

Санкт-Петербургский Государственный Университет

Факультет математики и компьютерных наук

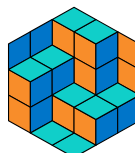
Теория вероятностей

*Конспект основан на лекциях
Александра Игоревича Храброва*

18 июня 2022 г.



Санкт-Петербургский
государственный
университет



Факультет
математики
и компьютерных
наук СПбГУ

Конспект основан на лекциях по математическому анализу, прочитанных Александром Игоревичем Храбровым студентам Факультета математики и компьютерных наук Санкт-Петербургского государственного университета в весеннем семестре 2019–2020 учебного года.

В конспекте содержится материал 4-го семестра курса теории вероятностей.

Авторы:

Ольга Шиманская

Андрей Кислицын

Консультант:

Михаил Опанасенко

© 2020 г.

Распространяется под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 International License, см. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.

Последняя версия конспекта и исходный код:

<https://www.overleaf.com/read/cnrvskqzwhcw>

Сайт СПбГУ: <https://spbu.ru>.

Сайт факультета МКН: <https://math-cs.spbu.ru>.

Оглавление

§1. Конечное вероятностное пространство. Свойства вероятности. Классическое определение вероятности	1
§2. Условная вероятность. Мотивировка, определение и свойства. Пример	2
§3. Формула полной вероятности. Формула и теорема Байеса. Примеры . .	3
§4. Независимые события. Мотивировка и определение. Примеры. Попарная независимость и независимость в совокупности. Примеры.	4
§5. Схема Бернулли. Полиномиальная схема. Теорема Эрдёша–Мозера. . .	6
§6. Теоремы Пуассона и Прохорова (вторая без доказательства). Пример . .	6
§7. Локальная теорема Муавра–Лапласа. Пример	8
§8. Интегральная теорема Муавра–Лапласа и оценка на скорость сходимости (без доказательства). Неулучшаемость показателя степени в оценке. Задача о театре. Случайное блуждание на прямой	10
§9. Вероятностное пространство. Условная вероятность. Независимые события	11
§10. Лемма Бореля–Кантелли. Закон нуля и единицы. Пример	12
§11. Случайная величина. Распределение случайной величины. Свойства функций распределения	13
§12. Дискретное, непрерывное и абсолютно непрерывное распределения. Свойства	14
§13. Примеры вероятностных распределений	15
§14. Совместные распределения. Совместное распределение независимых случайных величин	16
§15. Совместная функция распределения и совместная плотность. Функции распределения и плотности для независимых случайных величин	17
§16. Свертки мер. Свертки мер, имеющих плотность	18
§17. Распределение суммы независимых случайных величин. Примеры . .	20
§18. Математическое ожидание. Свойства (до математического ожидания произведения включительно)	21
§19. Математическое ожидание. Свойства (неравенства Гёльдера, Ляпунова и Маркова). Медиана. Примеры	22
§20. Дисперсия. Свойства дисперсии. Неравенство Чебышёва. Математическое ожидание и дисперсия для равномерного и нормального распределений	23
§21. Ковариация. Связь с независимостью. Коэффициент корреляции. Моменты случайной величины	25
§22. Выбор двудольного подграфа с большим количеством ребер	26
§23. Теорема Харди–Рамануджана о количестве различных простых делителей числа	27
§24. Независимость функций от независимых случайных величин	28
§25. Различные виды сходимости последовательности случайных величин. Связь между сходимостями	29

§1. Конечное вероятностное пространство. Свойства вероятности. Классическое определение вероятности

Определение. $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$ — множество (пространство) элементарных событий, если

1. ω_i – равновозможны;
2. ω_i и ω_j не реализуемы одновременно (несовместны);
3. Какая-то ω_i случается;

Примеры 1.1.

1. Монетка — орёл или решка(1/0);
2. Игральный кубик;
3. Колода карт;

Здесь и далее за $\#A$ обозначается мощность множества A .

Определение. Случайное событие — это некоторое $A \subset \Omega$. Вероятность случайного события — это $P(A) = \frac{\#A}{\#\Omega}$.

Для примеров пространств элементарных событий приведём примеры случайных событий:

Примеры 1.2.

1. Орёл/решка;
2. Чётное число очков/число очков больше трёх;
3. Пики/красные старше валета;

Свойства 1.1 (вероятности). 1. $P(\emptyset) = 0$, $P(\Omega) = 1$;

2. Если $A \cap B = \emptyset$ (говорят, что они *несовместны*), то $P(A \cup B) = P(A) + P(B)$;
3. $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$;
4. $P(A \cup B) \leq P(A) + P(B)$;
5. Формула включений-исключений:

$$P(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_n) = \sum_i P(A_i) - \sum_{i < j} P(A_i \cap A_j) + \sum_{i < j < k} P(A_i \cap A_j \cap A_k) - \dots + (-1)^{n-1} P(A_1 \cap \dots \cap A_n).$$

6. $P(\bar{A}) = 1 - P(A) = P(\Omega) - P(A)$, где $\bar{A} = \Omega \setminus A$;

Доказательство. 5. Индукция. База — пункт 3. Переход $n \rightarrow n + 1$. Обозначим $B = A_1 \cup \dots \cup A_n$. Тогда по 3-му пункту

$$P(B \cup A_{n+1}) = P(B) + P(A_{n+1}) - P(B \cap A_{n+1}).$$

Заметим, что

$$B \cap A_{n+1} = \bigcup_{i=1}^n (A_i \cap A_{n+1}).$$

Тогда по индукционному переходу

$$P(B \cap A_{n+1}) = \sum_{i \leq n} P(A_i \cap A_{n+1}) - \sum_{i < j \leq n} P(A_i \cap A_j \cap A_{n+1}) + \dots$$

6. Следствие из первого и третьего. ■

§2. Условная вероятность. Мотивировка, определение и свойства. Пример

Определение. *Условная вероятность.* Пусть $A \neq \emptyset$, $P(A) > 0$. Тогда вероятность B при условии A — это

$$P(B|A) = \frac{\#(A \cap B)}{\#A} = \frac{\#(A \cap B)/\#\Omega}{\#A/\#\Omega} = \frac{P(A \cap B)}{P(A)}.$$

Свойства 2.1 (условной вероятности).

1. $P(A|A) = 1$. Если $A \subset B$, то $P(B|A) = 1$.

2. $P(\emptyset|A) = 0$;

3. Если $B \cap C = \emptyset$, то

$$P(B \cup C|A) = P(B|A) + P(C|A).$$

Доказательство. Докажем пункт 3.

$$\begin{aligned} P(B \cup C|A) &= \frac{P((B \cup C) \cap A)}{P(A)} = \frac{P((B \cap A) \cup (C \cap A))}{P(A)} \\ &= \frac{P(A \cap B) + P(C \cap A)}{P(A)} = P(B|A) + P(C|A). \end{aligned}$$

■

§3. Формула полной вероятности. Формула и теорема Байеса. Примеры

Теорема 3.1 (формула полной вероятности). Пусть $\Omega = \bigsqcup_{k=1}^m A_k$. Тогда

$$P(B) = \sum_{k=1}^m P(B|A_k) \cdot P(A_k).$$

В частности, если $0 < P(A) < 1$, то

$$P(B) = P(B|A) \cdot P(A) + P(B|\bar{A}) \cdot P(\bar{A}).$$

Доказательство.

$$P(B) = \sum_{k=1}^m P(B \cap A_k) = \sum_{k=1}^m \frac{P(B \cap A_k)}{P(A_k)} \cdot P(A_k).$$

■

Пример 3.1. Есть две урны. В первой 3 белых и 5 чёрных шаров, во второй 5 белых и 5 чёрных шаров. Кладём из первой во вторую два шара, и берём шар из второй. Какова вероятность, что он белый (обозначим за B)? Обозначим за A_i событие "взяли i белых шаров из первой". Тогда

$$P(B) = P(B|A_0)P(A_0) + P(B|A_1)P(A_1) + P(B|A_2)P(A_2).$$

$$P(B|A_0) = \frac{5}{12}.$$

$$P(B|A_1) = \frac{1}{2}.$$

$$P(B|A_2) = \frac{7}{12}.$$

$$P(A_0) = \frac{C_5^2}{C_8^2} = \frac{5}{14}.$$

$$P(A_1) = \frac{3 \cdot 5}{C_8^2} = \frac{15}{28}.$$

$$P(A_2) = \frac{C_3^2}{C_8^2} = \frac{3}{28}.$$

$$P(B) = \frac{23}{48}.$$

Теорема 3.2 (формула Байеса). Если $P(A), P(B) > 0$, то

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

Доказательство.

$$\frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} = \frac{\frac{P(A \cap B)}{P(A)} \cdot P(A)}{P(B)} = P(A|B).$$

■

Теорема 3.3 (Байеса). Пусть $\Omega = \bigsqcup_{k=1}^m A_k$, $P(B) > 0$ и $P(A_k) > 0$. Тогда

$$P(A_k|B) = \frac{P(B|A_k)P(A_k)}{\sum_{i=1}^m P(B|A_i)P(A_i)}.$$

Пример 3.2. Турнир по олимпийской системе (проигравший выбывает). 16 участников, из них 2 сестры, известно, что они сыграли друг с другом. Какова вероятность, что этот матч был финальным? Обозначим события B – сёстры сыграли между собой (их матч состоялся), A_i — матч мог состояться в i -м туре.

$$P(A_4|B) = \frac{P(B|A_4)P(A_4)}{\sum P(B|A_i)P(A_i)}.$$

$$P(A_1) = \frac{1}{15}.$$

$$P(A_2) = \frac{2}{15}.$$

$$P(A_3) = \frac{4}{15}.$$

$$P(A_4) = \frac{8}{15}.$$

$$P(B|A_1) = 1.$$

$$P(B|A_2) = \frac{1}{4}.$$

$$P(B|A_3) = \frac{1}{16}.$$

$$P(B|A_4) = \frac{1}{64}.$$

$$P(A_4|B) = \frac{1}{15}.$$

§4. Независимые события. Мотивировка и определение. Примеры. Попарная независимость и независимость в совокупности. Примеры

Определение. Случайные события A и B независимы, если $P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$.

Равносильное определение:

$$P(A \cap B) = P(A)P(B) \iff P(B|A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} = P(B).$$

Определение. A_1, \dots, A_m независимы в совокупности, если

$$\forall i_1, \dots, i_k \quad P(A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_k}) = P(A_{i_1}) \cdot \dots \cdot P(A_{i_k}).$$

Лемма 4.1. A_1, \dots, A_m независимы в совокупности $\implies P(B_1 \cap \dots \cap B_m) = P(B_1) \cdot \dots \cdot P(B_m)$, где $B_i = A_i$ или $\overline{A_i}$

Отметим, что независимость в совокупности неравносильна попарной независимости. Приведём пример. Пространство — множество пар чисел при кидании двух кубиков. Обозначим события A — чётное на первом, B — чётная на втором, C — чётная сумма.

$$P(A) = P(B) = P(C) = \frac{1}{2}.$$

$$P(A \cap C) = P(B \cap C) = P(A \cap B) = \frac{1}{4}.$$

Значит, эти события попарно независимы.

$$P(A \cap B \cap C) = P(A \cap B) = \frac{1}{4}.$$

$$P(A)P(B)P(C) = \frac{1}{8},$$

то есть они не независимы в совокупности.

Определение. B не зависит от совокупности событий A_1, \dots, A_m , если

$$\forall i_1, \dots, i_k \quad P(B|A_{i_1}, \dots, A_{i_k}) = P(B) \iff P(B \cap A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_k}) = P(B) \cdot P(A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_k}).$$

Теорема 4.2 (Эрдёша-Мозера). В турнире участвует n волейбольных команд. Играют каждая с каждой, без ничей. Пусть k — наибольшее число, для которого всегда найдутся такие команды a_1, \dots, a_k , что a_i выиграла у a_j , если $i < j$. Тогда $k \leq 1 + \lfloor 2 \log_2 n \rfloor$.

Доказательство. Турнир — полный орграф (стрелочки от победителей к проигравшим). Подходящая цепочка — полный ациклический подграф. Пусть событие $A(a_1, \dots, a_k)$ — подошёл набор a_1, \dots, a_k . Тогда $P(A) = 2^{-\binom{k}{2}}$. Способов выбрать набор (выбрать k команд и порядок на них) — $\binom{n}{k} \cdot k!$. Вероятность того, что какой-то набор подойдёт не превосходит

$$2^{-\binom{k}{2}} \cdot \binom{n}{k} \cdot k!.$$

Докажем, что если $k > 1 + \lfloor 2 \log_2 n \rfloor$, то это значение меньше единицы, то есть существует граф, на котором нет такого набора.

$$k > 1 + \lfloor 2 \log_2 n \rfloor \implies \log_2 n < \frac{k-1}{2} \implies n < 2^{\frac{k-1}{2}}.$$

$$2^{-\binom{k}{2}} \cdot \binom{n}{k} \cdot k! = 2^{-\frac{k \cdot (k-1)}{2}} \cdot \frac{n!}{(n-k)!} < 2^{-\frac{k \cdot (k-1)}{2}} \cdot n^k < 1.$$



§5. Схема Бернулли. Полиномиальная схема. Теорема Эрдёша–Мозера

Определение. *Схема Бернулли.* Элементарные события в пространстве имеют вид $\omega = (x_1, \dots, x_n)$, где x_i принимает значение 0 или 1; определим вероятность как

$$P(\omega) = p^{\sum x_i} q^{n - \sum x_i}, \text{ где } p \in [0, 1], q = 1 - p.$$

Смысл такой — рассмотрим модель, в которой мы делаем n подбрасываний монетки, при которых орёл выпадает с вероятностью p , а решка с вероятностью $q = 1 - p$. Тогда элементарные события — это все возможные исходы; нетрудно проверить, что вероятность исхода совпадает с вероятностью из определения.

Подсчитаем вероятность выпадения k орлов. Надо сложить вероятность по всем возможным ω , в которых ровно k орлов (они имеют одинаковые вероятности).

$$P(k \text{ орлов}) = \binom{n}{k} p^k q^{n-k}.$$

Определение. *Полиномиальная схема.* Элементарные события в пространстве имеют вид $\omega = (x_1, \dots, x_n)$, где x_i принимают целочисленные значения от 1 до m ; определим вероятность как

$$P(\omega) = p_1^{\#\{i|x_i=1\}} \cdot p_2^{\#\{i|x_i=2\}} \cdot \dots \cdot p_m^{\#\{i|x_i=m\}}, \text{ где } p_i \geq 0, \sum p_i = 1.$$

Рассмотрим модель, аналогичную предыдущей, но x_i принимает значение k с вероятностью p_k .

$$P(k_1 \text{ раз } 1, \dots, k_m \text{ раз } m) = p_1^{k_1} \cdot \dots \cdot p_m^{k_m} \cdot \binom{n}{k_1, \dots, k_m}, \text{ где}$$

$$\binom{n}{k_1, \dots, k_m} = \frac{n!}{k_1! \dots k_m!} \text{ — мультиномиальный коэффициент.}$$

§6. Теоремы Пуассона и Прохорова (вторая без доказательства). Пример

Теорема 6.1 (Пуассона). Пусть p_n — вероятность успеха в n -ой схеме Бернулли, $n \cdot p_n \rightarrow \lambda$; S_n — количество успехов, тогда при $k = o(\sqrt{n})$, $k = o(\frac{1}{n \cdot p_n - \lambda})$ верно

$$P(S_n = k) \rightarrow \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}.$$

Лемма 6.2.

$$(1 - a_1) \cdot (1 - a_2) \cdot \dots \cdot (1 - a_n) \geq 1 - a_1 - \dots - a_n, \quad \text{где } 0 < a_1, \dots, a_n < 1.$$

Доказательство. Индукция по n . ■

Следствие 6.3.

$$\binom{n}{k} \underset{n \rightarrow \infty}{\sim} \frac{n^k}{k!} \quad \text{при } k = o(\sqrt{n}).$$

Доказательство. С одной стороны,

$$\binom{n}{k} = \frac{n \cdot (n-1) \cdot \dots \cdot (n-k+1)}{k!} \leq \frac{n^k}{k!}.$$

С другой стороны, по лемме имеем, что

$$\binom{n}{k} = \frac{n^k}{k!} \cdot \left(1 \cdot \left(1 - \frac{1}{n}\right) \cdot \dots \cdot \left(1 - \frac{k-1}{n}\right)\right) \geq \frac{n^k}{k!} \cdot \left(1 - \frac{1}{n} - \dots - \frac{k-1}{n}\right) = \frac{n^k}{k!} \cdot \left(1 - \frac{k(k-1)}{2n}\right) \rightarrow \frac{n^k}{k!}.$$

■

Доказательство теоремы 6.1 (Пуассона). По следствию из леммы получаем, что

$$P(S_n = k) = \binom{n}{k} p_n^k (1 - p_n)^{n-k} \sim \frac{n^k}{k!} p_n^k (1 - p_n)^{n-k} \sim \frac{\lambda^k}{k!} (1 - p_n)^{n-k}.$$

Осталось показать, что

$$(1 - p_n)^{n-k} \overset{?}{\sim} e^{-\lambda},$$

а это равносильно тому, что

$$(n - k) \ln(1 - p_n) \overset{?}{\sim} -\lambda.$$

Это верно, поскольку $n - k \sim n$ и $\ln(1 - p_n) \sim -p_n$, а по условию $np_n \sim \lambda$. ■

Теорема 6.4 (Прохорова). Пусть вероятность в n -й схеме равна $\frac{\lambda}{n}$. Тогда

$$\sum_{k=0}^{\infty} \left| P(S_n = k) - \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \right| \leq \frac{2\lambda}{n} \min\{2, \lambda\}.$$

Пример 6.1. Модель — рулетка: есть целые числа от 0 до 36. Игрок играет $n = 111$ раундов, каждый раз ставит одну монетку (считаем, что число монет неограниченно), если угадывает, то получает выигрыш в 37 раз больше, то есть 37 монеток. Понятно, что для того, чтобы “отбить” все потраченные монетки, нужно выиграть 3 раза. Посчитаем вероятность этого. Очевидно, если игрок ставит равновероятно, то вероятность выигрыша в раунде равна $p = \frac{1}{37}$. Посчитаем напрямую:

$$P(S_{111} = 3) = \binom{111}{3} \left(\frac{1}{37}\right)^3 \left(1 - \frac{1}{37}\right)^{111-3} \approx 0,2271 \dots$$

Если воспользуемся теоремой Пуассона, то получим оценку

$$P(S_{111} = 3) \approx 0,224 \dots$$

Также оценим шанс выигрыша (“выйти в плюс”):

$$\begin{aligned} P(\text{win}) &= 1 - P(S_n = 0) - P(S_n = 1) - P(S_n = 2) - P(S_n = 3) \\ &\approx 1 - e^{-3} - 3e^{-3} - \frac{9}{2}e^{-3} - \frac{9}{2}e^{-3} \\ &= 1 - 13e^{-3} \approx 0,352 \dots \end{aligned}$$

§7. Локальная теорема Муавра–Лапласа. Пример

Теорема 7.1 (Локальная предельная теорема Муавра–Лапласа). Пусть $0 < p < 1$, $q = 1 - p$. T — некоторое число. Обозначим $x = \frac{k-np}{\sqrt{npq}}$, причём k меняется так, что $|x| \leq T$ при $n \rightarrow +\infty$. Тогда

$$P(S_n = k) \underset{n \rightarrow +\infty}{\sim} \frac{e^{-\frac{x^2}{2}}}{\sqrt{2\pi npq}} \text{ равномерно по } k.$$

Доказательство. Пусть $n \rightarrow \infty$. Из условий

$$np + T\sqrt{npq} \geq k = np + x\sqrt{npq} \geq np - T\sqrt{npq}.$$

Тогда $k \rightarrow +\infty$ верно из 2-го неравенства и $n - k \rightarrow +\infty$ из 1-го (если из n вычесть $np + T\sqrt{npq}$, то это будет стремиться к $+\infty$). Обозначим

$$\alpha = \frac{k}{n} = p + x\sqrt{\frac{pq}{n}} \rightarrow p \quad \text{и} \quad \beta = \frac{n-k}{n} = 1 - \alpha = q - x\sqrt{\frac{pq}{n}} \rightarrow q.$$

Тогда

$$\begin{aligned} P(S_n = k) &= \binom{n}{k} p^k q^{n-k} \sim \frac{n^n e^{-n} \sqrt{2\pi n} p^k q^{n-k}}{k^k e^{-k} \sqrt{2\pi k} (n-k)^{n-k} e^{k-n} \sqrt{2\pi(n-k)}} \\ &= \frac{p^k q^{n-k}}{\left(\frac{k}{n}\right)^k \left(1 - \frac{k}{n}\right)^{n-k} \sqrt{2\pi n} \sqrt{\frac{k}{n} \left(1 - \frac{k}{n}\right)}} \\ &\sim \frac{p^k q^{n-k}}{\alpha^k \beta^{n-k} \sqrt{2\pi npq}}. \end{aligned}$$

Надо доказать, что

$$\frac{p^k q^{n-k}}{\alpha^k \beta^{n-k}} \sim e^{-\frac{x^2}{2}},$$

что равносильно тому, что

$$\begin{aligned} k \ln \left(\frac{\alpha}{p} \right) + (n - k) \ln \left(\frac{\beta}{q} \right) &\sim \frac{x^2}{2}. \\ \frac{\alpha}{p} &= 1 + x \sqrt{\frac{q}{np}}, \quad \ln \left(\frac{\alpha}{p} \right) = x \sqrt{\frac{q}{np}} - x^2 \frac{q}{2np} + O \left(\frac{1}{n^{\frac{3}{2}}} \right). \\ \frac{\beta}{q} &= 1 - x \sqrt{\frac{pq}{n}}, \quad \ln \left(\frac{\beta}{q} \right) = -x \sqrt{\frac{p}{nq}} - x^2 \frac{p}{2nq} + O \left(\frac{1}{n^{\frac{3}{2}}} \right). \end{aligned}$$

Итого, подставив, получаем

$$\begin{aligned} k \ln \left(\frac{\alpha}{p} \right) + (n - k) \ln \left(\frac{\beta}{q} \right) &= (np + x\sqrt{npq}) \left(x \sqrt{\frac{q}{np}} - x^2 \frac{q}{2np} + O \left(\frac{1}{n^{\frac{3}{2}}} \right) \right) \\ &\quad + (nq - \sqrt{npq}) \left(-x \sqrt{\frac{p}{nq}} - x^2 \frac{p}{2nq} + O \left(\frac{1}{n^{\frac{3}{2}}} \right) \right) \\ &= x\sqrt{npq} + x^2 q - x^2 \frac{q}{2} + O \left(\frac{1}{\sqrt{n}} \right) \\ &\quad - x\sqrt{npq} + x^2 p - x^2 \frac{p}{2} + O \left(\frac{1}{\sqrt{n}} \right) \\ &= \frac{x^2}{2} + O \left(\frac{1}{\sqrt{n}} \right). \end{aligned}$$

■

Пример 7.1. На рулетке 37 секторов — 18 красных и 18 черных и 1 зелёный. Игрок участвует в $n = 222$ раундах. Посчитаем шанс “отбить”:

$$P(S_{222} = 111) = \binom{222}{111} \left(\frac{18}{37} \right)^{111} \left(\frac{19}{37} \right)^{111} \approx 0,0493228 \dots$$

Теорема Муавра–Лапласа дает нам оценку

$$P(S_{222} = 111) \approx \frac{e^{-\frac{(k-np)^2}{2npq}}}{\sqrt{2\pi npq}} \approx 0,0493950 \dots$$

§8. Интегральная теорема Муавра–Лапласа и оценка на скорость сходимости (без доказательства). Неулучшаемость показателя степени в оценке. Задача о театре. Случайное блуждание на прямой

Теорема 8.1 (Интегральная предельная теорема Муавра–Лапласа). Пусть $0 < p < 1$. Тогда

$$P\left(a < \frac{S_n - np}{\sqrt{npq}} \leq b\right) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_a^b e^{-\frac{x^2}{2}} dx \text{ равномерно по } a, b \in \mathbb{R}.$$

Обозначение.

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt.$$

$$\Phi_0(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt.$$

Эти функции не выражаются через элементарные. Из матанализа знаем значения в некоторых точках. Например про второй знаем, что $\Phi_0(x) \approx \frac{1}{2}$ при $x > 4$.

Теорема 8.2 (Оценка скорости сходимости. Частный случай теоремы Берри–Эссена).

$$\sup_{x \in \mathbb{R}} \left| P\left(\frac{S_n - np}{\sqrt{npq}} \leq x\right) - \Phi(x) \right| \leq \frac{1}{2} \frac{p^2 + q^2}{\sqrt{npq}}.$$

Пример 8.1 (Неулучшаемость оценки). Приведем пример, показывающий, что сходимость не может быть быстрее, чем $\frac{C}{\sqrt{n}}$.

Пусть $p = q = \frac{1}{2}$, $x = 0$. Точное значение $\Phi(x)$ мы знаем: $\Phi(0) = \frac{1}{2}$, так как это половина всего распределения. Теперь оценим вероятность:

$$P\left(\frac{S_n - \frac{n}{2}}{\sqrt{n \frac{1}{4}}} \leq 0\right) = P\left(S_n \leq \frac{n}{2}\right) = P(S_{2n} \leq n) =$$

Заметим, что $P(S_{2n} \leq n) = P(S_{2n} \geq n)$, причем объединение этих двух событий дает все вероятностное пространство за исключением того, что событие $P(S_{2n} = n)$ посчитано 2 раза. Отсюда вытекает равенство:

$$= \frac{1}{2} + \frac{P(S_{2n} = n)}{2} = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cdot \binom{2n}{n} \cdot \frac{1}{4^n}$$

Осталось вспомнить, что $\binom{2n}{n} \cdot \frac{1}{4^n} \sim \frac{1}{\sqrt{\pi n}}$, поэтому:

$$\left| P\left(\frac{S_n - \frac{n}{2}}{\sqrt{n\frac{1}{4}}} \leq 0\right) - \Phi(0) \right| \sim \frac{1}{\sqrt{\pi n}}$$

Пример 8.2 (задача о театре). В театре, рассчитанном на $n = 1600$ мест, есть два гардероба. Сколько должно быть мест в каждом гардеробе, чтобы в среднем не чаще раза в месяц какому-то посетителю пришлось идти не к ближайшему из-за отсутствия в нем мест (считаем, что люди заходят в гардеробы равновероятно)? Обозначим число вешалок в каждом из гардеробов за C . Пусть S_n — число людей, сдавших вещи в первый гардероб. Тогда должны выполняться неравенства $S_n \leq C$ и $n - S_n \leq C$. Хотим, чтобы выполнялось

$$P(n - C \leq S_n \leq C) \approx \frac{29}{30}.$$

По теореме 8.1

$$\begin{aligned} P(n - S_n \leq S_n \leq C) &= P\left(\frac{-C + \frac{n}{2}}{\sqrt{npq}} \leq \frac{S_n - np}{\sqrt{npq}} \leq \frac{C - \frac{n}{2}}{\sqrt{npq}}\right) \\ &= P\left(\frac{-C + 800}{20} \leq \frac{S_n - np}{\sqrt{npq}} \leq \frac{C - 800}{20}\right) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\frac{C-800}{20}}^{\frac{C-800}{20}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \\ &= 2\Phi_0\left(\frac{C - 800}{20}\right) \approx \frac{29}{30} \implies C \approx 843. \end{aligned}$$

Пример 8.3 (Случайное блуждание на прямой). Ходим по прямой, начиная с 0. Идем на один шаг вправо с вероятностью p , и на один шаг влево с вероятностью $q = (1 - p)$. Заметим, что точка, в которую мы придем, выражается как $a_n = 2S_n - n$. Тогда вероятность придти в конкретную точку после n шагов вычисляется как: $P(a_n = k) = P(S_n = \frac{k+n}{2}) = \binom{n}{\frac{n+k}{2}} p^{\frac{n+k}{2}} q^{\frac{n-k}{2}}$, при условии, что n и k одной четности.

§9. Вероятностное пространство. Условная вероятность. Независимые события

Определение. Вероятностное пространство — это (Ω, \mathcal{F}, P) , где Ω — множество элементарных событий; \mathcal{F} — σ -алгебра подмножеств Ω , его элементы — случайные события; P — вероятностная мера на \mathcal{F} , такая что $P(\Omega) = 1$.

Определение. Условная вероятность. Пусть $B \in \mathcal{F}, P(B) > 0$. Тогда $P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$ — вероятность A при условии B .

Определение. События A и B независимы, если $P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$.

Определение. Множество событий A_i по $i \in I$ является независимым в совокупности, если $\forall i_1, \dots, i_k \in I$

$$P(A_{i_1} \cap A_{i_2} \cap \dots \cap A_{i_k}) = P(A_{i_1}) \cdot P(A_{i_2}) \cdot \dots \cdot P(A_{i_k}).$$

§10. Лемма Бореля–Кантелли. Закон нуля и единицы. Пример

Лемма 10.1 (Бореля–Кантелли). A_1, A_2, \dots — последовательность случайных событий. Событие B — наступило бесконечное число из событий A .

1. Если $\sum_{n=1}^{\infty} P(A_n) < +\infty$, то $P(B) = 0$.
2. Если A_1, A_2, \dots независимы в совокупности и $\sum_{n=1}^{\infty} P(A_n) = +\infty$, то $P(B) = 1$.

Доказательство. Поймём, что $B = \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{k=n}^{\infty} A_k$. $\omega \in B \implies \omega \in A_{m_k}$ для некоторой последовательности $m_1, m_2, \dots \implies \omega$ лежит в каждом из объединений $\bigcup_{k=n}^{\infty} A_k$, то есть и в их пересечении. В обратную сторону: $\omega \in \bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{k=n}^{\infty} A_k \implies \omega \in \bigcup_{k=n}^{\infty} A_k \forall n \implies \omega \in A_{m_k}$ для некоторой последовательности m_1, m_2, \dots , а это по определению B означает, что $\omega \in B$.

1. По только что доказанному верно

$$\begin{aligned} P(B) &= P\left(\bigcap_{n=1}^{\infty} \bigcup_{k=n}^{\infty} A_k\right) = [\text{из свойств меры}] \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\bigcup_{k=n}^{\infty} A_k\right) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=n}^{\infty} P(A_k) = 0. \end{aligned}$$

Последнее верно, так как это предел хвоста сходящегося ряда.

2. По лемме 4.1 $\overline{A_1}, \overline{A_2}, \dots$ независимы в совокупности.

$$\begin{aligned} P\left(\bigcap_{k=n}^{\infty} \overline{A_k}\right) &\leftarrow P\left(\bigcap_{k=n}^m \overline{A_k}\right) = \prod_{k=n}^m P(\overline{A_k}) \rightarrow \prod_{k=n}^{\infty} P(\overline{A_k}) = \prod_{k=n}^{\infty} (1 - P(A_k)). \\ \ln P\left(\bigcap_{k=n}^{\infty} \overline{A_k}\right) &= \sum_{k=n}^{\infty} \ln(1 - P(A_k)) \leq - \sum_{k=n}^{\infty} P(A_k) = -\infty \implies P\left(\bigcap_{k=n}^{\infty} \overline{A_k}\right) = 0. \\ \overline{B} &= \bigcup_{n=1}^{\infty} \left(\bigcup_{k=n}^{\infty} A_k\right) = \bigcup_{n=1}^{\infty} \bigcap_{k=n}^{\infty} \overline{A_k} \implies P(\overline{B}) \leq \sum_{n=0}^{\infty} P\left(\bigcap_{k=n}^{\infty} \overline{A_k}\right) = 0. \end{aligned}$$

Значит, $P(B) = 1$. ■

Следствие 10.2 (Закон 0 и 1 Колмогорова). Пусть A_1, A_2, \dots независимы в совокупности. Тогда вероятность того, что наступило бесконечное количество событий из A равно 0 или 1.

Пример 10.1. Рассмотрим бесконечную орлянку: ОРРРРОРРООРР...

Посчитаем вероятность того, что «ОРРО» встретилось бесконечное число раз. Событие A_k — эта последовательность встретилась, причём начиная с позиции k . Тогда A_1, A_5, A_9, \dots независимы в совокупности. $P(A_k) = p^2 q^2$, $\sum_{n=1}^{\infty} P(A_{4n+1}) = +\infty$. Тогда по лемме «ОРРО» случилось бесконечное число раз с вероятностью 1.

§11. Случайная величина. Распределение случайной величины. Свойства функций распределения

Определение. Пусть (Ω, \mathcal{F}, P) — вероятностное пространство. Случайной величиной называется измеримая функция $\xi: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$.

Определение. Распределение случайной величины $P_\xi(A)$ — это мера на борелевских подмножествах, определённая следующим образом:

$$P_\xi(A) = P(\xi \in A) = P(\{\omega \in \Omega \mid \xi(\omega) \in A\}).$$

Докажем корректность определения. Знаем, достаточно определить P на ячейках:

$$P_\xi(a, b] = P(a < \xi \leq b) = P(\xi \leq b) - P(\xi \leq a).$$

Такие слагаемые определены, так как ξ — измеримая. Очевидно, эти функции однозначно задают распределение. Определим их.

Определение. Функцией распределения случайной величины называется

$$F_\xi(x) = P(\xi \leq x).$$

Определение. ξ, η имеют одинаковое распределение, если $P_\xi = P_\eta$.

Отметим, что это равносильно равенству $P(\xi \leq b) = P(\eta \leq b)$ для всех b .

Свойства 11.1 (функции распределения).

1. F_ξ нестрого монотонно возрастает;
2. $0 \leq F_\xi \leq 1$;
3. $\lim_{x \rightarrow -\infty} F_\xi(x) = 0$ и $\lim_{x \rightarrow +\infty} F_\xi(x) = 1$;
4. F_ξ непрерывна справа;
5. $P(\xi < x) = \lim_{y \rightarrow x-} F_\xi(y)$;
6. F_ξ непрерывна в точке x_0 равносильно тому, что $P(\xi = x_0) = 0$;
7. $F_{\xi+c}(x) = F_\xi(x - c)$;
8. $F_{c\xi}(x) = F_\xi(\frac{x}{c})$ при $c > 0$;

Доказательство.

3. Пусть $x_n \searrow -\infty$. Тогда множества $\{\xi \leq x_n\}$ вложены, значит можем применить следующее свойство меры:

$$\lim_{n \rightarrow -\infty} F_\xi(x) = \lim_{n \rightarrow -\infty} F_\xi(x_n) = \lim_{n \rightarrow -\infty} P(\xi \leq x_n) = P\left(\bigcap_{n=1}^{\infty} \{\xi \leq x_n\}\right) = P(\emptyset) = 0.$$

4. Проверим непрерывность в точке x_0 , пусть $x_n \searrow x_0$. Тогда

$$\lim_{x \rightarrow x_0} F_\xi(x) = \lim_{x \rightarrow x_0} F_\xi(x_n) = \lim_{x \rightarrow x_0} P(\xi \leq x_n) = P\left(\bigcap_{n=1}^{\infty} \{\xi \leq x_n\}\right) = P(\xi \leq x_0).$$

5. Пусть $x_n \nearrow x$, тогда

$$\lim_{y \rightarrow x-} F_\xi(y) = \lim_{n \rightarrow \infty} F_\xi(x_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} P(\xi \leq x_n) = P\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} \{\xi \leq x_n\}\right) = P(\xi < x).$$

■

Также заметим, что если функция F обладает свойствами 1–4 то это функция распределения для некоторой случайной величины, так как можем определить вероятностную меру как $\mu((a, b]) = F(b) - F(a)$ (знаем, что это мера, из теории меры).

§12. Дискретное, непрерывное и абсолютно непрерывное распределения. Свойства

Определение. Случайная величина ξ — *дискретная* (или говорят, что она имеет *дискретное распределение*), если

$$\xi: \Omega \rightarrow Y,$$

где множество Y не более, чем счётно.

В дискретном вероятностном пространстве распределение устроено следующим образом:

$$P_\xi(A) = \sum_{k: y_k \in A} P(\xi = y_k).$$

Таким образом, распределение полностью определяется вероятностями $P(\xi = y_k)$.

Определение. Случайная величина имеет *непрерывное распределение*, если её функция распределения непрерывна.

Как мы уже знаем, это равносильно тому, что $\forall x \in \mathbb{R} P(\xi = x) = 0$.

Определение. Случайная величина ξ имеет абсолютно непрерывное распределение, если у её функции распределения есть плотность относительно меры Лебега, то есть $p_\xi(t) \geq 0$ измеримая по Лебегу такая, что

$$P_\xi(A) = \int_A p_\xi(t) dt.$$

Понятно, что для функция распределения такой величины считается как

$$F_\xi(x) = \int_{-\infty}^x p_\xi(t) dt.$$

Свойства 12.1 (плотности распределения).

1. $P(\xi \in A) = P_\xi(A) = \int_A p_\xi(t) dt$;
2. $F_\xi(x) = \int_{-\infty}^x p_\xi(t) dt$;
3. Если t_0 — точка непрерывности p_ξ , то $p_\xi(t_0) = F'_\xi(t_0)$ (на самом деле равенство есть почти везде, так как монотонно возрастающая функция дифференцируема почти везде);

§13. Примеры вероятностных распределений

Примеры 13.1 (различных распределений).

1. Распределение Бернулли ($\xi \sim \text{Bern}(p)$).

$$0 \leq p \leq 1, \xi: \Omega \rightarrow \{0, 1\}, \\ P(\xi = 0) = 1 - p, P(\xi = 1) = p.$$

2. Биномиальное распределение ($\xi \sim \text{Binom}(p)$).

$$\xi: \Omega \rightarrow \{0, 1, \dots, n\}, \\ P(\xi = k) = \binom{n}{k} p^k (1 - p)^{n-k}.$$

3. Распределение Пуассона ($\xi \sim \text{Pois}(\lambda)$).

$$\lambda > 0, \xi: \Omega \rightarrow \{0, 1, 2, \dots\}, \\ P(\xi = n) = \frac{\lambda^n e^{-\lambda}}{n!}.$$

4. Геометрическое распределение ($\xi \sim \text{Geom}(p)$).

$$0 < p < 1, \xi: \Omega \rightarrow \{1, 2, 3, \dots\},$$

$$P(\xi = n) = p(1 - p)^{n-1}.$$

5. Дискретное равномерное распределение.

$$\begin{aligned}\xi: \Omega &\rightarrow \{a + 1, \dots, b\}, \\ P(\xi = n) &= \frac{1}{b - a}.\end{aligned}$$

6. Непрерывное равномерное распределение ($\xi \sim \mathcal{U}[a, b]$).

$$\begin{aligned}\xi: \Omega &\rightarrow [a, b], \\ p_\xi(t) &= \frac{1}{b - a} \mathbb{1}_{[a, b]}(t).\end{aligned}$$

7. Нормальное распределение ($\xi \sim \mathcal{N}(a, \sigma^2)$).

$$\begin{aligned}a &\in \mathbb{R}, \sigma > 0. \\ p_\xi(t) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(t-a)^2}{2\sigma^2}}.\end{aligned}$$

Для $\xi \sim \mathcal{N}(0, 1)$ это называется стандартным нормальным распределением. Нетрудно заметить, что функция распределения для такой величины равна $\Phi(x)$.

8. Экспоненциальное распределение ($\xi \sim \text{Exp}(\lambda)$).

$$\begin{aligned}\lambda &> 0, \xi: \Omega \rightarrow [0, +\infty), \\ p_\xi(t) &= \lambda e^{-\lambda t} \mathbb{1}_{[0, +\infty)}(t).\end{aligned}$$

§14. Совместные распределения. Совместное распределение независимых случайных величин

Определение. Пусть A — борелевское из \mathbb{R}^n , $\vec{\xi} = (\xi_1, \dots, \xi_n): \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$. Тогда совместным (многомерным) распределением этих величин называется

$$P_{\vec{\xi}}(A) = P(\vec{\xi} \in A).$$

Как и в случае с одномерным, многомерное распределение определяется значением на ячейках:

$$P_{\vec{\xi}}(a, b] = P(\vec{\xi} \in (a, b]) = P(a_1 < \xi_1 \leq b_1, \dots, a_n < \xi_n \leq b_n).$$

Отметим, что $P_{\vec{\xi}}$ определяет P_{ξ_k} , но не наоборот:

$$A \subset \mathbb{R}; P_{\xi_1}(A) = P(\xi_1 \in A) = P(\vec{\xi} \in A \times \mathbb{R}^{n-1}) = P_{\vec{\xi}}(A \times \mathbb{R}^{n-1}).$$

В другую сторону: рассмотрим величины ξ_1 и ξ_2 такие, что $P(\xi_i = 0) = P(\xi_i = 1) = \frac{1}{2}$. Если $\xi_1 = \xi_2$, то у нас 2 события с вероятностью $\frac{1}{2}$ — $(0, 0)$ и $(1, 1)$. Если же они независимы (например, подбрасывание монеток), то 4 события с вероятностью $\frac{1}{4}$. То есть, получили разные совместные распределения.

Определение. Случайные величины ξ_1, \dots, ξ_n независимы, если для любых множеств $A_1, \dots, A_n \subset \mathbb{R}$ случайные события $\{\xi_1 \in A_1\}, \dots, \{\xi_n \in A_n\}$ независимы.

Замечание. Если случайные величины ξ_1, \dots, ξ_n независимы, то

$$P(\xi_1 \in A_1, \dots, \xi_n \in A_n) = P(\xi_1 \in A_1) \cdot \dots \cdot P(\xi_n \in A_n),$$

$$P_{\vec{\xi}}(A_1 \times \dots \times A_n) = P_{\xi_1}(A_1) \cdot \dots \cdot P_{\xi_n}(A_n).$$

Теорема 14.1. Независимость величин ξ_1, \dots, ξ_n равносильно тому, что $P_{\vec{\xi}}$ — произведение мер $P_{\xi_1}, \dots, P_{\xi_n}$.

Доказательство. Достаточно доказать равенство на ячейках:

$$P_{\vec{\xi}}(a, b] = P_{\xi_1}((a_1, b_1]) \cdot \dots \cdot P_{\xi_n}((a_n, b_n]).$$

Из замечания выше видно, что оно есть. ■

§15. Совместная функция распределения и совместная плотность. Функции распределения и плотности для независимых случайных величин

Определение. Совместной функцией распределения вектора величин $\vec{\xi}: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$ называется

$$F_{\vec{\xi}}(\vec{x}) = P(\xi_1 \leq x_1, \dots, \xi_n \leq x_n).$$

Определение. Совместная плотность распределения вектора величин $\vec{\xi}$ — это такая функция $p_{\vec{\xi}}(\vec{t})$, измеримая в \mathbb{R}^n (если она существует), что

$$P_{\vec{\xi}}(A) = \int_A p_{\vec{\xi}}(\vec{t}) d\lambda_n(\vec{t}).$$

Как и в случае с одномерной плотностью, нетрудно понять, что

$$F_{\vec{\xi}}(\vec{x}) = \int_{-\infty}^{x_1} \dots \int_{-\infty}^{x_n} p_{\vec{\xi}}(\vec{t}) dt_n \dots dt_1.$$

Следствие 15.1. 1. ξ_1, \dots, ξ_n — независимые $\iff F_{\vec{\xi}}(\vec{x}) = F_{\xi_1}(x_1) \dots F_{\xi_n}(x_n)$.

2. Пусть ξ_1, \dots, ξ_n — абсолютно непрерывные случайные величины. Тогда ξ_1, \dots, ξ_n независимы тогда и только тогда, когда $p_{\vec{\xi}}(\vec{t}) = p_{\xi_1}(t_1) \cdot \dots \cdot p_{\xi_n}(t_n)$.

Доказательство.

2. \Leftarrow . По определению

$$P_{\vec{\xi}}(A_1 \times \dots \times A_n) = \int_{A_1 \times \dots \times A_n} p_{\vec{\xi}}(\vec{t}) d\lambda_n(t) = \int_{A_1 \times \dots \times A_n} p_{\xi_1}(t_1) dt_1 \cdot \dots \cdot p_{\xi_n}(t_n) dt_n.$$

По теореме Фубини-Тонелли это равно произведению интегралов:

$$\begin{aligned} \int_{A_1 \times \dots \times A_n} p_{\xi_1}(t_1) dt_1 \cdot \dots \cdot p_{\xi_n}(t_n) dt_n &= \int_{A_1} p_{\xi_1}(t_1) dt_1 \cdot \dots \cdot \int_{A_n} p_{\xi_n}(t_n) dt_n \\ &= P_{\xi_1}(A_1) \cdot \dots \cdot P_{\xi_n}(A_n). \end{aligned}$$

\implies . Проверим, что $p_{\xi_1}(t_1) \cdot \dots \cdot p_{\xi_n}(t_n)$ — совместная плотность. Для этого докажем равенство на ячейках, то есть проверим равенство

$$P_{\vec{\xi}}(a, b] = \int_{(a, b]} p_{\xi_1}(t_1) \cdot \dots \cdot p_{\xi_n}(t_n) d\lambda_n.$$

С одной стороны,

$$P_{\vec{\xi}}(a, b] = \prod_{k=1}^n P_{\xi_k}(a_k, b_k].$$

С другой, по теореме Тонелли,

$$\int_{(a, b]} p_{\xi_1}(t_1) \cdot \dots \cdot p_{\xi_n}(t_n) d\lambda_n = \prod_{k=1}^n \int_{(a_k, b_k]} p_{\xi_k}(t_k) dt_k.$$

Осталось показать, что $\int_{(a_k, b_k]} p_{\xi_k}(t_k) dt_k = P_{\xi_k}(a_k, b_k]$, ну а это является определением плотности. ■

§16. Свертки мер. Свертки мер, имеющих плотность

В этом параграфе μ и ν — конечные меры на борелевских подмножествах \mathbb{R} .

Определение. *Сверткой мер μ и ν называется*

$$\mu * \nu(A) = \int_{\mathbb{R}} \mu(A - x) d\nu(x).$$

Свойства 16.1 (свёртки мер).

1. $\mu * \nu(A) = \int_{\mathbb{R}^2} \mathbb{1}_A(x+y) d\mu(x) d\nu(y);$
2. $\mu * \nu = \nu * \mu;$
3. $(\mu_1 * \mu_2) * \mu_3(A) = \int_{\mathbb{R}^3} \mathbb{1}_A(x_1+x_2+x_3) d\mu_1(x_1) d\mu_2(x_2) d\mu_3(x_3) = \mu_1 * (\mu_2 * \mu_3)(A);$
4. $\mu_1 * \mu_2 * \dots * \mu_n(A) = \int_{\mathbb{R}^n} \mathbb{1}_A(x_1+x_2+\dots+x_n) d\mu_1(x_1) d\mu_2(x_2) \dots d\mu_n(x_n);$
5. $(c\mu) * \nu = c \cdot \mu * \nu;$
6. $(\mu_1 + \mu_2) * \nu = \mu_1 * \nu + \mu_2 * \nu;$
7. Пусть δ_a — мера, такая что $\delta_a(\{a\}) = 1$ и $\delta_a(\{\mathbb{R} \setminus \{a\}\}) = 0$. Тогда $\mu * \delta_0 = \mu$ (то есть δ_0 — единица с точки зрения свертки).

Доказательство.

1. По определению свёртки

$$\begin{aligned} \mu * \nu(A) &= \int_{\mathbb{R}} \mu(A-x) d\nu(x) \\ &= \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} \mathbb{1}_{A-y}(x) d\mu(x) d\nu(y) \\ &= \int_{\mathbb{R}^2} \mathbb{1}_A(x+y) d\mu(x) d\nu(y). \end{aligned}$$

Пункты 2-6 очевидно следуют из определения и пункта 1.

7. По определению свёртки

$$\mu * \delta_0(A) = \int_{\mathbb{R}} \mu(A-x) d\delta_0(x) = \mu(A-0) = \mu A.$$

■

Теорема 16.2. Пусть p_μ и p_ν — плотности мер μ и ν относительно меры Лебега λ . Тогда $\mu * \nu$ имеет плотность

$$p(t) = \int_{\mathbb{R}} p_\mu(t-x) p_\nu(x) dx.$$

Это называется *свёрткой функцией*.

Доказательство. Надо проверить, что

$$\mu * \nu(A) = \int_A p(t) dt.$$

По определению $p(t)$

$$\begin{aligned}
 \int_A p(t) dt &= \int_A \int_{\mathbb{R}} p_{\mu}(t-x) p_{\nu}(x) dx dt \\
 &= \int_{\mathbb{R}^2} \mathbb{1}_A(t) p_{\mu}(t-x) p_{\nu}(x) dx dt \\
 &= \int_{\mathbb{R}^2} \mathbb{1}_A(x+y) p_{\mu}(y) p_{\nu}(x) dx dy \\
 &= \int_{\mathbb{R}^2} \mathbb{1}_A(x+y) d\mu(y) d\nu(x) = \mu * \nu(A).
 \end{aligned}$$

■

§17. Распределение суммы независимых случайных величин. Примеры

Теорема 17.1. Пусть ξ и η независимые случайные величины. Тогда $P_{\xi+\eta} = P_{\xi} * P_{\eta}$.

Доказательство. По определению распределения

$$\begin{aligned}
 P_{\xi+\eta}(A) &= P(\xi + \eta \in A) = P((\xi, \eta) \in B) = P_{(\xi, \eta)}(B) \\
 &= \int_{\mathbb{R}^2} \mathbb{1}_B(x, y) dP_{(\xi, \eta)}(x, y) = \int_{\mathbb{R}^2} \mathbb{1}_B(x, y) dP_{\xi}(x) dP_{\eta}(y) \\
 &= \int_{\mathbb{R}^2} \mathbb{1}_A(x+y) dP_{\xi}(x) dP_{\eta}(y) = P_{\xi} * P_{\eta}(A).
 \end{aligned}$$

■

Примеры 17.1.

1. Свертка с дискретным распределением. Дискретное распределение можно описать как $\nu = \sum p_x \delta_x$ (вес на нагрузку в точке).

$$\begin{aligned}
 \mu * \nu &= \sum p_x \mu * \delta_x; \\
 \mu * \delta_a(A) &= \int_{\mathbb{R}} \mu(A-x) d\delta_a(x) = \mu(A-a). \\
 \mu * \nu(A) &= \sum p_x \mu * \delta_x(A) = \sum p_x \mu(A-x).
 \end{aligned}$$

2. Если меры μ и ν с нагрузками в $\mathbb{N} \cup \{0\}$, то

$$\nu = \sum q_n \delta_n, \mu = \sum p_n \delta_n;$$

$$\mu * \nu(A) = \sum_{n=0}^{\infty} q_n \mu(A - n), \quad A = \{k\}, \quad k \in \mathbb{Z};$$

$$\mu * \nu(\{k\}) = \sum_{n=0}^k q_n p_{k-n}.$$

3. Пусть величины $\xi_1 \sim \text{Pois}(\lambda_1)$ и $\xi_2 \sim \text{Pois}(\lambda_2)$ независимые. Тогда для ξ_1 веса равны $\frac{e^{-\lambda_1} \lambda_1^n}{n!}$, для ξ_2 веса равны $\frac{e^{-\lambda_2} \lambda_2^n}{n!}$.

Для $\xi_1 + \xi_2$ веса будут равны

$$\sum_{k=0}^n \frac{e^{-\lambda_1} \lambda_1^k}{k!} \frac{e^{-\lambda_2} \lambda_2^{n-k}}{(n-k)!} = \frac{e^{-\lambda_1-\lambda_2}}{n!} \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} \lambda_1^k \lambda_2^{n-k} = \frac{e^{-(\lambda_1+\lambda_2)}}{n!} (\lambda_1 + \lambda_2)^n.$$

Итого получили, что $\xi_1 + \xi_2 \sim \text{Pois}(\lambda_1 + \lambda_2)$.

§18. Математическое ожидание. Свойства (до математического ожидания произведения включительно)

Определение. Пусть $\xi: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ — случайная величина, являющаяся суммируемой функцией. Тогда её *математическим ожиданием* называется. $\mathbb{E}\xi = \int_{\Omega} \xi \, dP$.

Свойства 18.1 (матожидания).

1. Линейность: $\mathbb{E}(a\xi + b\eta) = a\mathbb{E}\xi + b\mathbb{E}\eta$;
2. Если $\xi \geq 0$ с вероятностью 1, то $\mathbb{E}\xi \geq 0$;
3. Если $\xi \geq \eta$ с вероятностью 1, то $\mathbb{E}\xi \geq \mathbb{E}\eta$;
4. $\mathbb{E}\xi = \int_{\mathbb{R}} x \, dP_{\xi}(x)$;
5. Если $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ такая, что прообразы борелевских множеств — борелевские, то

$$\mathbb{E}f(\xi) = \int_{\mathbb{R}} f(x) \, dP_{\xi}(x).$$

6. Если $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ такая, что прообразы борелевских — борелевские, то

$$\mathbb{E}f(\xi_1, \dots, \xi_n) = \int_{\mathbb{R}^n} f(x_1, \dots, x_n) \, dP_{\xi_1, \dots, \xi_n}(x_1, \dots, x_n).$$

7. Если ξ и η независимы, то

$$\mathbb{E}(\xi\eta) = \mathbb{E}\xi\mathbb{E}\eta.$$

Доказательство. Пункты 1-4 очевидно доказываются из определения (по свойствам интеграла).

5. Частный случай 6-го пункта.

6. Воспользуемся стандартной схемой доказательства из теории меры.

Докажем для простых. Пусть $f = \mathbb{1}_A$. Тогда

$$\begin{aligned}\mathbb{E}f(\xi_1, \dots, \xi_n) &= \int_{\Omega} \mathbb{1}_A(\xi_1(\omega), \dots, \xi_n(\omega)) dP(\omega) \\ &= P((\xi_1, \dots, \xi_n) \in A) = P_{\xi_1, \dots, \xi_n}(A) \\ &= \int_{\mathbb{R}} \mathbb{1}_A dP_{\xi_1, \dots, \xi_n}.\end{aligned}$$

По линейности верно для простых функций. Приближим произвольную функцию f простыми:

$$\int_{\Omega} f_k(\xi_1, \dots, \xi_n) dP = \int_{\mathbb{R}^n} f_k(x) dP_{\xi_1, \dots, \xi_n}(x), \quad \text{где } f_k \text{ — простые,}$$

и перейдём к пределу по теореме Беппо Леви.

7. Воспользуемся предыдущим пунктом для $f(x, y) = xy$:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi\eta) &= \int_{\mathbb{R}^2} xy dP_{\xi, \eta}(x, y) = [\text{поскольку они независимы}] \\ &= \int_{\mathbb{R}^2} xy dP_{\xi}(x) dP_{\eta}(y) = \int_{\mathbb{R}} x dP_{\xi}(x) \int_{\mathbb{R}} y dP_{\eta}(y) = \mathbb{E}\xi \mathbb{E}\eta.\end{aligned}$$

■

Если ξ и η не независимы, то может оказаться $\mathbb{E}(\xi\eta) \neq \mathbb{E}\xi \mathbb{E}\eta$. Пример : пусть ξ принимает значение из $\{-1, 1\}$ равновероятно, $\eta = \xi$. Тогда $\mathbb{E}(\xi\eta) = \mathbb{E}\xi^2 = 1$, но $\mathbb{E}\xi = \mathbb{E}\eta = 0$.

§19. Математическое ожидание. Свойства (неравенства Гёльдера, Ляпунова и Маркова). Медиана. Примеры

Свойства 19.1 (матожидания).

1. Если $\xi \geq 0$, то

$$\mathbb{E}\xi = \int_0^{+\infty} P(\xi \geq t) dt.$$

2. Неравенства Гёльдера для матожидания. Если $p, q > 1$ и $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$, то

$$\mathbb{E}|\xi\eta| \leq (\mathbb{E}|\xi|^p)^{\frac{1}{p}} (\mathbb{E}|\eta|^q)^{\frac{1}{q}}.$$

3. Неравенство Ляпунова. Если $0 < r < s$, то

$$(\mathbb{E}|\xi|^r)^{\frac{1}{r}} \leq (\mathbb{E}|\xi|^s)^{\frac{1}{s}}.$$

4. Неравенство Маркова. Пусть $\xi \geq 0$. Тогда

$$P(\xi \geq t) \leq \frac{\mathbb{E}\xi^p}{t^p}, \quad \text{где } p, t > 0.$$

Доказательство. Пункты 1-4 очевидно доказываются из определения (по свойствам интеграла).

8. В теории меры была такая теорема: Если (X, \mathcal{A}, μ) — пространство с σ -конечной мерой и $f \geq 0$ измеримая, то

$$\int_X f \, d\mu = \int_0^\infty \mu\{f \geq t\} \, dt.$$

9. Прямое следствие из неравенства Гёльдера (для интегралов).

10.

$$\mathbb{E}|\xi|^r = \mathbb{E}|\xi|^r \cdot 1 \leq (\mathbb{E}(|\xi|^r)^{\frac{s}{r}})^{\frac{r}{s}} (\mathbb{E}1^q)^{\frac{1}{q}} = (\mathbb{E}|\xi|^s)^{\frac{r}{s}}.$$

11. Прямое следствие из неравенства Чебышёва (из теории меры). ■

§20. Дисперсия. Свойства дисперсии. Неравенство Чебышёва. Математическое ожидание и дисперсия для равномерного и нормального распределений

Определение. Дисперсией случайной величины ξ называется

$$\mathbb{D}\xi = \mathbb{E}(\xi - \mathbb{E}\xi)^2.$$

Свойства 20.1 (дисперсии).

1. $\mathbb{D}\xi \geq 0$ и если $\mathbb{D}\xi = 0$, то $P(\xi = c) = 1$, где c — некоторая константа.

2. $\mathbb{D}\xi = \mathbb{E}\xi^2 - (\mathbb{E}\xi)^2$.

3. $\mathbb{D}(c \cdot \xi) = c^2 \mathbb{D}\xi$ (в частности, $\mathbb{D}\xi = \mathbb{D}(-\xi)$).

4. Если ξ и η независимы, то $\mathbb{D}(\xi + \eta) = \mathbb{D}\xi + \mathbb{D}\eta$.

5. $\mathbb{E}|\xi - \mathbb{E}\xi| \leq \sqrt{\mathbb{D}\xi}$.

6. Неравенство Чебышёва при $t > 0$.

$$P(|\xi - \mathbb{E}\xi| \geq t) \leq \frac{\mathbb{D}\xi}{t^2}.$$

Доказательство. 1. Очевидно из определения;

2. По определению

$$\mathbb{D}\xi = \mathbb{E}(\xi - \mathbb{E}\xi)^2 = \mathbb{E}(\xi^2 - 2\xi\mathbb{E}\xi + (\mathbb{E}\xi)^2) = \mathbb{E}\xi^2 - 2(\mathbb{E}\xi)^2 + (\mathbb{E}\xi)^2 = \mathbb{E}\xi^2 - (\mathbb{E}\xi)^2.$$

3. Очевидно из определения;

4. Воспользуемся свойством математического ожидания для произведения независимых величин:

$$\begin{aligned} \mathbb{D}(\xi + \eta) &= \mathbb{E}(\xi + \eta)^2 - (\mathbb{E}(\xi + \eta))^2 \\ &= \mathbb{E}\xi^2 + 2\mathbb{E}\xi\eta + \mathbb{E}\eta^2 - (\mathbb{E}\xi + \mathbb{E}\eta)^2 \\ &= \mathbb{E}\xi^2 + \mathbb{E}\eta^2 - (\mathbb{E}\xi)^2 - (\mathbb{E}\eta)^2. \end{aligned}$$

5. Пусть $\eta = \xi - \mathbb{E}\xi$, тогда по неравенству Ляпунова

$$\mathbb{E}|\eta| \leq (\mathbb{E}|\eta|^2)^{\frac{1}{2}}.$$

6. Из предыдущего свойства

$$P(\eta \geq t) \leq \frac{\mathbb{E}\eta^2}{t^2}.$$

■

Примеры 20.1. 1. Пусть $\xi \sim \mathcal{U}[0, 1]$. Тогда

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\xi &= \int_{\mathbb{R}} x \, dP_{\xi} = \int_0^1 x \, dx = \frac{x^2}{2} \Big|_0^1 = \frac{1}{2}. \\ \mathbb{E}\xi^2 &= \int_{\mathbb{R}} x^2 \, dP_{\xi}(x) = \int_0^1 x^2 \, dx = \frac{x^3}{3} \Big|_0^1 = \frac{1}{3}. \\ \mathbb{D}\xi &= \mathbb{E}\xi^2 - (\mathbb{E}\xi)^2 = \frac{1}{12}. \end{aligned}$$

2. Пусть $\xi \sim \mathcal{U}[a, b]$. Нетрудно заметить, что $\xi = (b - a)\eta + a$, где $\eta \sim \mathcal{U}[0, 1]$. Тогда

$$\mathbb{E}\xi = \mathbb{E}((b - a)\eta + a) = (b - a)\mathbb{E}\eta + a = \frac{a + b}{2}.$$

$$\mathbb{D}\xi = \mathbb{D}((b-a)\eta + a) = (b-a)^2\mathbb{D}\eta = \frac{(b-a)^2}{12}.$$

3. Пусть $\xi \sim \mathcal{N}(0, 1)$. Тогда

$$\mathbb{E}\xi = \int_{\mathbb{R}} x dP_{\xi}(x) = \int_{\mathbb{R}} x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = 0,$$

поскольку функция нечётная.

$$\mathbb{D}\xi = \mathbb{E}\xi^2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\mathbb{R}} x^2 e^{-\frac{x^2}{2}} dx = -\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\mathbb{R}} x d\left(e^{-\frac{x^2}{2}}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = 1.$$

4. Пусть $\xi \sim \mathcal{N}(a, \sigma^2)$. Поймём, что $\xi = \sigma\eta + a$, где $\eta \sim \mathcal{N}(0, 1)$. Пусть $\xi' = \sigma\eta$. Тогда

$$\begin{aligned} F_{\xi'}(x) &= \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} dt = [t = \sigma s] \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\frac{x}{\sigma}} e^{-\frac{s^2}{2}} ds = F_{\eta}\left(\frac{x}{\sigma}\right), \end{aligned}$$

то есть

$$\xi' = \sigma\eta \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2).$$

Аналогично доказывается вторая часть, и тогда

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\xi &= \mathbb{E}(\sigma\eta + a) = \sigma\mathbb{E}\eta + a = a. \\ \mathbb{D}\xi &= \mathbb{D}(\sigma\eta + a) = \sigma^2. \end{aligned}$$

§21. Ковариация. Связь с независимостью. Коэффициент корреляции. Моменты случайной величины

Определение. Ковариацией случайных величин ξ и η называется

$$\text{cov}(\xi, \eta) = \mathbb{E}((\xi - \mathbb{E}\xi)(\eta - \mathbb{E}\eta)).$$

Свойства 21.1 (ковариации).

1. $\text{cov}(\xi, \xi) = \mathbb{D}\xi$.
2. $\text{cov}(\xi, \eta) = \mathbb{E}(\xi\eta) - \mathbb{E}\xi\mathbb{E}\eta$.
3. $\mathbb{D}(\xi + \eta) = \mathbb{D}\xi + \mathbb{D}\eta + 2\text{cov}(\xi, \eta)$.
4. $\mathbb{D}\left(\sum_{k=1}^n \xi_k\right) = \sum_{k=1}^n \mathbb{D}\xi_k + \sum_{i \neq k} \text{cov}(\xi_i, \xi_k) = \sum_{k=1}^n \mathbb{D}\xi_k + 2 \sum_{i < k} \text{cov}(\xi_i, \xi_k)$.

5. Если ξ и η независимые, то $\text{cov}(\xi, \eta) = 0$.

6. $\text{cov}(\xi, \eta) = \text{cov}(\eta, \xi)$.

7. $\text{cov}(c\xi, \eta) = c \cdot \text{cov}(\xi, \eta)$.

8. $\text{cov}(\xi_1 + \xi_2, \eta) = \text{cov}(\xi_1, \eta) + \text{cov}(\xi_2, \eta)$.

Сделаем несколько важных замечаний.

1. Дисперсия и ковариация могут не существовать (например, если не определено математическое ожидание). Для существования ковариации надо, чтобы $\mathbb{E}\xi^2 < +\infty$ и $\mathbb{E}\eta^2 < +\infty$ (а дисперсия — частный случай ковариации).

2. Из $\text{cov}(\xi, \eta) = 0$ не следует независимость этих величин.

Например, пусть $\Omega = \{0, \frac{\pi}{2}, \pi\}$, каждое значение равновероятно. Возьмём $\xi = \sin \omega$, $\eta = \cos \omega$. Тогда

$$\begin{aligned}\xi\eta &\equiv 0, \quad \mathbb{E}(\xi\eta) = 0, \quad \mathbb{E}\eta = 0; \\ \text{cov}(\xi, \eta) &= \mathbb{E}(\xi\eta) - \mathbb{E}\xi\mathbb{E}\eta = 0.\end{aligned}$$

Но они не являются независимыми:

$$P(\xi = 1, \eta = 1) = 0 \neq P(\xi = 1)P(\eta = 1) = \frac{1}{9}.$$

Определение. Коэффициентом корреляции случайных величин ξ и η называется

$$\rho(\xi, \eta) = \frac{\text{cov}(\xi, \eta)}{\sqrt{\mathbb{D}\xi}\sqrt{\mathbb{D}\eta}}.$$

Очевидно, это значение лежит на отрезке $[-1, 1]$.

Определение. Случайные величины, для которых $\text{cov}(\xi, \eta) = 0$ называются некоррелированными.

Определение. $\mathbb{E}\xi^k = \int_{\mathbb{R}} x^k dP_{\xi}(x)$ — k -й момент случайной величины. $\mathbb{E}|\xi|^k$ — k -й абсолютный момент. $\mathbb{E}((\xi - \mathbb{E}\xi)^k)$ — k -й центральный момент.

Легко заметить, что дисперсия — 2-й центральный момент.

§22. Выбор двудольного подграфа с большим количеством ребер

Пример 22.1. Пусть $G(V, \mathbb{E})$ — граф, в котором $|V| = n$, $|\mathbb{E}| = \frac{nd}{2}$, где $d \geq 1$. Тогда в G можно выбрать $\frac{n}{2d}$ попарно несоединенных друг с другом вершин.

§23. Теорема Харди–Рамануджана о количестве различных простых делителей числа

Доказательство. Рассмотрим случайное подмножество вершин S , причём вероятность вхождения вершины в него равно p . Рассмотрим подграф на вершинах S . Если $xy \in \mathbb{E}$, то обозначим за $\xi_{xy} = 1$, если $x, y \in S$, и 0 иначе.

Пусть ξ — количество ребер в подграфе на вершинах из S . Тогда $\xi = \sum_{xy \in \mathbb{E}} \xi_{xy}$. Обозначим $\eta = \#S$, очевидно $\mathbb{E}\eta = np$. Пусть $\eta_x = 1$ если $x \in S$ и 0 иначе, тогда

$$\begin{aligned}\eta &= \sum_{x \in V} \eta_x, \quad \mathbb{E}\eta = \sum_{x \in V} \mathbb{E}\eta_x = \sum p = np; \\ \mathbb{E}\xi &= \sum_{xy \in \mathbb{E}} \mathbb{E}\xi_{xy} = \sum_{xy \in \mathbb{E}} P(x, y \in S) = \sum p^2 = \frac{p^2 nd}{2}; \\ \mathbb{E}(\eta - \xi) &= np - \frac{p^2 nd}{2}.\end{aligned}$$

Хотим максимизировать это значение, для этого возьмем $p = \frac{1}{d}$ и получим $\frac{n}{2d}$. ■

§23. Теорема Харди–Рамануджана о количестве различных простых делителей числа

Теорема 23.1 (Харди–Рамануджана). Пусть $\nu(k)$ — количество простых в разложении k , тогда если $\omega(n) \rightarrow +\infty$, то

$$P(|\nu(k) - \ln \ln n| > \omega(n) \sqrt{\ln \ln n}) \rightarrow 0.$$

Доказательство. Обозначим $t = \omega(n) \sqrt{\ln \ln n}$. Рассмотрим

$$\xi_p(k) = \begin{cases} 1, & k : p \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}, \text{ где } p \text{ — простое.}$$

Возьмём $M = n^{\frac{1}{10}}$ и обозначим

$$\begin{aligned}\xi &= \sum_{p \leq M} \xi_p, \quad 0 \leq \nu(k) - \xi(k) \leq 10; \\ \mathbb{E}_{\xi_p} &= \frac{[\frac{n}{p}]}{n} = \frac{1}{p} + O\left(\frac{1}{n}\right); \\ \mathbb{E}_{\xi} &= \sum \mathbb{E}_{\xi_p} = \sum_{p \leq M} \frac{1}{p} + O\left(\frac{M}{n}\right) = \sum_{p \leq M} \frac{1}{p} + O(1) = \ln \ln M + O(1) = \ln \ln n + O(1). \\ \mathbb{D}\xi &= \sum \mathbb{D}\xi_p + \sum \text{cov}(\xi_p, \xi_q); \\ \mathbb{D}\xi_p &= \mathbb{E}\xi_p^2 - (\mathbb{E}\xi_p)^2 = \mathbb{E}\xi_p - (\mathbb{E}\xi_p)^2 = \frac{1}{p} - \frac{1}{p^2} + O\left(\frac{1}{n}\right); \\ \text{cov}(\xi_p, \xi_q) &= \mathbb{E}\xi_p \xi_q - \mathbb{E}\xi_p \mathbb{E}\xi_q = P(k : pq) - \frac{[\frac{n}{p}]}{n} \frac{[\frac{n}{q}]}{n} = \frac{[\frac{n}{pq}]}{n} = \frac{[\frac{n}{p}] \cdot [\frac{n}{q}]}{n}.\end{aligned}$$

С одной стороны,

$$\frac{[\frac{n}{p}] \cdot [\frac{n}{q}]}{n} \geq \frac{\frac{n}{pq} - 1}{n} - \frac{\frac{n}{p} \frac{n}{q}}{n^2} = -\frac{1}{n}.$$

С другой

$$\frac{[\frac{n}{p}] \cdot [\frac{n}{q}]}{n} \leq \frac{\frac{n}{pq}}{n} - \frac{(\frac{n}{p} - 1)(\frac{n}{q} - 1)}{n} = \frac{1}{n} \left(\frac{1}{p} + \frac{1}{q} \right).$$

То есть

$$2 \sum \text{cov} \geq -\frac{M^2}{n} = O(1) \quad \text{и} \quad 2 \sum \text{cov} \leq \frac{1}{n} \sum \left(\frac{1}{p} + \frac{1}{q} \right) \leq 2 \frac{M}{n} \sum \frac{1}{p} = O(1).$$

Таким образом,

$$\mathbb{D}\xi = \sum \left(\frac{1}{p} - \frac{1}{p^2} \right) + O(1) = \sum \frac{1}{p} + O(1) = \ln \ln n + O(1).$$

Теперь применим неравенство Чебышёва:

$$P(|\xi - E\xi| \geq t) \leq \frac{\mathbb{D}\xi}{t^2} = \frac{\ln \ln n + O(1)}{\omega^2(n) \ln \ln n} \rightarrow 0.$$

■

§24. Независимость функций от независимых случайных величин

Теорема 24.1. Пусть ξ_i — независимые случайные величины, функции $f_j: \mathbb{R}^{n_j} \rightarrow \mathbb{R}$ измеримы относительно борелевской σ -алгебры. Тогда величины $f_1(\xi_1, \dots, \xi_{n_1})$, $f_2(\xi_{n_1+1}, \dots, \xi_{n_2}), \dots$ независимы.

Доказательство. Покажем, что $f(\xi_1, \dots, \xi_n)$ и $g(\eta_1, \dots, \eta_m)$ независимы, если величины $\xi_1, \dots, \xi_n, \eta_1, \dots, \eta_m$ независимы; общий случай делается аналогично. Надо проверить независимость событий $\{f(\xi_1, \dots, \xi_n) \in A\}$ и $\{g(\eta_1, \dots, \eta_m) \in B\}$.

$$\begin{aligned} \{f(\xi_1, \dots, \xi_n) \in A\} &= \{(\xi_1, \dots, \xi_n) \in \bar{A}\}, \quad \text{где} \quad \bar{A} = f^{-1}(A); \\ \{g(\eta_1, \dots, \eta_m) \in B\} &= \{(\eta_1, \dots, \eta_m) \in \bar{B}\}, \quad \text{где} \quad \bar{B} = g^{-1}(B); \end{aligned}$$

Надо доказать, что

$$P((\xi_1, \dots, \xi_n) \in \bar{A}) \cdot P((\eta_1, \dots, \eta_m) \in \bar{B}) = P((\xi_1, \dots, \xi_n, \eta_1, \dots, \eta_m) \in \bar{A} \times \bar{B}).$$

То есть надо доказать равенство мер, заданных на борелевских множествах, значит достаточно проверить это равенство на ячейках:

$$P((\xi_1, \dots, \xi_n) \in (a, b]) = P(\xi_1 \in (a_1, b_1]) \cdot \dots \cdot P(\xi_n \in (a_n, b_n]).$$

Аналогично расписываем две другие вероятности и получаем равенство. ■

§25. Различные виды сходимости последовательности случайных величин. Связь между сходимостями

Определение.

- ξ_n сходится к ξ почти наверное (с вероятностью 1), если

$$P(\{\omega \in \Omega \mid \lim \xi_k(\omega) = \xi(\omega)\}) = 1$$

(то же самое, что и сходимость почти везде).

- ξ_n сходится к ξ в среднем порядка $r > 0$, если

$$\mathbb{E}|\xi_n - \xi|^r \rightarrow 0.$$

- ξ_n сходится к ξ по вероятности, если

$$\forall \varepsilon > 0 \ P(|\xi_n - \xi| > \varepsilon) \rightarrow 0$$

(то же самое, что и сходимость по мере).

- ξ_n сходится к ξ по распределению, если F_{ξ_n} сходится F_ξ во всех точках непрерывности F_ξ .

“Иерархия” сходимостей следующая:

- 1 \implies 3. Из теории меры по теореме Лебега (в обратную сторону неверно, смотри пример в там же);
- 2 \implies 3. Применим неравенство Маркова:

$$P(|\xi_n - \xi| > \varepsilon) = P(|\xi_n - \xi|^r > \varepsilon^r) \leq \frac{\mathbb{E}|\xi_n - \xi|^r}{\varepsilon^r} \rightarrow 0.$$

- 1 \nRightarrow 2 (и, следовательно, 3 \nRightarrow 2). Пример: $\Omega = [0, 1]$.

$$\xi_n = n^{\frac{1}{r}} \mathbb{1}_{[0, \frac{1}{n})} \rightarrow \xi \equiv 0,$$

но $\mathbb{E}\xi_n^r = 1$.

- 2 \nRightarrow 1 (и, значит, 3 \nRightarrow 1). Например,

$$\begin{aligned} \xi_{n,k} &= \mathbb{1}_{[\frac{k}{n}, \frac{k+1}{n})}; \\ \mathbb{E}\xi_{n,k}^r &= \frac{1}{n} \rightarrow 0, \end{aligned}$$

но сходимости почти везде нет.

• 3 \implies 4.

Докажем последнее.

Доказательство.

$$\begin{aligned}
 \{\xi_n \leq x\} &\subset \{\xi \leq x + \varepsilon\} \cup \{|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon\}; \\
 F_{\xi_n}(x) = P(\xi_n \leq x) &\leq P(\xi \leq x + \varepsilon) + P(|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon) = F_\xi(x + \varepsilon) + P(|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon); \\
 \overline{\lim}_{n \rightarrow +\infty} F_{\xi_n}(x) &= F_\xi(x + \varepsilon) + \lim_{n \rightarrow +\infty} P(|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon) = F_\xi(x + \varepsilon). \quad (*) \\
 \{\xi_n \leq x\} &\supset \{\xi \leq x - \varepsilon\} \cap \{|\xi_n - \xi| < \varepsilon\}; \\
 \{\xi_n > x\} &\subset \{\xi > x - \varepsilon\} \cup \{|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon\}; \\
 P(\xi_n > x) &\leq P(\xi > x - \varepsilon) + P(|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon); \\
 1 - F_{\xi_n}(x) &\leq 1 - F_\xi(x - \varepsilon) + P(|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon); \\
 F_{\xi_n}(x) &\geq F_\xi(x - \varepsilon) + P(|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon); \\
 \underline{\lim}_{n \rightarrow +\infty} F_{\xi_n}(x) &\geq F_\xi(x - \varepsilon). \quad (**)
 \end{aligned}$$

По непрерывности имеем, что

$$\forall \delta > 0 \quad F_\xi(x) - \delta \leq F_\xi(x - \varepsilon), \quad F_\xi(x + \varepsilon) < F_\xi(x) + \delta.$$

Итого, из непрерывности, (*) и (**) получаем

$$\forall \delta > 0 \quad F_\xi(x) - \delta \leq F_\xi(x - \varepsilon) \leq \underline{\lim} F_{\xi_n}(x) \leq \overline{\lim} F_{\xi_n}(x) \leq F_\xi(x + \varepsilon) < F_\xi(x) + \delta.$$

Значит, предел существует и верно

$$\lim F_{\xi_n}(x) = F_\xi(x).$$

■

§26. Закон больших чисел. Следствия

Теорема 26.1 (закон больших чисел). Пусть величины ξ_1, \dots попарно некоррелированы, для всех i верно $\mathbb{D}\xi_n < M$, $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$. Тогда

$$P\left(\left|\frac{S_n}{n} - \mathbb{E}\frac{S_n}{n}\right| \geq t\right) \rightarrow 0 \quad \text{при} \quad t > 0.$$

Доказательство. Применим неравенство Чебышёва:

$$\begin{aligned}
 P\left(\left|\frac{S_n}{n} - \mathbb{E}\frac{S_n}{n}\right| \geq t\right) &\leq \frac{\mathbb{D}(\frac{S_n}{n})}{t^2} = \frac{\mathbb{D}(S_n)}{n^2 t^2} = [\text{cov}(\xi_i, \xi_j) = 0] \\
 &= \frac{\sum \mathbb{D}\xi_n}{n^2 t^2} \leq \frac{nM}{n^2 t^2} = \frac{M}{nt^2} \rightarrow 0.
 \end{aligned}$$

■

Следствие 26.2 (закон больших чисел в форме Чебышёва). Пусть ξ_1, \dots — независимые одинаково распределенные случайные величины с конечной дисперсией и $a = \mathbb{E}\xi_1$, тогда

$$P\left(\left|\frac{S_n}{n} - a\right| \geq t\right) \rightarrow 0 \quad \text{при} \quad t > 0,$$

то есть $\frac{S_n}{n}$ сходится к a по вероятности.

Доказательство. Величины независимы, поэтому некоррелированы, дисперсии ограничены и, поскольку матожидание суммы равно сумме матожиданий (которые равны a , поскольку они одинаково распределены), $\mathbb{E}\frac{S_n}{n} = a$; применим теорему. ■

Следствие 26.3 (закон больших чисел для схем Бернулли). Пусть ξ_1, \dots независимые бернуллиевские случайные величины с вероятностью p . Тогда

$$P\left(\left|\frac{S_n}{n} - p\right| \geq t\right) \rightarrow 0 \quad \text{при} \quad t > 0.$$

Доказательство. Для бернуллиевских величин верно

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\xi_1 &= P(\xi_1 = 1) = p; \\ \mathbb{D}\xi &= \mathbb{E}\xi_1^2 - (\mathbb{E}\xi_1)^2 = p - p^2.\end{aligned}$$

Показали ограниченность дисперсий, и можно применить теорему. ■

§27. Усиленный закон больших чисел. Следствие. Метод Монте–Карло

Теорема 27.1 (усиленный закон больших чисел). Пусть ξ_1, \dots — независимые случайные величины, $\mathbb{E}|\xi_k - \mathbb{E}\xi_k|^4 \leq C$. Тогда $\frac{S_n}{n} - \mathbb{E}\frac{S_n}{n} \rightarrow 0$ почти наверное.

Доказательство. Пусть $a_n = \mathbb{E}\xi_n$, $\tilde{\xi}_n = \xi_n - a_n$; очевидно, $\mathbb{E}\tilde{\xi}_n = 0$, и тогда нам надо доказать, что при $\mathbb{E}\xi_n^4 \leq c$ верно $\frac{\xi_1 + \dots + \tilde{\xi}_n}{n} \rightarrow 0$ почти наверное.

Далее считаем, что $a_n = 0$, $A_n = \left\{\left|\frac{S_n}{n}\right| > \varepsilon\right\}$.

Если в какой то точке нет стремления к нулю, то это означает, что она лежит в бесконечном числе A_n . Мы раньше обсуждали, как можно описать все такие множества, они описываются как

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

Таким образом, надо доказать, что $P(A) = 0$. По лемме 10.1 (Борелля–Кантелли) достаточно доказать, что $\sum_{n=1}^{\infty} P(A_n) < +\infty$.

$$P(A_n) = P\left(\left|\frac{S_n}{n}\right|^4 > \varepsilon^4\right) \leq \frac{\mathbb{E}(\frac{S_n}{n})^4}{\varepsilon^4} = \frac{\mathbb{E}S_n^4}{n^4\varepsilon^4}. \quad (*)$$

Докажем, что $\mathbb{E}S_n^4 \leq cn^4$.

$$(\xi_1 + \dots + \xi_n)^4 = \sum \xi_k^4 + C_1 \sum_{i \neq j} \xi_i^2 \xi_j^2 + C_2 \sum \xi_i^2 \xi_j \xi_k + C_3 \sum \xi_i^3 \xi_k + C_4 \sum \xi_i \xi_j \xi_k \xi_l.$$

Величины независимы, а $\mathbb{E}\xi_k = 0$, так что

$$\begin{aligned} \mathbb{E}S_n^4 &= \sum \mathbb{E}\xi_k^4 + C_1 \sum_{i \neq j} \mathbb{E}(\xi_i^2 \xi_j^2) \\ &\leq nC + C_1 \sum_{i \neq j} \mathbb{E}(\xi_i^2) \mathbb{E}(\xi_j^2) \leq [\text{по неравенству Ляпунова}] \\ &\leq nC + C_1 \sum \sqrt{\mathbb{E}\xi_i^4} \sqrt{\mathbb{E}\xi_j^4} \leq nC + C_1 n^2 C \leq cn^2. \end{aligned}$$

Применяя к (*), получаем, что $P(A_n) \leq \frac{c}{n^2 \varepsilon^4}$, значит ряд сходится. ■

Следствие 27.2 (усиленный закон больших чисел схемы Бернулли). Пусть p — вероятность успеха в бернуллиевских величинах ξ_i . Тогда $\frac{S_n}{n} \rightarrow p$ почти наверное.

Доказательство. $\mathbb{E}(\xi_1 - p)^4 < +\infty$, так как $(\xi_1 - p)^4$ принимает значение p^4 с вероятностью $1 - p$ и $(1 - p)^4$ с вероятностью p . ■

Пример 27.1 (метод Монте-Карло). Есть фигура на плоскости. Хотим оценить её площадь. Для этого возьмём прямоугольник, полностью покрывающий эту фигуру, и будем брать случайные точки внутри него. Пусть случайная величина $\xi_i = 1$, если i -ая случайная точка лежит внутри фигуры, и $\xi_i = 0$, если не лежит. Вероятность того, что точка попадёт? равна $p = \frac{\text{площадь фигуры}}{\text{площадь прямоугольника}}$. По следствию для схемы Бернулли, $\frac{S_n}{n} \rightarrow p$ почти наверное, то есть, посчитав большое количество точек, можно оценить площадь фигуры.

Теорема 27.3 (усиленный закон больших чисел в форме Колмогорова). Пусть ξ_1, \dots независимые одинаково распределенные случайные величины, $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$. Тогда $\frac{S_n}{n} \rightarrow a$ почти наверное равносильно тому, что $a = \mathbb{E}\xi_1$.

§28. Математическое ожидание функции от последовательности сходящихся по вероятности случайных величин. Доказательство Бернштейна теоремы Вейерштрасса

Теорема 28.1. Пусть $a \in \mathbb{R}$, $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ — ограниченная M , непрерывная в точке a , ξ_1, ξ_2, \dots сходятся к a по вероятности. Тогда $\mathbb{E}f(\xi_n) \rightarrow f(a)$.

Доказательство. Оценим сверху модуль разности:

$$|\mathbb{E}f(\xi_n) - f(a)| = |\mathbb{E}(f(\xi_n) - f(a))| \leq \mathbb{E}|f(\xi_n) - f(a)|$$

$$\begin{aligned}
 &= \mathbb{E}(|f(\xi_n) - f(a)| \cdot \mathbb{1}_{\{|\xi_n - a| < \epsilon\}}) + \mathbb{E}(|f(\xi_n) - f(a)| \cdot \mathbb{1}_{\{|\xi_n - a| \geq \epsilon\}}) \\
 &\leq \sup_{|x-a| < \epsilon} |f(x) - f(a)| + 2M \cdot P(|\xi_n - a| \geq \epsilon)
 \end{aligned}$$

Устремим ϵ к 0 и ограничим верхний предел сверху (не знаем про существование обычного, тем не менее нам этого достаточно, так как величина всегда не отрицательна):

$$\overline{\lim} |\mathbb{E}f(\xi_n) - f(a)| \leq \sup_{|x-a| < \epsilon} |f(x) - f(a)| + 2M \cdot \overline{\lim} P(|\xi_n - a| \geq \epsilon) \rightarrow 0$$

Первое слагаемое можем сделать сколь угодно маленьким, так как функция непрерывна. Второе слагаемое стремится к нулю, так как есть сходимости ξ_n к a по вероятности. ■

Теорема 28.2 (Вейерштрасса). Пусть $f \in C[a, b]$. Тогда существует последовательность многочленов $P_n \in \mathbb{R}[x]$ такая, что $P_n \Rightarrow f$ на $[a, b]$.

Доказательство. Считаем, что $[a, b] = [0, 1]$, так как можем преобразовать аргументы в обе стороны какими-то линейными преобразованиями и от этого ничего не сломается. Рассмотрим схему Бернулли с вероятностью успеха p и введем случайную величину $\xi_n = \frac{S_n}{n}$, где S_n — количество выигрышей среди первых n бросков в нашей схеме.

$$\mathbb{E}f(\xi_n) = \sum_{k=0}^n f\left(\frac{k}{n}\right) P(S_n = k) = \sum_{k=0}^n f\left(\frac{k}{n}\right) \cdot C_n^k p^k (1-p)^{n-k}$$

Получили какой-то многочлен (многочлен Бернштейна) от p n -ой степени. Тогда оценим разницу такого многочлена и $f(p)$ так же как оценивали разность в прошлой теореме:

$$\begin{aligned}
 |\mathbb{E}f(\xi_n) - f(p)| &\leq \sup_{|x-p| \leq \epsilon} |f(x) - f(p)| + 2M \cdot P(|\xi_n - p| \geq \epsilon) \\
 &\leq \omega_f(\epsilon) + P\left(\left|\frac{S_n}{n} - p\right| \geq \epsilon\right) \leq \omega_f(\epsilon) \frac{\mathbb{D} \frac{S_n}{n}}{\epsilon^2} \\
 &= \omega_f(\epsilon) + \frac{p(1-p)}{n\epsilon^2} \leq \omega_f(\epsilon) + \frac{1}{4n\epsilon^2}
 \end{aligned}$$

где $\omega_f(\epsilon)$ — это модуль непрерывности функции. Объяснение предпоследнего перехода — вынесли $\frac{1}{n}$ как коэффициент с квадратом, расписали дисперсию суммы как сумму дисперсий, так как броски монетки независимы.

Таким образом получили какую-то оценку выраженную через n и ϵ . Теперь давайте скажем, что $\epsilon = \frac{1}{\sqrt[3]{n}}$ и получим равномерное стремление к нулю. ■

§29. Производящие функции для целозначных случайных величин. Примеры

Определение. Пусть $\xi: \Omega \rightarrow \mathbb{N}_0$ — случайная величина. Тогда её *производящей функцией* называется

$$G_\xi(z) = \sum_{n=0}^{\infty} P(\xi = n)z^n.$$

Свойства 29.1 (производящей функции).

1. $G_\xi(z) = \mathbb{E}z^\xi$;
2. $G_\xi(1) = 1$ и ряд сходится в единичном круге.
3. $G'_\xi(1) = \mathbb{E}\xi$;
4. $\mathbb{E}\xi^2 = G''_\xi(1) + G'_\xi(1)$;
5. $\mathbb{D}\xi = G''_\xi(1) + G'_\xi(1) - (G'_\xi(1))^2$;
6. Если ξ и η независимы, то $G_{\xi+\eta}(z) = G_\xi(z) \cdot G_\eta(z)$.

Доказательство.

1. ξ действует в неотрицательные числа, так что

$$\mathbb{E}z^\xi = \int_{\mathbb{R}} z^x dP_\xi(x) = \sum_{n=0}^{\infty} P(\xi = n)z^n.$$

2. Подставим 1 в определение, получим сумму вероятностей всех возможных событий, что равняется единице. Коэффициенты — некоторые вероятности, — неотрицательны, так что в единичном круге есть сходимость.

3. По определению

$$G'_\xi(z) = \sum_{n=1}^{\infty} nP(\xi = n)z^{n-1};$$

$$G'_\xi(z) = \sum_{n=1}^{\infty} nP(\xi = n),$$

что в точности равно $\mathbb{E}\xi$.

4. По определению

$$G''_\xi(z) = \sum_{n=1}^{\infty} n(n-1)P(\xi = n)z^{n-2}$$

Пользуясь предыдущим пунктом, получим

$$G''_{\xi}(1) + G'_{\xi}(1) = \sum_{n=1}^{\infty} n^2 P(\xi = n),$$

что в точности равно $\mathbb{E}\xi^2$.

5. По свойствам дисперсии $\mathbb{D}\xi = \mathbb{E}\xi^2 - (\mathbb{E}\xi)^2$. Подставим два предыдущих пункта.

6. Рассмотрим $G(z) = G_{\xi}(z) \cdot G_{\eta}(z)$. Это свёртка последовательностей. Коэффициент при n -ой степени равен $c_n = P(\xi = 0)P(\eta = n) + P(\xi = 1)P(\eta = n-1) + \dots + P(\xi = n)P(\eta = 0) = P(\xi + \eta = n)$, а значит $G(z) = G_{\xi+\eta}(z)$. ■

Примеры 29.1. 1. Равномерное распределение. Пусть ξ равновероятно принимает значения из $\{0, 1, \dots, n-1\}$. Тогда

$$G_{\xi} = \frac{1 + z + \dots + z^{n-1}}{n} = \frac{1 - z^n}{n(1 - z)}.$$

Чтобы было удобнее работать, сделаем замену $z = 1 + t$:

$$G_{\xi}(1+t) = \frac{(1+t)^n - 1}{nt} = \frac{1}{n} \binom{n}{1} t + \frac{1}{n} \binom{n}{2} t^2 + \dots$$

И тогда можем вычислить

$$\begin{aligned} G'_{\xi}(1) &= \frac{n-1}{2}; \\ G''_{\xi}(1) &= \frac{(n-1)(n-2)}{3}; \\ \mathbb{D}\xi &= \frac{n^2-1}{12}. \end{aligned}$$

2. Задача Галилея. Бросается три кубика, какова вероятность что сумма очков равна 10?. Пусть ξ_i — количество очков на i -м кубике.

$$\begin{aligned} G_{\xi_i}(z) &= \frac{z + z^2 + \dots + z^6}{6} = \frac{z(1 - z^6)}{6(1 - z)}; \\ G_{\xi_1 + \xi_2 + \xi_3}(z) &= (G_{\xi}(z))^3 = \frac{z^3(1 - z^6)^3}{6^3(1 - z)^3} = \frac{1}{6^3} z^3 (1 - 3z^6 + 3z^{12} - z^{18}) \sum_{n=0}^{\infty} \binom{n+2}{n} z^n; \end{aligned}$$

По определению производящей функции коэффициент при z_{10} — это $P(\xi_1 + \xi_2 + \xi_3 = 10)$, как раз то, что мы ищем.

$$P(\xi_1 + \xi_2 + \xi_3 = 10) = \frac{1}{6^3} \left(\binom{9}{7} - \binom{3}{1} \right) = \frac{1}{8}.$$

§30. Математическое ожидание для комплекснозначных случайных величин. Свойства. Ковариация

Определим комплекснозначные случайные величины.

Определение. $\xi: \Omega \rightarrow \mathbb{C}$ — случайная величина, если $\operatorname{Re} \xi$ и $\operatorname{Im} \xi$ — вещественнозначные случайные величины; $\xi = \operatorname{Re} \xi + i \operatorname{Im} \xi$, $\mathbb{E} \xi = \mathbb{E}(\operatorname{Re} \xi) + i \mathbb{E}(\operatorname{Im} \xi)$.

Свойства 30.1 (комплекснозначной случайной величины).

1. Комплексная линейность;
2. $|\mathbb{E} \xi| \leq \mathbb{E} |\xi|$;

Доказательство.

1. Докажем, что $\mathbb{E}(i\xi) = i\mathbb{E}\xi$. Пусть $\xi = \zeta + i\eta$, где $\zeta, \eta: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$. Тогда

$$\mathbb{E}(i\xi) = \mathbb{E}(i\zeta - \eta) = i\mathbb{E}\zeta - \mathbb{E}\eta = i(\mathbb{E}\zeta + i\mathbb{E}\eta) = i\mathbb{E}\xi.$$

2. Возьмем $c = \frac{\overline{\mathbb{E}\xi}}{|\mathbb{E}\xi|}$, тогда $|c| = 1$, $\mathbb{E}(c\xi) = |\mathbb{E}\xi|$.

$$\mathbb{E} |\xi| = \mathbb{E} |c\xi| \geq \mathbb{E} |\operatorname{Re}(c\xi)| \geq \mathbb{E}(\operatorname{Re}(c\xi)) = \operatorname{Re} \mathbb{E}(c\xi) = |\mathbb{E}\xi|.$$

■

Определение. Ковариацией комплекснозначных случайных величин ξ и η называется

$$\operatorname{cov}(\xi, \eta) = \mathbb{E}((\xi - \mathbb{E}\xi)(\eta - \mathbb{E}\eta)).$$

Понятно, что для величин, принимающих вещественное значение определение не изменилось.

Также заметим, что сохранилось равенство

$$\mathbb{D}\xi = \operatorname{cov}(\xi, \xi).$$

§31. Характеристическая функция. Свойства. Характеристическая функция нормального распределения

Определение. Характеристическая функция вещественнозначной случайной величины ξ — это

$$\varphi_\xi(t) = \mathbb{E} e^{i\xi t}.$$

Свойства 31.1 (характеристической функции).

1. $\varphi_\xi(0) = 1, |\varphi_\xi(t)| \leq 1$;
2. $\varphi_{a\xi+b}(t) = e^{itb} \varphi_\xi(at)$;
3. Если ξ и η независимы, то $\varphi_{\xi+\eta}(t) = \varphi_\xi(t) \varphi_\eta(t)$
4. Если ξ_1, \dots, ξ_n независимы, то $\varphi_{\xi_1+\dots+\xi_n}(t) = \varphi_{\xi_1}(t) \cdot \dots \cdot \varphi_{\xi_n}(t)$
5. $\varphi_\xi(-t) = \overline{\varphi_\xi(t)}$
6. $\varphi_\xi(t)$ — равномерно непрерывна на \mathbb{R}

Доказательство.

2. $\varphi_{a\xi+b}(t) = \mathbb{E}(e^{it(a\xi+b)}) = e^{itb} \mathbb{E}e^{ia\xi t} = e^{itb} \varphi_\xi(at)$
3. $\varphi_{\xi+\eta}(t) = \mathbb{E}(e^{it(\xi+\eta)}) = \mathbb{E}(e^{it\xi} \cdot e^{it\eta}) = \mathbb{E}e^{it\xi} \mathbb{E}e^{it\eta} = \varphi_\xi(t) \varphi_\eta(t)$
6. $|\varphi_\xi(t+h) - \varphi_\xi(t)| = |\mathbb{E}(e^{i\xi(t+h)}) - e^{it\xi}| = |\mathbb{E}(e^{it\xi}(e^{ih\xi} - 1))| \leq \mathbb{E}|e^{ih\xi} - 1|$. Хотим доказать, что $\mathbb{E}|e^{ih\xi} - 1| \rightarrow 0$ при $h \rightarrow 0$. По определению матожидания

$$\mathbb{E}|e^{ih\xi} - 1| = \int_{\mathbb{R}} |e^{ihx} - 1| dP_\xi(x).$$

$|e^{ihx} - 1| \rightarrow 0$. По теореме Лебега подынтегральное выражение всегда ≤ 2 , то есть это суммируемая мажоранта и можно менять предел и интеграл местами.

,

Пример 31.1. Пусть $\xi \sim \mathcal{N}(a, \sigma^2)$, найдём его производящую функцию $\varphi_\xi(t)$.

Пусть $\eta \sim \mathcal{N}(0, 1)$; знаем, что $\xi = \sigma\eta + a$, $\varphi_\xi(t) = e^{ita} \varphi_\eta(\sigma t)$, поэтому достаточно найти характеристическую функцию для η .

$$\varphi_\eta(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\mathbb{R}} e^{itx} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \frac{e^{-\frac{t^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} \int_{\mathbb{R}} e^{-\frac{(x-it)^2}{2}} dx.$$

Знаем, что $\int_{\mathbb{R}} f(x) dx = \sqrt{2\pi}$, где $f(z) = e^{-\frac{z^2}{2}}$, хотим посчитать $I = \int_{\mathbb{R}} f(x - it) dx$.

Сделаем это с помощью вычетов. Для этого посчитаем интеграл по контуру Γ_R :

$$0 = \int_{\Gamma_R} f(z) dz = \int_{-R}^R + \int_R^{R-it} + \int_{R-it}^{-R-it} + \int_{-R-it}^{-R}.$$

Знаем, что

$$\int_{-R}^R \rightarrow \sqrt{2\pi}, \quad \int_{R-it}^{-R-it} \rightarrow -I.$$

Оценим второй:

$$\left| \int_R^{R-it} f(z) dz \right| \leq \int_0^{-t} |e^{-\frac{(R-iy)^2}{2}}| dy = \int_0^{-t} (e^{-\frac{R^2}{2} + \frac{y^2}{2}}) dy \leq t \cdot \max(e^{-\frac{R^2}{2} + \frac{y^2}{2}}) = t \cdot e^{\frac{t^2}{2}} \cdot e^{-\frac{R^2}{2}} \rightarrow 0.$$

Аналогично с последним интегралом. Итого получаем, что

$$I = \sqrt{2\pi} \implies \varphi_\eta(t) = \frac{e^{-\frac{t^2}{2}}}{\sqrt{2\pi}} \sqrt{2\pi} = e^{-\frac{t^2}{2}} \implies \varphi_\xi(t) = e^{ita} e^{-\frac{\sigma^2 t^2}{2}}.$$

§32. Две теоремы о связи между математическим ожиданием и характеристической функцией

Теорема 32.1. Если $\mathbb{E}|\xi|^n < +\infty$, то при $k \leq n$

$$\varphi_\xi^{(k)}(t) = \mathbb{E}((i\xi)^k e^{it\xi}).$$

Доказательство. Индукция. База $k = 0$ — определение характеристической функции.

Переход $k \rightarrow k + 1$:

$$\begin{aligned} \varphi_\xi^{(k+1)}(t) &= \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\mathbb{E}((i\xi)^k e^{i(t+h)\xi}) - \mathbb{E}((i\xi)^k e^{it\xi})}{h} = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\mathbb{E}((i\xi)^k e^{it\xi} \frac{e^{ih\xi} - 1}{h})}{h} \\ &= \lim_{h \rightarrow 0} \int_{\mathbb{R}} (ix)^k e^{itx} \frac{e^{ihx} - 1}{h} dP_\xi(x) = \int_{\mathbb{R}} \lim_{h \rightarrow 0} (ix)^k e^{itx} \frac{e^{ihx} - 1}{h} dP_\xi(x) \\ &= \int_{\mathbb{R}} (ix)^{k+1} e^{itx} dP_\xi(x) = \mathbb{E}((i\xi)^{k+1} e^{it\xi}). \end{aligned}$$

Нужно пояснить, почему можно менять интеграл и предел местами. Покажем, что есть суммируемая мажоранта. Если $|xh| \geq 1$, то

$$\left| \frac{e^{ihx} - 1}{h} \right| \leq \frac{2}{|h|} = O(x).$$

Если $|xh| < 1$, то

$$\left| \frac{e^{ihx} - 1}{h} \right| = \left| \frac{1 + O(ihx) - 1}{h} \right| = O(x).$$

Таким образом, в любом случае значение подынтегрального выражения не превосходит $|x|^k O(x) \leq C|x|^{k+1}$. Это суммируемая мажоранта, так как интеграл по ней это $(k + 1)$ -й момент, который конечен по условию. ■

Следствие 32.2.

$$\mathbb{E}\xi = -i\varphi'_\xi(0);$$

$$\mathbb{D}\xi = -\varphi''_{\xi}(0) + (\varphi'_{\xi}(0))^2.$$

Теорема 32.3. Если существует $\varphi''_{\xi}(0)$, то $\mathbb{E}\xi^2 < +\infty$.

Доказательство.

$$\mathbb{E}\xi^2 = \int_{\mathbb{R}} x^2 dP_{\xi}(x) = \int_{\mathbb{R}} \lim_{t \rightarrow 0} \left(\frac{\sin(tx)}{t} \right)^2 dP_{\xi}(x). \quad (\star)$$

Воспользуемся леммой Фату (интеграл от предела не превосходит предела от интеграла) и продолжим (★) неравенством:

$$\begin{aligned} \int_{\mathbb{R}} \lim_{t \rightarrow 0} \left(\frac{\sin(tx)}{t} \right)^2 dP_{\xi}(x) &\leq \lim \int_{\mathbb{R}} \left(\frac{\sin(tx)}{t} \right)^2 dP_{\xi}(x) = \lim_{t \rightarrow 0} \int_{\mathbb{R}} \left(\frac{e^{itx} - e^{-itx}}{2it} \right)^2 dP_{\xi}(x) \\ &= \lim_{t \rightarrow 0} -\frac{1}{4t^2} \int_{\mathbb{R}} (e^{2itx} + e^{-2itx} - 2) dP_{\xi}(x) \\ &= \lim_{t \rightarrow 0} -\frac{1}{4t^2} (\varphi_{\xi}(2t) + \varphi_{\xi}(-2t) - 2) \\ &= [\varphi_{\xi}(s) = 1 + \varphi'_{\xi}(0) \cdot s + \frac{\varphi''_{\xi}(0)}{2} s^2 + o(s^2) = 1 + as + bs^2 + o(s^2)] \\ &= \lim_{t \rightarrow 0} -\frac{1}{4t^2} (1 + 2at + 4t^2b + o(t^2) + 1 - 2at + 4t^2b - 2) = -2b \\ &= \varphi''_{\xi}(0). \end{aligned}$$

■

§33. Формула обращения

Теорема 33.1 (формула обращения). Пусть $a < b$ такие, что $P(\xi = a) = P(\xi = b) = 0$. Тогда

$$P(a \leq \xi \leq b) = \lim_{T \rightarrow +\infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-T}^T \frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{it} \varphi_{\xi}(t) dt. \quad (\dagger)$$

Заметим, что интеграл $\int_{-\infty}^{\infty}$ может расходиться, а сходится должен только в смысле главного значения.

Доказательство. Шаг 1. Пусть $\xi = \frac{a+b}{2} + \frac{b-a}{2}\eta$. Тогда $\xi \in [a, b] \iff \eta \in [-1, 1]$.

$$\varphi_{\xi}(t) = e^{i\frac{a+b}{2}t} \varphi_{\eta}\left(\frac{b-a}{2}t\right);$$

$$\varphi_{\xi}(t) = e^{i\frac{a+b}{2}t} \varphi_{\eta}\left(\frac{b-a}{2}t\right).$$

$$\int_{-T}^T \frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{it} \varphi_{\xi}(t) dt = \int_{-T}^T \frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{it} e^{i\frac{a+b}{2}t} \varphi_{\eta}\left(\frac{b-a}{2}t\right) dt$$

$$\begin{aligned}
&= \int_{-T}^T \frac{e^{-i(\frac{a-b}{2})t} e^{-i(\frac{b-a}{2})t}}{it} \varphi_{\eta}\left(\frac{b-a}{2}t\right) dt = [u = \frac{b-a}{2}t] \\
&= \int_{-T(\frac{b-a}{2})}^{T(\frac{b-a}{2})} \frac{e^{iu} - e^{-u}}{iu} \varphi_{\eta}(u) du. \quad (*)
\end{aligned}$$

Если $(*)$ равна $2\pi P(-1 \leq \eta \leq 1) = 2\pi P(a \leq \xi \leq b)$, то доказали. Таким образом свели к частному случаю $(a = -1, b = 1)$.

Шаг 2. Пусть $a = -1, b = 1$.

$$\lim_{T \rightarrow +\infty} \int_{-T}^T \frac{e^{it} - e^{-it}}{it} \int_{\mathbb{R}} e^{itx} dP_{\xi}(x) dt. \quad (**)$$

Для подынтегрального выражения верно

$$\left| e^{itx} \frac{e^{it} - e^{-it}}{it} \right| = \left| \frac{e^{it} - e^{-it}}{it} \right| \leq M,$$

значит есть суммируемость и можем применить теорему Фубини, поменяв интегралы местами. Продолжим $(**)$ равенством:

$$\lim_{T \rightarrow +\infty} \int_{\mathbb{R}} \int_{-T}^T \frac{e^{it} - e^{-it}}{it} \int_{\mathbb{R}} e^{itx} dP_{\xi}(x) dt = \lim_{T \rightarrow +\infty} \int_{\mathbb{R}} \Phi_T(x) dP_{\xi}(x). \quad (***)$$

Рассмотрим функция под интегралом.

$$\begin{aligned}
\Phi_T(x) &= \int_{-T}^T e^{itx} \frac{e^{it} - e^{-it}}{it} dt = \int_{-T}^T \int_{-1}^1 e^{itx} e^{iut} du dt = [\text{по теореме Фубини}] \\
&= \int_{-1}^1 \int_{-T}^T e^{it(x+u)} dt du \int_{-1}^1 \frac{e^{i(x+u)t}}{(x+u)i} \Big|_{-T}^T du = 2 \int_{-1}^1 \frac{\sin((x+u)T)}{(x+u)} du = [v = (x+u)T] \\
&= \int_{(x-1)T}^{(x+1)T} \frac{2 \sin v}{v} dv = F((x+1)T) - F((x-1)T).
\end{aligned}$$

Функция $F(y) = \int_0^y \frac{2 \sin v}{v} dv$ непрерывна на \mathbb{R} и имеет предел в $\pm\infty$, значит это ограниченная функция, значит есть суммируемая мажоранта(константа) и в $(***)$ можно воспользоваться теоремой Лебега и поменять местами предел и интеграл. Осталось понять, чему равен $\lim_{T \rightarrow +\infty} F((x+1)T) - F((x-1)T)$. Если $x > 1$, то $x+1, x-1 > 0$, значит аргументы стремятся к $+\infty$, следовательно $F(\dots) \rightarrow \pi$, итого получаем, что всё выражение стремится к пределу. Аналогично при $x < 1$ будет $x+1, x-1 > 0$, значит аргументы будут стремиться к $-\infty$, $F(\dots) \rightarrow \pi$ и снова предел равен нулю. Если

$x \in (-1, 1)$, тогда $\lim = 2\pi$.

Продолжим (***) равенством:

$$\begin{aligned} \lim_{T \rightarrow +\infty} \int_{\mathbb{R}} \Phi_T(x) dP_{\xi}(x) &= \int_{\mathbb{R}} \lim_{T \rightarrow +\infty} \Phi_T(x) dP_{\xi}(x) \\ &= \int_{\mathbb{R}} 2\pi \mathbb{1}_{[-1,1]}(x) dP_{\xi}(x) = 2\pi P(-1 \leq \xi \leq 1), \end{aligned}$$

что и требовалось доказать. ■

§34. Следствия формулы обращения. Сумма независимых нормальных случайных величин

Следствие 34.1.

1. Если $\varphi_{\xi} = \varphi_{\eta}$, то $P_{\xi} = P_{\eta}$.
2. Если модуль характеристической функции суммируем $\int_{\mathbb{R}} |\varphi_{\xi}(t)| dt < +\infty$, то P_{ξ} имеет плотность и, более того,

$$p_{\xi}(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} e^{-itx} \varphi_{\xi}(t) dt.$$

Эта формула называется *преобразованием Фурье*, а обратная ей (определение характеристической функции) *обратным преобразованием Фурье*.

Доказательство.

1. Пусть $A = \{x \in \mathbb{R} \mid P(\xi = x) > 0\}$. A — не более чем счётное, так как в точках из A функция распределения F_{ξ} имеет скачки. Тогда φ_{ξ} однозначно определяет $P(a \leq \xi \leq b)$, если $a, b \notin A$ (это из утверждения теоремы). Поймём, что она определяет и всё остальное распределение тоже. $F_{\xi}(b) = \lim_{n \rightarrow +\infty} P(a_n \leq \xi \leq b)$, где $a_n \searrow -\infty$, $a_n \notin A$ однозначно определяется φ_{ξ} ($b \notin A$). Пусть $b \in A$, возьмём $b_n \searrow b$, $b_n \notin A$. Тогда, так как функция распределения непрерывна справа, то $F_{\xi}(b) = \lim_{n \rightarrow +\infty} F_{\xi}(b_n)$ также однозначно определяется φ_{ξ} . Итого, однозначно определили P_{ξ} .
2. Поймём что при данных условиях интеграл из формулы обращения (†) сходится абсолютно.

$$\left| \frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{it} \varphi_{\xi}(t) \right| = \left| \frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{t} \right| |\varphi_{\xi}(t)| \leq M |\varphi_{\xi}(t)|.$$

Последнее верно, так как $\frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{t}$ — ограниченная функция, поскольку она

непрерывная и стремится к нулю при $t \rightarrow \pm\infty$.

$$\int_a^b p_\xi(x) dx = \frac{1}{2\pi} \int_a^b \int_{\mathbb{R}} e^{-itx} \varphi_\xi(t) dt dx. \quad (\spadesuit)$$

Подынтегральное выражение не превосходит по модулю $|\varphi_\xi(t)|$ — суммируемая по условию. Значит можем применить теорему Фубини и в (\spadesuit) поменять порядок интегрирования.

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi} \int_a^b \int_{\mathbb{R}} e^{-itx} \varphi_\xi(t) dt dx &= \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \int_a^b e^{-itx} \varphi_\xi(t) dx dt = \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \varphi_\xi(t) \frac{e^{-itx}}{-it} \Big|_a^b dt \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{it} \varphi_\xi(t) dt = P(a \leq \xi \leq b). \end{aligned}$$

Чтобы было верно последнее равенство, то есть формула обращения, нужно условие $P(\xi = a) = P(\xi = b) = 0$. Поймем, что при условии следствия не может быть $P(\xi = c) > 0$; пусть $a_n \nearrow c$, $b_n \searrow c$ ($a_n, b_n \in A$), тогда

$$P(\xi = c) = \lim_{n \rightarrow +\infty} P(a_n \leq \xi \leq b_n) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \int_{a_n}^{b_n} p_\xi(x) dx \leq (b_n - a_n)C \rightarrow 0.$$

■

Теорема 34.2. Пусть $\xi_k \sim \mathcal{N}(a_k, \sigma_k^2)$ — независимые случайные величины и $\eta = a_0 + \sum_{k=1}^n c_k \xi_k$, причем хотя бы одна $c_k \neq 0$. Тогда

$$\eta \sim \mathcal{N}(a_0 + \sum_{k=1}^n c_k a_k, \sum_{k=1}^n c_k^2 \sigma_k^2).$$

Доказательство. Рассмотрим характеристическую функцию ν .

$$\begin{aligned} \varphi_\eta(t) &= e^{ita_0} \varphi_{\xi_1}(c_1 t) \cdot \dots \cdot \varphi_{\xi_n}(c_n t) = e^{ita_0} e^{ic_1 t a_1 - \frac{c_1^2 t^2 \sigma_1^2}{2}} \cdot \dots \\ &= e^{it(a_0 + \dots + a_n c_n)} e^{-\frac{t^2(c_1^2 \sigma_1^2 + \dots + c_n^2 \sigma_n^2)}{2}} = e^{iat - \frac{\sigma^2 t^2}{2}}. \end{aligned}$$

Это характеристическая функция $\mathcal{N}(a, \sigma^2)$, где

$$a = a_0 + \dots + a_n c_n, \quad \sigma^2 = c_1^2 \sigma_1^2 + \dots + c_n^2 \sigma_n^2.$$

■

§35. Теорема о сходимости по распределению (все, кроме 7 \Rightarrow 1)

Теорема 35.1. Пусть ξ_1, ξ_2, \dots последовательность случайных величин, F_1, F_2, \dots — их функции распределения, $\varphi_1, \varphi_2, \dots$ — их характеристические функции. Тогда следующие условия равносильны:

1. $\xi_n \rightarrow \xi$ по распределению;
2. Для любого открытого $U \subset \mathbb{R}$ верно

$$\liminf_{n \rightarrow +\infty} P(\xi_n \in U) \geq P(\xi \in U).$$

3. Для любого замкнутого $A \subset \mathbb{R}$ верно

$$\overline{\lim}_{n \rightarrow +\infty} P(\xi_n \in A) \leq P(\xi \in A).$$

4. Для любого борелевского регулярного множества B (то есть $P(\xi \in \text{Cl } B \setminus \text{Int } B) = 0$) верно

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P(\xi_n \in B) = P(\xi \in B).$$

5. Для любого борелевского регулярного множества B верно

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{E}1_B(\xi_n) = \mathbb{E}1_B(\xi).$$

6. Для любой ограниченной непрерывной на \mathbb{R} функции f верно

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{E}f(\xi_n) = \mathbb{E}f(\xi).$$

7. $\varphi_n \rightarrow \varphi$ поточечно;

Доказательство.

3 \Rightarrow 2. Возьмём $U = \mathbb{R} \setminus A$, тогда $P(\xi_n \in U) = 1 - P(\xi_n \in A)$ и

$$\liminf_{n \rightarrow +\infty} P(\xi_n \in U) = 1 - \overline{\lim}_{n \rightarrow +\infty} P(\xi_n \in A) \geq 1 - P(\xi \in A) = P(\xi \in U).$$

2 \Rightarrow 3. Аналогично предыдущему.

4 \Rightarrow 5. Понятно, что $P(\xi_n \in B) = \mathbb{E}1_B(\xi_n)$ и $P(\xi \in B) = \mathbb{E}1_B(\xi)$, так что

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P(\xi_n \in B) = \lim_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{E}1_B(\xi_n) = \mathbb{E}1_B(\xi) = P(\xi \in B).$$

5 \Rightarrow 4. Аналогично предыдущему.

6 \Rightarrow 7.

$$\varphi_\xi(t) = \mathbb{E}e^{it\xi} = \mathbb{E}(\cos(\xi t)) + i\mathbb{E}(\sin(\xi t)).$$

$2 + 3 \Rightarrow 4$. Пусть $A = \text{Cl } B$, $U = \text{Int } B$ $P(\xi \in A \setminus U) = 0$. Тогда

$$\overline{\lim} P(\xi_n \in B) \leq \overline{\lim} P(\xi_n \in A) \leq P(\xi \in A) = P(\xi \in B) \leq \underline{\lim} P(\xi_n \in A) \leq \underline{\lim} P(\xi_n \in B).$$

Значит, предел существует и он равен $P(\xi \in B)$.

$1 \Rightarrow 2$. Про открытое знаем, что

$$U = \bigcup_{k=1}^{+\infty} (a_k, b_k], \quad \text{где} \quad P(\xi = a_k) = P(\xi = b_k) = 0.$$

$$P(\xi_n \in (a_k, b_k]) = F_n(b_k) - F_n(a_k) \rightarrow F(b_k) - F(a_k) = P(\xi \in (a_k, b_k]);$$

Получаем, что

$$\begin{aligned} P(\xi_n \in U) &\geq P(\xi_n \in \bigcup_{k=1}^m (a_k, b_k]) = \sum_{k=1}^m P(\xi_n \in (a_k, b_k]) \\ &\xrightarrow{m \rightarrow \infty} \sum_{k=1}^m P(\xi \in (a_k, b_k]) = P(\xi \in \bigcup_{k=1}^m (a_k, b_k]); \end{aligned}$$

Возьмём нижний предел:

$$\underline{\lim} P(\xi_n \in U) \geq \underline{\lim} P(\xi_n \in \bigcup_{k=1}^m (a_k, b_k]) = \lim \dots = P(\xi \in \bigcup_{k=1}^m (a_k, b_k]) \xrightarrow{m \rightarrow \infty} P(\xi \in U).$$

Значит, $\underline{\lim} P(\xi_n \in U) \geq P(\xi \in U)$.

$5 \Rightarrow 6$. Обозначим $D = \{x \in \mathbb{R} \mid P(f(\xi) = x) > 0\} = \{x \mid P_\xi(f^{-1}) > 0\}$ — не более, чем счётное (такие точки — точки разрыва функции распределения). По условию $f \in C(\mathbb{R})$ и $|f| \leq M$. Нарезем $[-M, M]$ на маленькие кусочки: $-M = t_0 < t_1 < \dots < t_n = M$ такие, что $\forall i \ t_i \notin D$ (такое возможно, так как D не более чем счётно). Введём следующие множества A_j, B_j, U_j :

$$A_j = \{x \mid t_{j-1} \leq f(x) \leq t_j\} \supset B_j = \{x \mid t_{j-1} \leq f(x) < t_j\} \supset \{x \mid t_{j-1} < f(x) < t_j\} = U_j.$$

A_j — замкнуто, U_j — открыто и $P(f(\xi) \in A_j \setminus U_j) = 0$, потому что это означает, что $f(\xi) \in t_{j-1}, t_j$, а эти точки не лежат в D , поэтому у них вероятность нулевая. Итого, B_j — регулярное. Из этих B_j теперь соорудим ступенчатую функцию

$$g(x) = \sum_{j=1}^m t_j \cdot \mathbb{1}_{B_j}(x).$$

По 5-му пункту $\lim \mathbb{E}g(\xi_n) = \mathbb{E}g(\xi)$. Заметим, что

$$|f(x) - g(x)| = \max\{|t_j - t_{j-1}|\},$$

тогда это верно и для матожидания:

$$|\mathbb{E}f(\xi) - \mathbb{E}g(\xi)| \leq \mathbb{E}|f(\xi) - g(\xi)| \leq \max|t_j - t_{j-1}|.$$

$$\begin{aligned} |\mathbb{E}f(\xi_n) - \mathbb{E}f(\xi)| &\leq |\mathbb{E}f(\xi_n) - \mathbb{E}g(\xi_n)| + |\mathbb{E}g(\xi_n) - \mathbb{E}g(\xi)| + |\mathbb{E}g(\xi) - \mathbb{E}f(\xi)| \\ &< 2\varepsilon + |\mathbb{E}g(\xi_n) - \mathbb{E}g(\xi)| < 3\varepsilon. \end{aligned}$$

Последнее верно при достаточно большом n . ■

§36. Теорема о сходимости по распределению ($7 \Rightarrow 1$)

Теорема 36.1. $7 \Rightarrow 1$ ($\varphi_n \rightarrow \varphi$ поточечно $\Rightarrow \xi_n \rightarrow \xi$ по распределению)

Доказательство. Возьмем $\eta_\sigma \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$, не зависящую от ξ_1, ξ_2, \dots .

Для независимых величин хар. функция - произведение хар. функций.

$$\varphi_{\xi_n + \eta_\sigma}(t) = \varphi_n(t)\varphi_{\eta_\sigma}(t) = \varphi_n(t)e^{\frac{-\sigma^2 t^2}{2}}$$

φ для нормального распределения мы уже считали, поэтому смогли написать.

$|\varphi_n(t)| \leq 1$, поэтому можно написать:

$$|\varphi_{\xi_n + \eta_\sigma}(t)| \leq e^{\frac{-\sigma^2 t^2}{2}}$$

В частности, интеграл от этой хар. функции сходится.

Пусть $G_n(x) := F_{\xi_n + \eta_\sigma}$. Это непрерывная функция: мы доказывали, что если к произвольному распределению прибавить непрерывное, то результатом будет непрерывное.

Напишем формулу обращения (из-за непрерывности можно выбирать любые a, b):

$$G_n(b) - G_n(a) = \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{2i} \varphi_n(t) e^{\frac{-\sigma^2 t^2}{2}} dt$$

Написали сразу интеграл а не предел, потому что интеграл от $e^{\frac{-\sigma^2 t^2}{2}}$ сходится, а остальной множитель ограничен. Значит весь интеграл сходится. В частности, есть суммируемая мажоранта, поэтому можно перейти к пределу под знаком интеграла (теорема Лебега):

$$\frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{2i} \varphi_n(t) e^{\frac{-\sigma^2 t^2}{2}} dt \rightarrow \frac{1}{2\pi} \int_{\mathbb{R}} \frac{e^{-iat} - e^{-ibt}}{2i} \varphi(t) e^{\frac{-\sigma^2 t^2}{2}} dt = G(b) - G(a)$$

Получили $G_n(b) - G_n(a) \rightarrow G(b) - G(a)$ для всех a, b . Следовательно, $G_n(x) \rightarrow G(x)$ поточечно. (Также обсуждали, что сходимость разностей равносильна сходимости поточечной)

Осталось доказать сходимость F_n . Пусть x - точка непрерывности F , и $\epsilon > 0$. Возьмем из непрерывности $\delta > 0$, такое что $|F(x \pm 2\delta) - F(x)| < \epsilon$.

$$F_n(x) = P(\xi_n \leq x).$$

$$\{\xi_n \leq x\} \subset \{\xi_n + \eta_\sigma \leq x + \delta\} \cup \{|\eta_\sigma| \geq \delta\}$$

$$P(|\eta_\sigma| \geq \delta) \leq \frac{\mathbb{D}\eta_\sigma}{\delta^2} = \frac{\sigma^2}{\delta^2} \text{ - неравенство Чебышева.}$$

$$G_n \rightarrow G \text{ поточечно, поэтому } G_n(x + \delta) < G(x + \delta) + \epsilon$$

Теперь можно написать

$$F_n(x) = P(\xi_n \leq x) \leq P(\xi_n + \eta_\sigma \leq x + \delta) + P(|\eta_\sigma| \geq \delta) \leq G_n(x + \delta) + \frac{\delta^2}{\sigma^2} \leq G(x + \delta) + \epsilon + \frac{\delta^2}{\sigma^2} \leq$$

Аналогично оценим G :

$$\{\xi + \eta_\sigma \leq x + \delta\} \subset \{\xi \leq x + 2\delta\} \cup \{|\eta_\sigma| \geq \delta\}$$

Продолжим неравенство

$$< F(x + 2\delta) + 2\frac{\delta^2}{\sigma^2} + \epsilon < F(x) + 2\epsilon + 2\frac{\delta^2}{\sigma^2}$$

Оценка снизу получается аналогично, надо рассмотреть

$$\{\xi_n \leq x\} \supset \{\xi_n + \eta_\sigma \leq x - \delta\} \setminus \{|\eta_\sigma| \geq \delta\}$$

Получим такую оценку:

$$F_n(x) > F(x) - 2\epsilon - 2\frac{\delta^2}{\sigma^2}$$

Порядок выбора маленьких величин: сначала ϵ , по нему δ , по нему σ . После этого выбора все G_n зафиксированы, как и рассматриваемая точка, и можно переходить к пределу по n и выбрать такое N , что $|G_n(x + \delta) - G(x + \delta)| < \epsilon$, аналогично для $x - \delta$.

Теперь $2\epsilon + \frac{2\sigma^2}{\delta^2} < 4\epsilon$, что и требовалось доказать.

■

§37. Равномерная сходимость к непрерывной функции распределения. Центральная предельная теорема в форме Леви

Теорема 37.1. Пусть функции $F_n, F: \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$ монотонно возрастают и F непрерывна на \mathbb{R} . Тогда, если $F_n \rightarrow F$ поточечно, то $F_n \Rightarrow F$ равномерно.

Доказательство. Найдем t_k , такие что $F(t_k) = \frac{k}{m}$, $t_0 < \dots < t_m$. По условию

$$|F_n(t_k) - F(t_k)| < \varepsilon = \frac{1}{m},$$

начиная с некоторого номера. Рассмотрим $t_k \leq t < t_{k+1}$:

$$F_n(t_k) \leq F_n(t) \leq F_n(t_{k+1}) < F(t_{k+1}) + \varepsilon = \frac{k+1}{m} + \frac{1}{m} = \frac{k}{m} + 2\varepsilon = F(t_k) + 2\varepsilon \leq F(t) + 2\varepsilon.$$

$$F_n(t_k) > F(t_k) - \varepsilon = \frac{k}{m} - \frac{1}{m} = \frac{k+1}{m} - 2\varepsilon = F(t_{k+1}) - 2\varepsilon \geq F(t) - 2\varepsilon.$$

Итого

$$F(t) - 2\varepsilon < F_n(t) < F(t) + 2\varepsilon.$$

■

Теорема 37.2 (Центральная предельная теорема в форме Поля Леви¹). Пусть ξ_1, \dots независимые одинаково распределенные случайные величины. $a = \mathbb{E}\xi_1$, $\sigma^2 = \mathbb{D}\xi_1$, $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$. Тогда

$$P\left(\frac{S_n - \mathbb{E}S_n}{\sqrt{\mathbb{D}S_n}} \leq x\right) = P\left(\frac{S_n - na}{\sqrt{n}\sigma} \leq x\right) \Rightarrow \Phi = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{u^2}{2}} du.$$

Доказательство. Обозначим

$$\varphi(t) = \varphi_{\xi_1 - a}(t) = 1 - \frac{\sigma^2 t^2}{2} + o(t^2).$$

Равенство верно, поскольку у нас есть дисперсия, то характеристическая функция дважды дифференцируема, поэтому есть формула через матожидание и дисперсию для неё. Пусть

$$\varphi_n(t) = \varphi_{\frac{S_n - na}{\sqrt{n}\sigma}}(t) = \varphi_{S_n - an}\left(\frac{t}{\sqrt{n}\sigma}\right).$$

Тогда

$$S_n - an = (\xi_1 - a) + \dots + (\xi_n - a),$$

и, так как ξ_i независимы, то

$$\varphi_{S_n - an}\left(\frac{t}{\sqrt{n}\sigma}\right) = \left(\varphi\left(\frac{t}{\sqrt{n}\sigma}\right)\right)^n = \left(1 - \frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{t^2}{n}\right)\right)^n = \left(1 - \frac{t^2}{2n} + o\left(\frac{1}{n}\right)\right)^n \rightarrow e^{-\frac{t^2}{2}}.$$

Значит, $\frac{S_n - na}{\sqrt{n}\sigma} \rightarrow \mathcal{N}(0, 1)$ по распределению, следовательно, поскольку предельная функция непрерывна, то сходимость будет равномерной. ■

¹Леви

§38. Интегральная теорема Муавра–Лапласа. Теорема Пуассона

Следствие 38.1 (теорема Муавра–Лапласа). Пусть ξ_1, \dots — независимые испытания Бернулли с вероятностью успеха $p \in (0, 1)$, $S_n = \sum_{i=1}^n \xi_i$. Тогда

$$P\left(\frac{S_n - np}{\sqrt{npq}} \leq x\right) \Rightarrow \Phi(x).$$

Доказательство. $\mathbb{E}\xi_1 = p$, $\mathbb{D}\xi_1 = pq$, подставим в теорему. ■

Теорема 38.2 (Пуассона). Пусть

$$\begin{aligned} P(\xi_{nk} = 1) &= p_{nk}, \quad P(\xi_{nk} = 0) = 1 - p_{nk} = q_{nk}; \\ a_n &= \max_{1 \leq k \leq n} p_{nk} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0, \quad p_{n1} + \dots + p_{nn} \rightarrow \lambda > 0; \end{aligned}$$

события ξ_{nk} независимы при фиксированном n . Тогда

$$P(S_n = m) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \frac{e^{-\lambda} \lambda^m}{m!},$$

где $S_n = \xi_{n1} + \dots + \xi_{nn}$.

Доказательство. Докажем методом характеристических функций.

$$\varphi_{\xi_{nk}}(t) = \mathbb{E}e^{it\xi_{nk}} = p_{nk}e^{it} + 1 - p_{nk}.$$

Надо доказать, что характеристическая функция $\varphi_{S_n}(t)$ стремится к $e^{\lambda(e^{it}-1)}$ (так называемая характеристическая функция Пуассона), и тогда равенство из теоремы очевидно верно.

$$\varphi_{S_n}(t) = \prod_{k=1}^n \varphi_{\xi_{nk}}(t) = \prod_{k=1}^n (1 + p_{nk}(e^{it} - 1)),$$

Прологарифмируем, тогда надо показать, что

$$\sum \ln(1 + p_{nk}(e^{it} - 1)) \rightarrow \lambda(e^{it} - 1).$$

Распишем левую часть:

$$\sum \ln(1 + p_{nk}(e^{it} - 1)) = \sum ((p_{nk}(e^{it} - 1)) + O(p_{nk}^2)) \rightarrow \lambda(e^{it} - 1) + \sum_{k=1}^n O(p_{nk}^2).$$

Оценим второе слагаемое:

$$\sum_{k=1}^n O(p_{nk}^2) \leq \sum_{k=1}^n O(a_n p_{nk}) = a_n O\left(\sum p_{nk}\right) \leq C a_n \rightarrow 0.$$

■

§39. Центральная предельная теорема в форме Линденберга (без доказательства). Центральная предельная теорема в форме Ляпунова. Оценки на скорость сходимости

Теорема 39.1 (Центральная предельная теорема в форме Линденберга). Пусть ξ_1, ξ_2, \dots — независимые случайные величины. $a_k = \mathbb{E}\xi_k$, $\sigma_k^2 = \mathbb{D}\xi_k > 0$, $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$. Обозначим

$$\text{Lind}(\varepsilon, n) = \frac{1}{\mathbb{D}_n^2} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}f(\xi_k - a_k),$$

где

$$\mathbb{D}_n^2 = \sum_{k=1}^n \sigma_k^2, \quad f(x) = x^2 \mathbb{1}_{\{|x| \geq \varepsilon \mathbb{D}_n\}}(x).$$

Тогда, если $\text{Lind}(\varepsilon, n) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$ при всех $\varepsilon > 0$, то

$$P\left(\frac{S_n - \mathbb{E}S_n}{\sqrt{\mathbb{D}S_n}} \leq x\right) \Rightarrow \Phi.$$

Упражнение. Проверьте, что для независимых одинаково распределенных случайных величин с конечной дисперсией выполняется условие Линденберга

Теорема 39.2 (Центральная предельная теорема в форме Ляпунова). Пусть ξ_1, ξ_2, \dots — независимые случайные величины. $a_k = \mathbb{E}\xi_k$, $\sigma_k^2 := \mathbb{D}\xi_k > 0$, $S_n := \xi_1 + \dots + \xi_n$. Обозначим

$$L(\delta, n) = \frac{1}{\mathbb{D}_n^{2+\delta}} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}|\xi_k - a_k|^{2+\delta}, \quad \text{где} \quad \mathbb{D}_n^2 = \sum_{k=1}^n \sigma_k^2.$$

Тогда, если $L(\delta, n) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$ при некотором $\delta > 0$, то

$$P\left(\frac{S_n - \mathbb{E}S_n}{\sqrt{\mathbb{D}S_n}} \leq x\right) \Rightarrow \Phi.$$

Доказательство. Докажем, что из теоремы в форме Линденберга следует теорема в форме Ляпунова, то есть надо показать, что из условия Ляпунова следует условие Линденберга.

$$\text{Lind}(\varepsilon, n) = \frac{1}{\mathbb{D}_n^2} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}((\xi_k - a_k)^2 \mathbb{1}_{\{|\xi_k - a_k| \geq \varepsilon \mathbb{D}_n\}}(\xi_k - a_k))$$

$$\begin{aligned}
 &\leq \frac{1}{\mathbb{D}_n^2} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}((\xi_k - a_k)^2 (\frac{|\xi_k - a_k|}{\varepsilon \mathbb{D}_n})^\delta) \\
 &= \frac{1}{\varepsilon^\delta} \frac{1}{\mathbb{D}_n^{2+\delta}} \sum_{k=1}^n \mathbb{E}|\xi_k - a_k|^{2+\delta} \\
 &= \frac{L(\delta, n)}{\varepsilon^\delta} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0.
 \end{aligned}$$

■

Теорема 39.3. Пусть $0 < \delta \leq 1$. Тогда в условии центральной предельной теоремы в форме Ляпунова.

$$\sup_{x \in \mathbb{R}} \left| P\left(\frac{S_n - \mathbb{E}S_n}{\sqrt{\mathbb{D}S_n}} \leq x\right) - \Phi \right| \leq C_\delta L(\delta, n).$$

Замечание. Пусть случайные величины ξ_i независимы и одинаково распределены, $a = \mathbb{E}\xi_1$, $\sigma^2 = \mathbb{D}\xi_1$, $\mathbb{D}_n^2 = n\sigma^2$. Тогда

$$L(\delta, n) = \frac{1}{(\sqrt{n}\sigma)^{2+\delta}} n \mathbb{E}|\xi_1 - a|^{2+\delta} = \frac{1}{n^{\frac{\delta}{2}}} \cdot \frac{1}{\sigma^{2+\delta}} \mathbb{E}|\xi_1 - a|^{2+\delta}.$$

Теорема 39.4 (Берри-Эссеена). Пусть ξ_1, ξ_2, \dots — независимые и одинаково распределенные случайные величины; $\mathbb{E}\xi_1 = a$. Тогда

$$\left| P\left(\frac{S_n - \mathbb{E}S_n}{\sqrt{\mathbb{D}S_n}} \leq x\right) - \Phi \right| \leq \frac{C \mathbb{E}|\xi_1 - a_1|^3}{\sqrt{n}\sigma^3}.$$

Теорема 39.5 (Хартмана — Витнера, “закон повторного логарифма”). Пусть ξ_1, ξ_2, \dots — независимые и одинаково распределенные случайные величины, $\mathbb{E}\xi_1 = 0$, $\mathbb{D}\xi_1 = \sigma^2 > 0$. Тогда

$$\begin{aligned}
 \overline{\lim}_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n}{\sqrt{2n \ln \ln n}} &= \sigma; \\
 \underline{\lim}_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n}{\sqrt{2n \ln \ln n}} &= -\sigma.
 \end{aligned}$$

Теорема 39.6 (Штрассена). Любая точка из $[-\sigma, \sigma]$ — предельная точка последовательности $\frac{S_n}{\sqrt{2n \ln \ln n}}$.

§40. Оценки Чернова для больших уклонений. Примеры функций уклонения

Теорема 40.1 (закон больших чисел в форме Хинчина). Пусть ξ_1, ξ_2, \dots — независимые одинаково распределенные случайные величины, $a = \mathbb{E}\xi_1$, $S_n = \xi_1 + \xi_2 + \dots + \xi_n$. Тогда для всех $r > a$

$$P\left(\frac{S_n}{n} \geq r\right) \rightarrow 0.$$

Доказательство. По неравенству Чебышёва

$$P\left(\frac{S_n}{n} \geq r\right) \leq \frac{\mathbb{D}\left(\frac{S_n}{n}\right)}{(r-a)^2} = \frac{\mathbb{D}\xi_1}{n(r-a)^2} \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0.$$

■

Определение. Случайная величина ξ удовлетворяет условию Крамера, если для всех λ в некоторой окрестности нуля выполняется $\mathbb{E}e^{\lambda\xi} < +\infty$.

Оценка Чернова. Пусть $\lambda \geq 0$. Тогда

$$P\left(\frac{S_n}{n} \geq r\right) = P(S_n \lambda \geq \lambda nr) = P(e^{\lambda S_n} \geq e^{\lambda nr}) \leq \frac{\mathbb{E}e^{\lambda S_n}}{e^{\lambda nr}} = \frac{\mathbb{E} \prod_{k=1}^n e^{\lambda \xi_k}}{e^{\lambda nr}} = \left(\frac{\mathbb{E}e^{\lambda \xi_1}}{e^{\lambda r}}\right)^n.$$

Пусть

$$\psi(\lambda) = \ln \mathbb{E}e^{\lambda \xi_1},$$

тогда

$$P\left(\frac{S_n}{n} \geq r\right) \leq \exp(n(\psi(\lambda) - \lambda r)).$$

Введём обозначение

$$I(r) = \sup_{\lambda > 0} (\lambda r - \psi(\lambda)).$$

Это функция называется функцией отклонения. Тогда

$$P\left(\frac{S_n}{n} \geq r\right) \leq \exp(-nI(r)).$$

Примеры 40.1 (оценок Чернова).

1. Пусть $\xi_k \sim \mathcal{N}(0, 1)$. Тогда

$$\psi(\lambda) = \ln \mathbb{E}e^{\lambda \xi} = \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\mathbb{R}} e^{\lambda t} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \right) = \left[\lambda t - \frac{t^2}{2} = \frac{-(t-\lambda)^2}{2} + \frac{\lambda^2}{2} \right] = \frac{\lambda^2}{2}.$$

Найдём функцию отклонения. Максимум выражения $\lambda r - \psi(\lambda) = \lambda r - \frac{\lambda^2}{2}$ достигается при $\lambda = r$, значит $I(r) = \frac{r^2}{2}$ и

$$P\left(\frac{S_n}{n} \geq r\right) \leq e^{-\frac{nr^2}{2}}.$$

2. Пусть $\xi_k \sim \text{Exp}(1)$. Тогда

$$\psi(\lambda) = \ln \mathbb{E}e^{\lambda \xi} = \ln \left(\int_0^{+\infty} e^{\lambda t} e^{-t} dt \right) = \ln \left(\frac{1}{1-\lambda} \right)$$

при $\lambda < 1$. Максимум выражения $\lambda r - \psi(\lambda) = \lambda r + \ln(1 - \lambda)$ достигается при $\lambda = \frac{r-1}{r}$, значит $I(r) = r - 1 - \ln r$ и

$$P\left(\frac{S_n}{n} \geq r\right) \leq e^{-n(r-1-\ln r)}.$$

Упражнение. Пусть $\xi_k \sim \text{Bern}(p_k)$. $\mu = p_1 + p_2 + \dots + p_k$. Тогда

$$\forall \delta > 0 \quad P(S_n \geq (1 + \delta)\mu) < \exp\left(\frac{-\delta^2 \mu}{\delta + 2}\right).$$

§41. Условные математические ожидания относительно событий и относительно разбиений. Примеры

Определение. Пусть (Ω, \mathcal{F}, P) — вероятностное пространство. $\mathcal{A} \subset \mathcal{F}$ — σ -алгебра; ξ — случайная величина, $\mathbb{E}|\xi| < +\infty$. Тогда случайная величина $\eta = \mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})$ — математическое ожидание при условии \mathcal{A} , если

1. η измерима относительно \mathcal{A} ;
2. $\forall A \in \mathcal{A} \quad \mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\eta \mathbb{1}_A)$.

Пример 41.1. $\mathcal{A} = \{\emptyset, \Omega\}$, $\eta = \text{const}$, $\mathbb{E}\xi = \mathbb{E}(\text{const}) = \text{const}$.

Теорема 41.1. Условное матожидание $\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})$ существует и единственно в следующем смысле: если η_1 и η_2 — условные матожидания, то они равны почти наверное.

Доказательство. Докажем единственность. Пусть $A = \{\eta_1 > \eta_2\} \in \mathcal{A}$. Тогда

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(\eta_1 \mathbb{1}_A) &= \mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\eta_2 \mathbb{1}_A) \implies \mathbb{E}((\eta_1 - \eta_2) \mathbb{1}_A) = 0 \\ &\implies P((\eta_1 - \eta_2) \mathbb{1}_A = 0) = 1 \implies P(\eta_1 > \eta_2) = 0. \end{aligned}$$

Аналогичное доказательство для $\{\eta_1 < \eta_2\}$, значит $P(\eta_1 = \eta_2) = 1$.

Докажем существование. Пусть $\mu_{\pm} A = \mathbb{E}(\xi_{\pm} \mathbb{1}_A) \geq 0$ — меры на \mathcal{A} (это меры, так как \mathbb{E} счетно аддитивно). Если $P(A) = 0$, то $\mu_{\pm} A = 0$, то есть эти меры абсолютно непрерывны относительно P . По теореме Радона-Никодима существует функция $\omega_{\pm} \geq 0$, измеримая относительно \mathcal{A} и суммируемая, такая что

$$\mu_{\pm} A = \int_A \omega_{\pm} dP = \int_{\Omega} \omega_{\pm} \mathbb{1}_A dP.$$

Тогда

$$\mathbb{E}(\xi_{\pm} \mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\omega_{\pm} \mathbb{1}_A) \implies \mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_A) = \mathbb{E}((\omega_+ - \omega_-) \mathbb{1}_A),$$

значит функция $\omega_+ - \omega_-$ подходит. ■

Свойства 41.2 (условных матожиданий).

1. $\mathbb{E}(c|\mathcal{A}) = c$;
2. $\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})$ линейно;
3. Если $\mathcal{A}_1 \subset \mathcal{A}_2$, то $\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}_1) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}_2)|\mathcal{A}_1)$ почти наверное.
4. $\mathbb{E}\xi = \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}))$;
5. Если ξ измеримо относительно \mathcal{A} , то $\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}) = \xi$;
6. Если $\xi \leq \eta$, то $\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}) \leq \mathbb{E}(\eta|\mathcal{A})$;

Доказательство.

1. Очевидно из определения;
2. Очевидно из определения;
3. Надо показать, что $\eta = \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}_2)|\mathcal{A}_1)$ подходит под условие условного матожидания, то есть она измерима относительно \mathcal{A}_1 (что сразу следует из определения η) и $\mathbb{E}(\eta \mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_A) \quad \forall A \in \mathcal{A}$. Докажем второе; по определению

$$\mathbb{E}(\eta \mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}_2) \mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_A).$$

Последнее равенство верно так как $A \in \mathcal{A}_2$.

4. Подставим в 3-й пункт $\mathcal{A}_1 = \{\emptyset, \Omega\}$ и $\mathcal{A}_2 = \mathcal{A}$.
5. Нужно проверить, что $\forall A \in \mathcal{A} \quad \mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}) \mathbb{1}_A)$, ну а в случае $\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}) = \xi$ и проверять нечего.
6. Если $\xi \geq 0$, то $\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}) \geq 0$. Вспомним, как мы находили условное матожидание в теореме о его существовании(41.1), а именно как сумму неотрицательных величин. ■

Приведём важный пример условного матожидания.

Пример 41.2 (Условное матожидание относительно разбиения). Пусть $\Omega = \sqcup A_k$, а \mathcal{A} — натянутая на A_k σ -алгебра. Тогда условное матожидание $\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})$ — случайная величина и из определения \mathcal{A} понятно, что они должны быть константными на A_k , значит $\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}) = \sum c_k \mathbb{1}_{A_k}$. Тогда

$$\mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_A) = \mathbb{E}\left(\sum c_k \mathbb{1}_{A_k} \mathbb{1}_A\right) \quad \forall A \in \mathcal{A}.$$

Подставим $A = A_n$:

$$\mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_{A_n}) = \mathbb{E}\left(\sum c_k \mathbb{1}_{A_k} \mathbb{1}_{A_n}\right) = c_n P(A_n) \implies c_n = \frac{\mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_{A_n})}{P(A_n)}.$$

Итого

$$\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}) = \sum \frac{\mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_{A_k})}{P(A_k)} \mathbb{1}_{A_k}.$$

Определение. Условная вероятность относительно \mathcal{A} — это

$$P(B|\mathcal{A}) = \mathbb{E}(\mathbb{1}_B|\mathcal{A}).$$

Определение. Пусть η — случайная величина; $\sigma(\eta)$ — σ -алгебра, натянутая на множества $\{\eta \leq c\}$. Тогда условным матожиданием относительно случайной величины η называется

$$\mathbb{E}(\xi|\eta) = \mathbb{E}(\xi|\sigma(\eta)).$$

Пример 41.3. Пусть η — дискретная случайная величина, $\{\eta = y_k\}$ — измеримы, где $\{y_k\}$ — значения η . Тогда

$$\mathbb{E}(\xi|\eta) = \sum \frac{\mathbb{E}(\xi \mathbb{1}_{\{\eta=y_k\}})}{P(\{\eta=y_k\})} \mathbb{1}_{\{\eta=y_k\}} = \sum \mathbb{E}(\xi|\eta=y_k) \mathbb{1}_{\{\eta=y_k\}}.$$

§42. Математическое ожидание и производящая функция суммы случайного количества случайных величин

Пример 42.1. Пусть N, ξ_1, ξ_2, \dots — независимые случайные величины, ξ_1, ξ_2, \dots одинаково распределены, $\mathbb{E}\xi_1 = a$; обозначим $S = \xi_1 + \dots + \xi_N$. Найдём $\mathbb{E}S$:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}S &= \mathbb{E}(\mathbb{E}(S|N)) = \mathbb{E}\left(\sum \mathbb{E}(S|N=n) \mathbb{1}_{\{N=n\}}\right) = \sum \mathbb{E}(S|N=n)P(N=n) \\ &= \sum \mathbb{E}(\xi_1 + \dots + \xi_n)P(N=n) = \sum naP(N=n) = a \sum nP(N=n) = a\mathbb{E}N. \end{aligned}$$

Упражнение. Найдите $\mathbb{D}S$, если известно $\mathbb{D}\xi_1, \mathbb{D}N, \mathbb{E}\xi_1, \mathbb{E}N$.

Пример 42.2. Пусть случайные величины N, ξ_1, ξ_2, \dots принимают натуральные значения. G — производящая функция N , F — производящая функция ξ_1 . Найдём производящую функцию для S :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}z^S &= \mathbb{E}(\mathbb{E}(z^S|N)) = \sum \mathbb{E}(z^S|N=n)P(N=n) = \sum \mathbb{E}(z^{\xi_1+\dots+\xi_n})P(N=n) \\ &= \sum \mathbb{E}z^{\xi_1} \cdot \dots \cdot \mathbb{E}z^{\xi_n}P(N=n) = \sum (F(z))^n P(N=n) = G(F(z)). \end{aligned}$$

Замечание (геометрическая интерпретация). Рассмотрим ξ , такие что $\mathbb{E}\xi^2 < +\infty$. Они образуют пространство $L^2(\Omega, \mathcal{F}, P)$; возьмём σ -алгебру $\mathcal{A} \subset \mathcal{F}$. Условные матожидания живут в пространстве $L^2(\Omega, \mathcal{A}, P) \subset L^2(\Omega, \mathcal{F}, P)$. Тогда условное матожидание $\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})$ — проекция ξ на $L^2(\Omega, \mathcal{A}, P)$.

Доказательство. Нужно доказать, что

$$\xi - \mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}) \perp L^2(\Omega, \mathcal{A}, P).$$

Достаточно проверить на $\mathbb{1}_A$ для $A \in \mathcal{A}$, то есть проверить, что

$$\mathbb{E}((\xi - \mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}))\mathbb{1}_A) = 0,$$

что равносильно тому, что

$$\mathbb{E}(\xi\mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})\mathbb{1}_A),$$

а что в свою очередь является определением. ■

Теорема 42.1.

1. Если ξ, η независимы, то $\mathbb{E}(\xi|\eta) = \mathbb{E}\xi$
2. Если η измерима относительно \mathcal{A} , то $\mathbb{E}(\xi\eta|\mathcal{A}) = \eta\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})$

Доказательство.

1. Проверим, что $\mathbb{E}\xi$ подходит, то есть то, что

$$\mathbb{E}(\mathbb{E}\xi\mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\xi\mathbb{1}_A) \quad \forall A \in \sigma(\eta).$$

$\sigma(\eta)$ натянута на $\{\eta \leq c\}$, достаточно проверить для $A = \{\eta \leq c\}$. Надо показать, что

$$\mathbb{E}(\mathbb{E}\xi\mathbb{1}_A) = \mathbb{E}\xi\mathbb{E}\mathbb{1}_A = \mathbb{E}(\xi\mathbb{1}_A)$$

Первое верно, так как $\mathbb{1}_A$ — константа, а второе верно, если ξ и $\mathbb{1}_A$ независимы, то есть когда события $\{\xi \leq a\}$ и $\{\mathbb{1}_A \leq b\}$ независимы (заметим, что это верно, поскольку $\{\mathbb{1}_A \leq c\} = \emptyset$ или $A = \{\eta \leq c\}$).

2. Докажем по стандартной схеме(проверяем для индикаторной функции, по линейности верно для простых, приближаем произвольную простыми и переход к пределу по теореме Леви). Проверяем для $\eta = \mathbb{1}_B$ при $B \in \mathcal{A}$. Надо проверить, что

$$\mathbb{E}(\xi\mathbb{1}_B|\mathcal{A}) = \mathbb{1}_B\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A}),$$

то есть то, что $\mathbb{1}_B\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})$ подходит, что равносильно тому, что для любого $A \in \mathcal{A}$ у нас есть равенство

$$\mathbb{E}(\mathbb{1}_B\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})\mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\xi\mathbb{1}_B\mathbb{1}_A).$$

Оно есть, так как

$$\mathbb{E}(\mathbb{1}_B\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})\mathbb{1}_A) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\mathcal{A})\mathbb{1}_{A \cap B}) = \mathbb{E}(\xi\mathbb{1}_{A \cap B}) = \mathbb{E}(\xi\mathbb{1}_B\mathbb{1}_A).$$

■

§43. Ветвящиеся процессы. Вероятность вырождения

Модель следующая. В начальный момент времени есть одна одна частица. Далее на каждом шаге каждая частица с вероятностью f_k делится на k частиц, причём

$\sum_{k=0}^{+\infty} f_k = 1$. Обозначим за η_i количество частиц на i -м шаге, а $\xi_j^{(i)}$ — количество потомков j -ой частицы (на каждом шаге своя нумерация) на i -м шаге. Тогда

$$\begin{aligned}\eta_0 &= 1, \\ \eta_1 &= \xi_1^{(1)}, \\ \eta_2 &= \xi_1^{(2)} + \dots + \xi_{\eta_1}^{(2)}, \dots,\end{aligned}$$

причем $P(\xi_j^{(n)} = k) = f_k$.

Пусть $G_n(z)$ — производящая функция для η_n , $G(z)$ — производящая функция для $\xi_i^{(k)}$. Из написанного выше $G_1 = G$.

$$G_n(z) = \mathbb{E}z^{\eta_n} = \sum_{k=0}^{+\infty} P(\eta_{n-1} = k) \mathbb{E}z^{\xi_1^{(n)} + \dots + \xi_k^{(n)}} = \sum_{k=0}^{+\infty} P(\eta_{n-1} = k) G^k(z) = G_{n-1}(G(z)).$$

Поэтому $G_n(z) = \underbrace{G(G(\dots(G(z))))}_{n \text{ раз}}$.

Таким образом, поняли как устроена производящая функция, теперь посчитаем матожидание числа частиц:

$$\mathbb{E}\eta_n = G'_n(1) = G'_{n-1}(G(1)) \cdot G'(1) = G'_{n-1}(1) \cdot G'(1) = [\text{по индукции}] = (\mathbb{E}\eta_1)^n.$$

Теорема 43.1. Вероятность вырождения процесса — наименьший неотрицательный корень уравнения $G(x) = x$.

Заметим, что

$$\begin{aligned}G(x) &= \sum_{k=0}^{+\infty} f_k x^k; \\ G'(x) &= \sum_{k=1}^{+\infty} k f_k x^{k-1} \geq 0 \quad \text{при } x \in [0, 1]; \\ G''(x) &= \sum_{k=2}^{+\infty} k(k-1) f_k x^{k-2} \geq 0 \quad \text{при } x \in [0, 1].\end{aligned}$$

Таким образом, функция монотонна и выпукла.

Доказательство. Обозначим $A_n = \{\eta_n = 0\}$, очевидно $A_n \subset A_{n+1}$. Также понятно, что $P(A_n) = G_n(0) \leq 1$. Раз события вложены, то вероятности неубывают и эти вероятности само собой ограничены, а значит есть предел, обозначим его за $q = \lim P(A_n) = \lim G_n(0)$.

С одной стороны,

$$G_{n+1}(0) \rightarrow q.$$

С другой, как мы выяснили выше,

$$G_{n+1}(0) = G(G_n(0)) \rightarrow G(q).$$

Получается $q = G(q)$, то есть найденный предел — корень уравнения $G(x) = x$.

Осталось доказать, что q — наименьший корень. Пусть y — наименьший неотрицательный корень. Тогда докажем, что $G_n(0) \leq y$ всегда, тогда в пределе получим, что $q \leq y$, доказав то, что нужно. По условию $0 \leq y$, значит

$$G(0) \leq G(y) = y \implies G_2(0) \leq G(y) = y$$

и так до n , получаем $G_n(0) \leq y$. ■

§44. Скорость вырождения ветвящегося процесса в критическом случае

Теорема 44.1. Если $m = \mathbb{E}\eta_1 = 1$, $0 < b = \mathbb{D}\eta_1$, q_n — вероятность вырождения к n -му шагу, $\gamma_n = q_{n+1} - q_n$ — вероятность вырождения точно на n -м шаге. Тогда

$$\gamma_n \sim \frac{2}{bn^2} \quad \text{и} \quad 1 - q_n \sim \frac{2}{bn}.$$

Доказательство. Заведём вспомогательную функцию $g(x) = 1 - G(1 - x)$. $g(0) = 0$ (так как $G'(1) = 1$)

$$g'(x) = G'(1 - x);$$

$$g'(0) = m = 1;$$

$$g''(x) = -G''(1 - x);$$

$$g''(0) = -G''(1) = -b,$$

поскольку

$$b = \mathbb{D}\eta_1 = G''(1) + G'(1) - (G'(1))^2 = G''(1).$$

$$g(x) = x - \frac{bx^2}{2} + o(x^2);$$

$$p_n = 1 - q_n;$$

$$g(p_n) = p_{n+1};$$

$$\gamma_n = q_{n+1} - q_n = p_n - p_{n+1};$$

. Пусть $a_n = \frac{1}{p_n}$. Тогда

$$a_{n+1} - a_n = \frac{1}{p_{n+1}} - \frac{1}{p_n} = \frac{p_n - p_{n+1}}{p_{n+1}p_n} = \frac{p_n - g(p_n)}{p_n g(p_n)} = \frac{\frac{b}{2}p_n^2 + o(p_n^2)}{p_n(p_n - \frac{bp_n^2}{2} + o(p_n^2))} \sim \frac{b}{2}.$$

И тогда по теореме Штольца.

$$a_n \sim \frac{bn}{2} \implies p_n \sim \frac{2}{bn}.$$

$$\gamma_n = p_n - p_{n+1} = p_n p_{n+1} (a_{n+1} - a_n) \sim p_n^2 \frac{b}{2} \sim \left(\frac{2}{bn} \right)^2 \frac{b}{2} = \frac{2}{bn^2}.$$

■

§45. Марковские цепи. Примеры. Вероятность фиксированной траектории. Теорема существования (без доказательства)

Определение. Пусть Y — конечное или счетное множество (так называемое *фазовое пространство*, *пространство состояний*). (Ω, \mathcal{F}, P) — вероятностное пространство, $\xi_0, \xi_1, \dots : \Omega \implies Y$ — случайные величины. Для любого n выполнялось

$$P(\xi_n = a_n | \xi_{n-1} = a_{n-1}, \dots, \xi_0 = a_0) = P(\xi_n = a_n | \xi_{n-1} = a_{n-1})$$

при $P(\xi_{n-1} = a_{n-1}, \dots, \xi_0 = a_0) > 0$. Тогда последовательность случайных величин ξ_0, ξ_1, \dots — *цепь Маркова*.

Примеры 45.1.

1. Случайное блуждание на \mathbb{Z} . Пусть η_k — независимые случайные величины, $\eta_k = 1$ с вероятностью p и -1 с вероятностью $1 - p$. $\xi_n = \eta_1 + \dots + \eta_n$. Очевидно, что если мы стоим в какой-то позиции ξ_{n-1} , то значение ξ_n будет зависеть только от ξ_{n-1} , поэтому это цепь Маркова. Итого $\xi_n = \xi_{n-1} + \eta_n$

Отметим, что не всякая последовательность реализуется (например, нельзя за четное число шагов попасть в нечетную позицию и наоборот).

2. Есть прибор, у которого 2 состояния — сломан и работает. Если он исправен, то через фиксированный квант времени с вероятностью p он ломается, а с вероятностью $1 - p$ остаётся исправным. Если же сломан, то с вероятностью q он становится исправным и с вероятностью $1 - q$ не меняет своего состояния. Это тоже цепь Маркова, так как состояние зависит только от предыдущего шага, а то, что было до этого, не важно.

Определение. Функция $\pi : Y \rightarrow [0, 1]$ — распределение на Y , если $\sum_{y \in Y} \pi(y) = 1$.

Заметим, что цепь Маркова определяется двумя величинами — начальным распределением ($\pi_0 = P_{\xi_0}$ — вероятность на Y) и функцией перехода ($p_n(a, b) = P(\xi_n = b | \xi_{n-1} = a)$).

Определение. Назовем цепь Маркова *однородной*, если $p_n(a, b) = p_{ab}$, то есть не зависит от n .

§46. Распределение положений на n -м шаге. Стационарное распределение. Пример

Нетрудно заметить, что для случайного блуждания по \mathbb{Z} цепь однородна, $p_{k,k+1} = p$ и $p_{k,k-1} = 1 - p$.

Теорема 45.1.

$$P(\xi_0 = a_0, \dots, \xi_n = a_n) = \pi_0(a_0) \cdot p_{a_0, a_1} \cdot \dots \cdot p_{a_{n-1}, a_n}.$$

(эта последовательность называется *траекторией*).

Доказательство. Индукция по n . База $n = 0$ — определение. Переход $n - 1 \Rightarrow n$:

$$\begin{aligned} P(\xi_0 = a_0, \dots, \xi_n = a_n) &= P(\xi_0 = a_0, \dots, \xi_{n-1} = a_{n-1}) \cdot P(\xi_n = a_n | \xi_0 = a_0, \dots, \xi_{n-1} = a_{n-1}) \\ &= P(\xi_0 = a_0, \dots, \xi_{n-1} = a_{n-1}) \cdot P(\xi_n = a_n | \xi_{n-1} = a_{n-1}) \\ &= \pi_0(a_0) \cdot p_{a_0, a_1} \cdot \dots \cdot p_{a_{n-1}, a_n}. \end{aligned}$$

■

Теорема 45.2. Если заданы $\pi_0: Y \Rightarrow [0, 1]$ и $p: Y \times Y \Rightarrow [0, 1]$, такие что $\sum_{y \in Y} \pi_0(y) = 1$ и $\sum_{y \in Y} p_{xy} = 1$, то существует такое вероятностное пространство (Ω, \mathcal{F}, P) и цепь Маркова с начальным распределением π_0 и вероятностные переходы p .

§46. Распределение положений на n -м шаге. Стационарное распределение. Пример

Теорема 46.1. Пусть $\pi_n = P_{\xi_n}$, то есть распределение после n шагов. Его можно представить как вектор длины $|Y|$. P — матрица переходов, то есть матрица $|Y| \times |Y|$, элемент с координатами (a, b) которой равен p_{ab} . Тогда $\pi_n = \pi_0 P^n$.

Доказательство. База $n = 0$ очевидна, матрица в нулевой степени — единичная, получаем $\pi_0 = \pi_0$. Переход $n - 1 \Rightarrow n$: надо проверить, что $\pi_n = \pi_{n-1} P$. Рассмотрим элемент этого вектора, соответствующий значению $a \in Y$:

$$P(\xi_n = a) = \sum_{y \in Y} P(\xi_{n-1} = y) P(\xi_n = a | \xi_{n-1} = y) = \sum_{y \in Y} \pi_{n-1}(y) p_{ya}.$$

Последнее — это произведение π_{n-1} и столбца P , соответствующего a .

■

Определение. Распределение π называется *стационарным*, если $\pi P = \pi$.

Из предыдущей теоремы становится ясно, что стационарное распределение — то, которое не меняется со временем.

Обозначение. Вероятность перехода из a в b за n шагов

$$p_{ab}(n) = P(\xi_n = b | \xi_0 = a).$$

Пример 46.1. Рассмотрим случайное блуждание на \mathbb{Z} . Выбираем сторону с вероятностью $\frac{1}{2}$. Пусть $\pi(y)$ — стационарное распределение, тогда

$$\frac{1}{2}\pi(y-1) + \frac{1}{2}\pi(y+1) = \pi(y)\alpha\pi(y+1) - \pi(y) = \pi(y) - \pi(y-1) \implies \pi(y+1) - \pi(y) = \text{const.}$$

Эта константа не может не равняться нулю, так как иначе через некоторое количество шагов вероятность станет больше 1 или меньше 0, а такого быть не может. Значит, $\pi(y) = \pi(y+1)$, то есть вероятность оказаться в точке для каждой точки одинакова, но такого тоже не бывает, поскольку мы знаем, что $\sum_{y \in Y} \pi(y) = 1$ и поэтому $\pi(y)$ не может не равняться нулю. Итого поняли, что случайное блуждание не имеет стационарного распределения.

Теорема 46.2 (Маркова). Пусть пространство состояний Y конечно и $p_{ab} > 0$ для всех $a, b \in Y$, тогда существует единственное π — стационарное распределение, причём $\pi(b) = \lim_{n \rightarrow +\infty} p_{ab}(n)$. Более того, существуют $c > 0$ и $\lambda \in (0, 1)$ такие, что

$$|\pi(b) - p_{ab}(n)| \leq c\lambda^n \quad \forall a, b \in Y.$$

Стоит отметить, что условие не зависит ни от начального распределения, ни начальной позиции.

Доказательство. Вспомним про теорему Банаха о сжатии: если есть (X, ρ) — полное метрическое пространство и $T : X \rightarrow X$ — сжимающее отображение с коэффициентом $\lambda \in (0, 1)$ (т.е. это такое отображение, что $\rho(T(x), T(y)) \leq \lambda \cdot \rho(x, y)$), тогда существует единственная неподвижная точка (т.е. такой x' , что $T(x') = x'$). Сведем нашу теорему к этой.

В качестве полного метрического пространства возьмем \mathbb{R}^d , где d — количество элементов в Y , а в качестве нормы: $\|x\| := |x_1| + \dots + |x_d|$. Рассмотрим $X = \{x \in \mathbb{R}^d : \|x\| = 1, x_i \geq 0\}$ — это соответствует всем распределениям. В качестве отображения логично взять умножение на матрицу перехода $T(x) := xP$. Проверим, что оно сжимающее.

Пусть $z := y - x$, тогда нам надо проверить, что:

$$\begin{aligned} \|T(y) - T(x)\| &\leq \lambda \|y - x\| \\ \|T(z)\| &\leq \lambda \|x\| \end{aligned}$$

Важно, что у z сумма координат 0. Пусть $\delta := \min_{a, b \in Y} p_{ab} > 0$. Оценим $\|T(z)\|$:

$$\begin{aligned} \|T(z)\| &= \sum_{k=1}^d |(T(z))_k| \\ &= \sum_{k=1}^d \left| \sum_{j=1}^d z_j p_{jk} \right| \quad (\text{вспомним что } z_1 + \dots + z_d = 0) \\ &= \sum_{k=1}^d \left| \sum_{j=1}^d z_j (p_{jk} - \delta) \right| \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &\leq \sum_{k=1}^d \sum_{j=1}^d |z_j| (p_{jk} - \delta) \\
 &= \sum_{j=1}^d |z_j| \sum_{k=1}^d (p_{jk} - \delta) \quad (\text{вспомним что } p_{1k} + \dots + p_{dk} = 1) \\
 &= (1 - d\delta) \sum_{j=1}^d |z_j| = (1 - d\delta) \|z\|
 \end{aligned}$$

Осталось сказать, что $(1 - d\delta)$ и есть λ из теоремы Банаха о сжатии. Скорость сходимости тоже следует из теоремы Банаха. ■

Следствие 46.3. Пусть Y — конечное множество, и для некоторого n выполняется

$$p_{ab}(n) > 0 \quad \forall a, b \in Y.$$

Тогда существует единственное стационарное распределение π , такое что

$$\lim_{m \rightarrow +\infty} p_{ab}(m) = \pi(b) \quad \forall a, b \in Y.$$

§47. Эргодическая теорема Маркова

§48. Классификация состояний цепи Маркова. Критерий возвратности. Теорема солидарности

Определение. Состояние b *достижимо* из состояния a , если $p_{ab}(n) > 0$ для некоторого n .

Два состояния называются *сообщающимися*, если a достижимо из b , а b достижимо из a .

Состояние a — *существенное*, если для любого b , достижимого из a , следует, что a достижимо из b .

Упражнение. Докажите, что в любой конечной цепи существует хотя бы одно существенное состояние.

Обозначим

$$f_a(n) = P(\xi_n = a, \xi_{n-1} \neq a, \dots, \xi_1 \neq a | \xi_0 = a),$$

то есть вероятность того, что мы впервые вернёмся в a за n шагов.

Определение. Если $\sum_{n=1}^{\infty} f_a(n) = 1$, то a — *возвратное* состояние.

Если $\sum_{n=1}^{\infty} f_a(n) < 1$, то a — *невозвратное* состояние.

Определение. Если $p_{aa}(n) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow \infty$, то a — *нулевое* состояние.

Введём обозначение

$$F_a = \sum_{n=1}^{\infty} f_a(n).$$

Теорема 48.1 (критерий возвратности). Состояние a — возвратно тогда и только тогда, когда $P_a = +\infty$, где

$$P_a = \sum_{n=1}^{\infty} p_{aa}(n),$$

а если a не возвратно, то

$$F_a = \frac{P_a}{1 + P_a}.$$

Доказательство. Считаем, что $f_a(0) = 0$ и $p_{aa}(0) = 1$. Заведём производящую функцию

$$\begin{aligned}\mathcal{P}(z) &= \sum_{n=0}^{\infty} p_{aa}(n)z^n; \\ \mathcal{F}(z) &= \sum_{n=0}^{\infty} f_a(n)z^n.\end{aligned}$$

Тогда нетрудно понять, что $F_a = \mathcal{F}(1)$ и $P_a = \mathcal{P}(1) - 1$. Также поймём, что

$$p_{aa}(n) = \sum_{k=0}^n f_a(k)p_{aa}(n-k).$$

Тогда верно

$$\begin{aligned}\mathcal{P}(z) - 1 &= \sum_{n=1}^{\infty} p_{aa}(n)z^n = \sum_{n=1}^{\infty} \sum_{k=1}^n f_a(k)p_{aa}(n-k)z^n \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} f_a(k)z^k \sum_{m=0}^{\infty} p_{aa}(m)z^m = \mathcal{F}(z)\mathcal{P}(z).\end{aligned}$$

Таким образом,

$$\mathcal{P}(z) = 1 + \mathcal{F}(z)\mathcal{P}(z),$$

и, следовательно,

$$\mathcal{F}(z) = \frac{\mathcal{P}(z) - 1}{\mathcal{P}(z)}. \quad (*)$$

Если ряд $\sum p_{aa}$ сходится, то по теореме Абеля

$$\lim_{z \rightarrow 1-} \mathcal{P}(z) = P_a.$$

Если ряд $\sum p_{aa} = +\infty$, то

$$\lim_{z \rightarrow 1-} \mathcal{P}(z) = P_a = +\infty$$

(упражнение). Таким образом, равенство есть всегда, и можем перейти к пределу в (*):

$$F_a = \lim_{z \rightarrow 1-} \mathcal{F}(z) = \lim_{z \rightarrow 1-} \frac{\mathcal{P}(z) - 1}{\mathcal{P}(z)} = \frac{P_a}{P_a + 1} \begin{cases} < 1, & P_a < +\infty; \\ = 1, & \text{иначе.} \end{cases}$$

■

Следствие 48.2. Невозвратное состояние является нулевым.

Доказательство. Если a невозвратно, то ряд $\sum p_{aa}$ сходится, а значит $p_{aa}(h) \rightarrow 0$ при $h \rightarrow \infty$, то есть a — нулевое. ■

Теорема 48.3 (солидарности). Сообщающиеся состояния возвратны/невозвратны (нулевые/ненулевые) одновременно.

Доказательство. Пусть a, b — сообщающиеся состояния, то есть по определению $p_{ab}(i) > 0, p_{ba}(j) > 0$ для некоторых i, j . Тогда

$$p_{bb}(i + j + k) \geq p_{ba}(j)p_{aa}(k)p_{ab}(i).$$

Если b — нулевое, то

$$p_{bb}(i + j + k) \xrightarrow{k \rightarrow +\infty} 0 \implies p_{aa}(k) \implies 0,$$

то есть a — тоже нулевое.

Если a — возвратное, то

$$\sum_{k=1}^{+\infty} p_{aa}(k) = +\infty \implies +\infty = \sum_{k=1}^{+\infty} p_{ba}(j)p_{aa}(k)p_{ab}(i) \leq \sum_{k=1}^{+\infty} p_{bb}(i + j + k),$$

то есть b — возвратное по критерию. ■

Пример 48.1 (управление запасами). Максимальное количество товаров на складе равно s . Если на складе $\leq s$, то заказываем до максимума. Спрос в n -й момент времени η_n — независимо одинаково распределённые случайные величины. Тогда последовательность величин

$$\xi_{n+1} = \begin{cases} \xi_n - \eta_{n+1}, & \xi_n > s; \\ S - \eta_{n+1}, & \text{иначе.} \end{cases}$$

будет цепью Маркова.

§49. Случайные блуждания на Z (в соседние точки и произвольное симметричное)

Теорема 49.1. Случайное блуждание на \mathbb{Z} возвратно тогда и только тогда, когда $p = \frac{1}{2}$ (то есть оно симметрично).

Доказательство. Воспользуемся критерием возвратности.

$$\sum_{n=1}^{+\infty} p_{00}(n) = \sum_{n=1}^{+\infty} p_{00}(2n) = \sum_{n=1}^{+\infty} \binom{2n}{n} p^n (1-p)^n.$$

Знаем формулу(например, как следствие формулы Стирлинга)

$$\binom{2n}{n} p^n (1-p)^n \sim \frac{(4p(1-p))^n}{\sqrt{\pi n}}.$$

Тогда если $p \neq \frac{1}{2}$ $4p(1-p) < 1$, то ряд сходящийся, и по критерию блуждание невозвратное. Если $p = \frac{1}{2}$ $\binom{2n}{n} p^n (1-p)^n \sim \frac{1}{\sqrt{\pi n}}$, то ряд расходится и блуждание возвратное. ■

Теперь опишем произвольное симметричное случайное блуждание (то есть можем перейти не только на соседние клетки) на \mathbb{Z} следующим образом. ξ_1, ξ_2, \dots — независимые одинаково распределенные симметричные целочисленные случайные величины. Обозначим $S_n = \xi_1 + \dots + \xi_n$.

Теорема 49.2. Если ξ_k симметричные и имеют матожидание, то случайное блуждание возвратно.

Теперь рассмотрим случайные блуждания в \mathbb{Z}^d , вероятность перехода в каждую сторону равна $\frac{1}{2d}$.

§50. Теорема По́йя о возвращении

Теорема 50.1 (По́йя о возвращении). Такое случайное блуждание на \mathbb{Z}^d возвратно если и только если $d = 1$ или 2 .

Доказательство. Для $d = 1$ и $p = \frac{1}{2d} = \frac{1}{2}$ доказали в теореме 49.1.

Докажем для $d = 2$. Пусть $\overrightarrow{\xi_n}$ — случайное блуждание вдоль в \mathbb{Z}^2 , а η_n и $\widetilde{\eta}_n$ — блуждания вдоль прямых $y = x$ и $y = -x$, они независимы. Тогда

$$P(\overrightarrow{\xi_{2n}} = 0) = P(\eta_{2n} = 0, \widetilde{\eta}_{2n} = 0) = P(\eta_{2n} = 0)P(\widetilde{\eta}_{2n} = 0) = \left(\binom{2n}{n} \frac{1}{4^n} \right)^2 \sim \frac{1}{\pi n},$$

поэтому ряд $\sum P(\overrightarrow{\xi_{2n}} = 0)$ расходится и по критерию блуждание возвратно.

Пусть $d = 3$. Тогда

$$\begin{aligned} p_{00}(2n) &= \sum_{k+j \leq n} \binom{2n}{k, k, j, j, n-j-k, n-j-k} \frac{1}{6^{2n}} \\ &= \binom{2n}{n} \frac{1}{6^{2n}} \sum_{k+j \leq n} \left(\binom{n}{k, j, n-j-k} \right)^2 \leq \left[\sum_{k+j \leq n} \binom{n}{k, j, n-j-k} = 3^n \right] \\ &\leq \binom{2n}{n} \frac{1}{6^{2n}} 3^n \cdot \max \binom{n}{k, j, n-j-k} \sim \left[\max \sim 3^n \frac{3\sqrt{3}}{2\pi n} \right] \\ &\sim \frac{4^n}{\sqrt{\pi n}} \frac{1}{4^n 3^n 3^n} 3^n 3^n \frac{3\sqrt{3}}{2\pi n} \end{aligned}$$

$$= \frac{3\sqrt{3}}{2} \frac{1}{(\pi n)^{\frac{3}{2}}}$$

Итого ряд сходящийся и возвратности нет.

Пусть $d \geq 4$. Делаем проекцию с \mathbb{Z}^d на \mathbb{Z}^3 и она будет невозвратной, но тогда и исходная очевидно тоже, иначе противоречие с невозвратностью для проекции. ■

§51. Задача о разорении

Пример 51.1 (задача о разорении). Два игрока, у которых A и B монет соответственно играют в орлянку, с вероятностью $q = 1 - p$ первый платит второму и с вероятностью p — второй первому. Найдем вероятность разорения, обозначим за $\beta_k(x)$ вероятность на k -ом шаге оказаться в B , если на нулевом шаге мы находимся в точке x , $-A < x < B$.

$$\begin{aligned}\beta_k(x) &= p\beta_{k-1}(x+1) + q\beta_{k-1}(x-1); \\ \beta_{k-1}(x) &\leq \beta_k(x) \leq 1.\end{aligned}$$

Тогда существует $\lim_{k \rightarrow \infty} \beta_k(x)$ обозначим его за $\beta(x) \leq 1$. Получили

$$\begin{aligned}\beta(x) &= p\beta(x-1) + q\beta(x+1); \\ \beta(-A) &= 0, \quad \beta(B) = 1.\end{aligned}$$

Нужно решить это соотношение. Если $p \neq q$, то $pt^2 - t + q = 0$, $t_1 = 1$, $t_2 = \frac{q}{p}$ — его корни.

Тогда $at_1^n + bt_2^n$ — решение соотношения, потому что

$$pt_1^n = pt_1^2 \cdot t_1^{n-2} = (t_1 - q)t_1^{n-2} = t_1^{n-1} - qt_1^{n-2}.$$

Таким образом, $\beta(x) = a + b(\frac{q}{p})^x$, осталось подобрать a, b так, чтобы совпали значения в $-A, B$. Итого

$$\beta(x) = \frac{(\frac{q}{p})^x - (\frac{q}{p})^{-A}}{(\frac{q}{p})^B - (\frac{q}{p})^{-A}}.$$