное 57

Распределение процесса 322, 323

- Пуассона 39, 51, 426
- равномерное 45, 49, 153
- дискретное 18
- симметричное 262
- сингулярное 53, 242
- случайной величины 43, 48, 55
- стационарное 284
- условное 107
- устойчивое 211
- финальное 284
- Эрланга 170
- Γ (гамма-распределение) 168
- χ^2 (хи-квадрат) 169

Свертка 73

Симметричная разность 394

- Случайная величина 43
 - марковская 86
 - многомерная 55
 - не зависящая от будущего 86
 - несобственная 44
 - нормированная 94
 - остаточная 234

Случайное блуждание 218, 280

- , непрерывное сверху 265

Случайные величины, положительно (отрицательно) коррелированные 95

Случайный вектор 55

Событие 15

- дополнительное (противоположное) 16, 29
- достоверное 16, 29
- невозможное 16, 29
- перестановочное 234
- Событий произведение 16
 - разность 16
 - сумма 15
- События независимые 36, 37
 - несовместные 16

Состояние возвратное (невозвратное) 274, 275

- нулевое (ненулевое) 274
- поглощающее 274
- существенное (несущественное) 273

Сочетаний число 19

Спектральная мера процесса 349

Среднее значение 76

Стандартное отклонение 91

Стохастическая матрица 272, 370

Стохастически эквивалентные процессы 325

Суб(супер)мартингал 303, 304

Сходимость по вероятности 133

- распределению 142
- почти наверное (почти всюду, с вероятностью 1) 133
- слабая 140, 165

Теорема аппроксимации 62

- Берри — Эссена 197, 426
- Бохнера — Хинчина 153
- Вейерштрасса 115
- восстановления 221, 225
- Дуба 308, 314, 315, 316
- единственности 156
- Каратеодори 33
- Колмогорова 67, 398, 319, 327
- — Прохорова 88
- — Ченцова 329

Теорема Лебега 414

- Леви 318
- — Хинчина 346
- локальная предельная 197
- Муавра — Лапласа 120
- непрерывности 138, 157, 165
- о монотонной сходимости 104, 413
- о повторном интегрировании 72, 408
- о продолжении меры 33, 306
- о сходимости мажорируемой последовательности 140
- Пуассона 123, 161
- Радоны — Никодима 414
- Фату — Лебега 406, 413
- Фубини 408
- Хана 414
- Хелли 145, 419
- центральная предельная 179, 187, 201, 230
 - эргодическая 284, 388
- Тождество Вальда 88, 241, 311, 313
- Поллачека — Сниттера 263
- факторизационное 247, 252

Уравнения Колмогорова 381

- — Чепмена 368, 370

Условие Крамера 203

— Линдберга 185, 201, 379

— Лилунова 188, 351

Условная вероятность 36

— функция распределения 81

Условное математическое ожидание 81

Факторизации компоненты 251

Факторизационные тождества 249, 252

Формула Байеса 41

— обращения 155, 165

— полной вероятности 38, 82, 105

— Стирлинга 116, 117

Функция Борелевская 54

— верхняя (нижняя) 338

— восстановления 219

— ковариационная 386

— неотрицательно определенная 386

— переходная 368

— производящая 154, 173

— простая 402

— распределения 43, 45, 55

— условная 81

— уклонений 204

— характеристическая 149, 164

Центральная предельная теорема 179, 187, 101

Цель Маркова 270

— — однородная 271

— — периодическая 278

— — разложимая 274

Цилиндрическое множество 322, 398

Экспесс случайного блуждания 223

Элементарные события (исходы) 15

Энтропия 294

— условная 296

— цепи Маркова 298

 σ -алгебра 28

— борелевская 28

—, порожденная классом множеств 29

—, — случайной величиной 64, 66

Александр Алексеевич Боровков

ТЕОРИЯ ВЕРОЯТНОСТЕЙ

Редактор **М. М. Горячая**

Художественный редактор **Т. П. Кольченко**

Технические редакторы **В. Н. Кондакова, Л. В. Лихачева**

Корректор **И. Я. Кришталь**

ИБ № 12559

Сдано в набор 26.02.86. Подписано к печати 01.10.86.
Формат 60×90^{1/8}. Бумага тип. № 3. Гарнитура обыкновен-
ная. Печать высокая. Усл. печ. л. 27. Усл. кр.-отт. 27.
Уч.-изд. л. 27,65. Тираж 53 000 экз. Заказ № 89.
Цена 1 р. 40 к.

Ордена Трудового Красного Знамени издательство «Наука»
Главная редакция физико-математической литературы
117071 Москва В-71, Ленинский проспект, 15

4-я типография издательства «Наука»
630077 г. Новосибирск-77, Станиславского, 25.