

Случайные векторы. Совместное распределение

октябрь–декабрь 2023 г.

Курс лекций «Теория вероятностей»

- Случайные векторы
- Совместное распределение дискретных случайных величин
- Совместное распределение непрерывных случайных величин
- Независимые случайные величины
- Ковариация, коэффициент корреляции

Случайные векторы

В пространстве $\mathbb{R}^k$ так же, как и на вещественной прямой, определяется борелевская сигма-алгебра, как наименьшая сигма-алгебра, содержащая все открытые множества пространства $\mathbb{R}^k$ (или все замкнутые множества, или все n -мерные прямоугольники и т. п.).

Для определенности полагаем, что вектор в $\mathbb{R}^k$ — вектор-столбец.

Транспонирование матрицы обозначается символом «штрих»: A' . В частности, $x = [x_1, \dots, x_k]' \in \mathbb{R}^k$ — вектор-столбец.

Пусть заданы случайные величины $X_1, \dots, X_k$.

Определение

Упорядоченный набор $X = [X_1, \dots, X_k]'$ называется k -мерным случайным вектором.

Случайные векторы: двумерный случай

Для простоты ограничимся пока случаем $k = 2$ и будем рассматривать двумерные случайные векторы $U = [X, Y]'$.

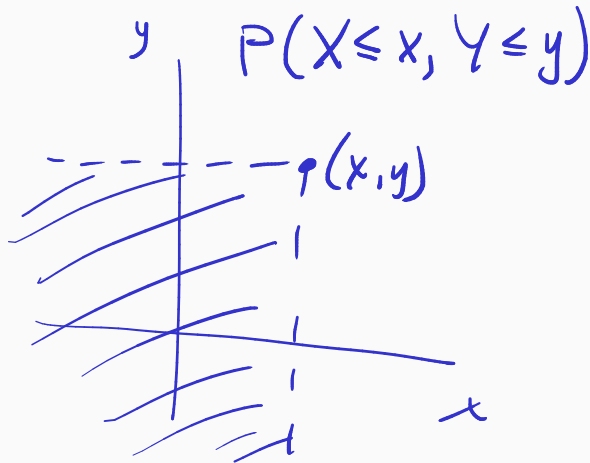
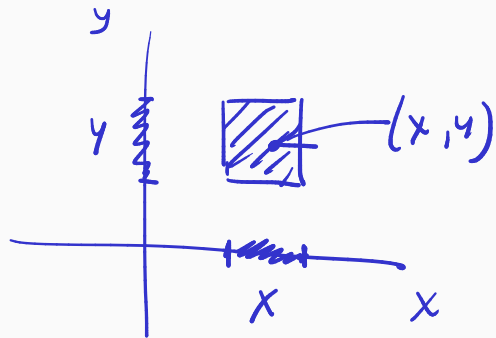
Двумерный случайный вектор можно интерпретировать как точку на координатной плоскости. По аналогии с одномерным случаем возникает

Определение

Распределением случайного вектора U называется семейство вероятностей $\{P(U \in A), A \subset \mathbb{R}^2\}$, где A — измеримое подмножество двумерной плоскости, т. е. $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^2)$.

Как и в одномерном случае рассмотрим отдельно совместное дискретное и непрерывное распределение.

Для заметок

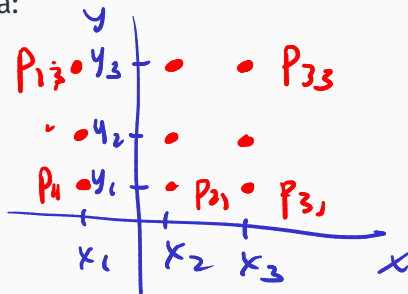


Дискретное совместное распределение

Пусть компоненты X и Y случайного вектора U дискретные и принимают значения $x_1, \dots, x_m, \dots$ и $y_1, \dots, y_n, \dots$ соответственно. Тогда совместное распределение — набор чисел $p_{ij} = P(X = x_i, Y = y_j) = P(\{X = x_i\} \cap \{Y = y_j\})$. При этом выполняются следующие свойства:

1. $p_{ij} \geq 0, i = 1, \dots, m, \dots, j = 1, \dots, n, \dots;$

2. $\sum_i \sum_j p_{ij} = 1.$



Дискретное совместное распределение: таблица

Подобно одномерному случаю эти числа можно объединить в таблицу:

$X = x_1, Y = y_j$
 $j = 1, \dots, n$

$p(X=x_1, Y=y_1)$

$X \setminus Y$	y_1	$\dots$	y_n	$\dots$
x_1	p_{11}	$\dots$	p_{1n}	$\dots$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
x_m	p_{m1}	$\dots$	p_{mn}	$\dots$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
	$p_{\cdot 1} = \sum_j p_{j1}$	$\dots$	$p_{\cdot n} = \sum_j p_{jn}$	$\dots$

распределение X , если не учитывать Y .

Здесь $p_{i\cdot}, i = 1, \dots, m \dots$ и $p_{\cdot j}, j = 1, \dots, n, \dots$ — маргинальные распределения.

$$P(X=x_1) = P(\{X=x_1, Y=y_1\} \cup \{X=x_1, Y=y_2\} \cup \dots) = \sum_j P(X=x_1, Y=y_j) = \sum_j p_{1j} = p_{1\cdot}$$

Дискретное совместное распределение: маргинальные распределения

Возникает естественный вопрос: можно ли, зная маргинальные распределения, восстановить совместное распределение. Оказывается, в общем случае ответ отрицательный. Иными словами, можно построить два двумерных дискретных случайных вектора, у которых маргинальные распределения совпадают, а совместные распределения разные.

Упражнение

Постройте такие векторы.

$P_{i\cdot}$ — m штук $P_{\cdot j}$ — n штук
 P_{ij} — неизвестны $\Rightarrow$ $n \cdot m$ штук.
 $\nearrow$
 $n+m$ ур-ий

Пример:

-1 1 - Вратарь прыгает в левый или правый угол.

-1 1 - Футболист бьет некачественно в левый или правый угол.

1) Ситуация из предыдущего примера, где вратарь прыгает в левый или правый угол.

В \ Ф	-1	1	
-1	1/4	1/4	1/2
1	1/4	1/4	1/2
	<u>1/2</u>	<u>1/2</u>	

2) Вратарь знает, куда ударит футболист.

В \ Ф	-1	1	
-1	1/2	0	1/2
1	0	1/2	1/2

3) Футболист знает, куда прыгнет вратарь.

В \ Ф	-1	1	
-1	0	1/2	1/2
1	1/2	0	1/2

Дискретное совместное распределение: пример

Пример

Уровень образования и доход: X — уровень образования: 1 — среднее, 2 — бакалавр, 3 — магистр, 4 — PhD; Y — ежемесячный доход: 1 — 500–, 2 — 500–1000, 3 — 1000–1500, 4 — 1500–2000, 5 — 2000+.

$EX \approx 2.4$

$X \backslash Y$	1	2	3	4	5	
1	0.1	0.06	0.04	0.02	0.01	0.23
2	0.08	0.09	0.07	0.03	0.05	0.32
3	0.04	0.1	0.08	0.06	0.06	0.34
4	0.01	0.02	0.04	0.02	0.02	0.11
	0.23	0.27	0.23	0.13	0.14	

Числа в ячейках есть вероятности соответствующих совместных событий. Например, число 0.06 в ячейке (1, 2) есть $P(X = 1, Y = 2) = 0.06$. Это же число можно интерпретировать и так: во всей рассматриваемой популяции 6% индивидуумов имеют среднее образование и доход от 500 до 1000.

Дискретное совместное распределение: математическое ожидание

Зная совместное распределение величин X и Y и имея функцию $g(x, y)$, можно сосчитать математическое ожидание $g(X, Y)$:

$$E(g(X, Y)) = \sum_i \sum_j g(x_i, y_j) p_{ij}.$$

При этом если функция зависит только от x , то получится

$$E(g(X)) = \sum_i \sum_j g(x_i) p_{ij} = \sum_i g(x_i) \sum_j p_{ij} = \sum_i g(x_i) p_{i\cdot}$$

*можно
расф.*

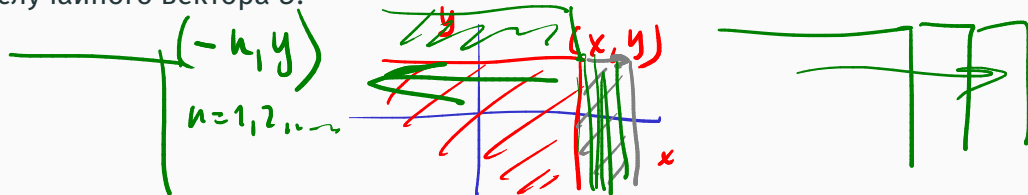
что совпадает с предыдущим определением. Для функции $g(y)$ аналогично.

Функция распределения совместного вектора

Как и раньше, определяется функция распределения случайного вектора $U = [X, Y]'$.

Определение

Функция $F_U(x, y) = F(u) = P(X \leq x, Y \leq y)$ называется функцией распределения случайного вектора U .



Функция распределения совместного вектора: свойства

В двумерном случае функция распределения обладает примерно теми же свойствами, что и в одномерном случае, а именно:

1. $0 \leq F(x, y) \leq 1$
2. функция $F(x, y)$ не убывает по каждому аргументу
3. функция $F(x, y)$ непрерывна справа по каждому аргументу при фиксированном другом аргументе
4. $\lim_{x \rightarrow -\infty} F(x, y) = 0$, $\lim_{y \rightarrow -\infty} F(x, y) = 0$, $\lim_{x \rightarrow +\infty, y \rightarrow +\infty} F(x, y) = 1$
5. пусть $x_1 \leq x_2$, $y_1 \leq y_2$, тогда $F(x_2, y_2) - F(x_1, y_2) - F(x_2, y_1) + F(x_1, y_1) \geq 0$

Действительно, левая часть неравенства (5) это вероятность того, что двумерный вектор попадает в прямоугольник, левая нижняя вершина которого (x_1, y_1) , правая верхняя — (x_2, y_2) . Как и в одномерном случае, по функции распределения однозначно восстанавливается распределение случайного вектора.

Функция распределения совместного вектора: производная

Предположим, что функция распределения $F(x, y)$ имеет непрерывную вторую смешанную производную

$$f(x, y) = \frac{\partial^2 F(x, y)}{\partial x \partial y}$$

Непрерывное совместное распределение: плотность

Определение

Функция $f(x, y) = \frac{\partial^2 F(x, y)}{\partial x \partial y}$ называется плотностью распределения вектора $U = [X, Y]'$.

Можно показать, что

$$P(U \in A) = \iint_A f(x, y) dx dy$$

(1)

для любого (измеримого) множества A в $\mathbb{R}^2$.

Упражнение

Докажите, что (1) справедливо для $A = [a, b] \times [c, d]$.

Непрерывное совместное распределение: свойства плотности

Как и в одномерном случае, плотность обладает двумя свойствами:

1. $f(x, y) \geq 0$

2. $\iint_{\mathbb{R}^2} f(x, y) dx dy = 1$

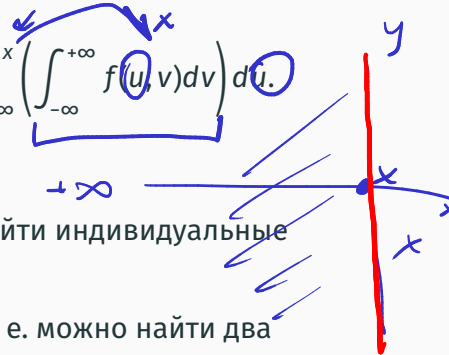
и любая (измеримая) функция с этими свойствами может быть реализована как плотность распределения некоторого случайного вектора.

Распределение однозначно восстанавливается по плотности равенством (1).

Непрерывное совместное распределение: маргинальные распределения

Как найти индивидуальные (маргинальные) распределения случайных величин X, Y , если известна плотность $f(x, y)$ случайного вектора $U = [X, Y]'$?

Имеем

$$F_X(x) = P(X \leq x) = P(X \leq x, -\infty < Y < +\infty) = \int_{-\infty}^x \left(\int_{-\infty}^{+\infty} f(u, v) dv \right) du.$$


Отсюда следует, что $f_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, v) dv$.

Итак, зная совместное распределение, можно найти индивидуальные распределения.

Обратное, как и в дискретном случае, неверно, т. е. можно найти два двумерных вектора с одинаковыми распределениями компонентов, но с разными совместными распределениями.

Непрерывное совместное распределение: математическое ожидание

Зная совместное распределение величин X, Y и функцию $g(x, y)$, можно сосчитать математическое ожидание $g(X, Y)$:

$$E(g(X, Y)) = \iint_{\mathbb{R}^2} \underbrace{g(x, y)} \underbrace{f(x, y)} dx dy.$$

При этом если функция зависит только от x , то получится

$$E(g(X)) = \iint_{\mathbb{R}^2} g(x) f(x, y) dx dy = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dy \right) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} \underbrace{g(x) f_X(x)} dx$$

что совпадает с предыдущим определением. Для функции $g(y)$ аналогично.

Непрерывное совместное распределение: общий случай

В общем случае функция распределения вектора $X = [X_1, \dots, X_k]'$ определяется так:

$$F_X(x) = P(X_1 \leq x_1, \dots, X_k \leq x_k), \quad x = [x_1, \dots, x_k]' \in \mathbb{R}^k,$$

а плотность распределения (если, конечно, она существует) так:

$$f_X(x) = \frac{\partial^k F_X(x)}{\partial x_1 \dots \partial x_k}.$$

Независимые случайные величины

Пусть заданы случайные величины $X_1, \dots, X_k$.

Определение

Случайные величины $X_1, \dots, X_k$ называются независимыми, если

$$P(X_1 \in A_1, \dots, X_k \in A_k) = P(X_1 \in A_1) \cdot \dots \cdot P(X_k \in A_k)$$

для любых (измеримых) подмножеств $A_j \subset \mathbb{R}, j = 1, \dots, k$.

Ранее, определяя независимость системы событий, мы требовали выполнения соответствующих равенств «независимости» для любой подсистемы. В данном случае достаточно именно приведенного определения.

Упражнение

Покажите, что верно равенство $P(X_1 \in A_1, X_k \in A_k) = P(X_1 \in A_1) \cdot P(X_k \in A_k)$.

$x_2 \in \mathbb{R}, \dots, x_{k-1} \in \mathbb{R}$

$\frac{P(X_1 \in A_1, X_k \in A_k)}{P(X_k \in A_k)} = \frac{P(X_1 \in A_1) \cdot P(X_k \in A_k)}{P(X_k \in A_k)}$

Независимые случайные величины: совместное распределение

Из определения следует, что для вектора с независимыми компонентами выполнено

$$P(X_1 \leq x_1, \dots, X_k \leq x_k)$$
$$F(x) = F_{X_1}(x_1) \cdot \dots \cdot F_{X_k}(x_k), \quad f(x) = f_{X_1}(x_1) \cdot \dots \cdot f_{X_k}(x_k),$$

если каждое маргинальное одномерное распределение имеет плотность. Таким образом, если компоненты вектора X независимы, то по одномерным маргинальным распределениям можно восстановить распределение вектора X .

Аналогично для дискретного двумерного вектора независимость означает выполнение равенств

$$P(X=x_i, Y=y_j) = p_{ij} = p_{i\cdot} \cdot p_{\cdot j} = P(X=x_i) \cdot P(Y=y_j)$$

Независимые случайные величины: матожидание $g(X)h(Y)$

Для независимых X, Y и функции вида $g(x)h(y)$ математическое ожидание $E(g(X)h(Y))$ распадается в произведение отдельных средних

$$E(g(X)h(Y)) = \sum_i \sum_j \underbrace{g(x_i)} \underbrace{h(y_j)} \underbrace{p_{i,j}} = \left(\sum_i g(x_i) p_{i,\cdot} \right) \left(\sum_j h(y_j) p_{\cdot,j} \right) = E(g(X))E(h(Y)).$$

Аналогично для непрерывного двумерного вектора:

$$\begin{aligned} E(g(X)h(Y)) &= \iint_{\mathbb{R}^2} \underbrace{g(x)} \underbrace{h(y)} \underbrace{f_X(x)} \underbrace{f_Y(y)} dx dy = \left(\int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f_X(x) dx \right) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} h(y) f_Y(y) dy \right) \\ &= E(g(X))E(h(Y)). \end{aligned}$$

$x \cdot y$

Независимые случайные векторы

Определение

Случайные векторы (вообще говоря, различных размерностей) $X^{(1)}, \dots, X^{(m)}$ называются независимыми, если

$$P(X^{(1)} \in A_1, \dots, X^{(m)} \in A_m) = P(X^{(1)} \in A_1) \cdot \dots \cdot P(X^{(m)} \in A_m)$$

(Handwritten blue annotations: $\downarrow \mathbb{R}^{k_1}$ under A_1 and $\downarrow \mathbb{R}^{k_m}$ under A_m)

для любых борелевских множеств $A_1, \dots, A_m$ в соответствующих пространствах.

Распределение суммы двух независимых случайных величин

Пусть X, Y — непрерывные независимые случайные величины, $f_X(x)$ $f_Y(y)$ — их плотности. Обозначим $Z = X + Y$, $U = [X, Y]'$, $f_U(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$. Тогда

$$F_Z(z) = P(X + Y \leq z) = P(U \in G_Z) = \iint_{G_Z} f_X(x)f_Y(y)dx dy,$$

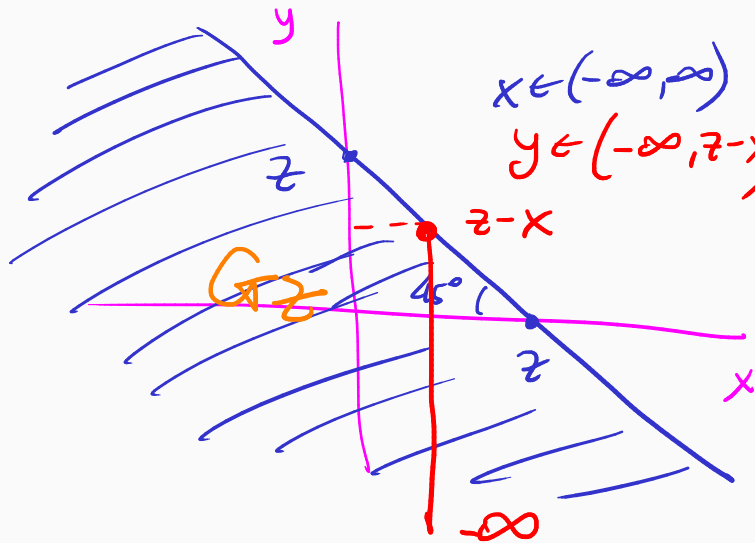
где $G_Z = \{(x, y) : x + y \leq z\}$. Имеем:

$$\iint_{G_Z} f_X(x)f_Y(y)dx dy = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) \left(\int_{-\infty}^{z-x} f_Y(y)dy \right) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x)F_Y(z-x)dx.$$

Предполагая возможность дифференцирования под знаком интеграла, получаем:

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x)f_Y(z-x)dx = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(z-y)f_Y(y)dy$$

— свертка плотностей $f_X(x)$, $f_Y(y)$.



$$x \in (-\infty, \infty)$$

$$y \in (-\infty, z - x)$$

$$z = x + y$$

$$\{z \leq z\} =$$

$$= \{x + y \leq z\}$$

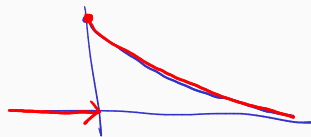
$$= \{x + y \in Gz\}$$

$$\{x + y \leq z\}$$

Распределение суммы двух независимых случайных величин: пример

Если X, Y — независимые показательные случайные величины с параметром $\lambda > 0$, т.е.

$$f_X(x) = f_Y(y) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$$



то при $z \geq 0$

$x > z$ не входит 0

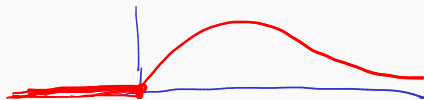
$f_Y(z-x)$

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} \underbrace{f_X(x)}_{x < 0 \text{ не входит } 0} \underbrace{f_Y(z-x)}_{f_X(x)} dx = \lambda^2 \int_0^z \underbrace{e^{-\lambda x} e^{-\lambda(z-x)}}_{f_X(x)} dx = \lambda^2 z e^{-\lambda z}.$$

$x < 0$ не входит 0

$f_X(x)$

Также можно проверить, что сумма двух независимых равномерно распределённых на $[0, 1]$ случайных величин имеет «треугольную» плотность.



Числовой характеристикой, связанной с независимостью двух случайных величин, является ковариация.

Определение

Число $\text{Cov}(X, Y) = \sigma_{XY} = E[(X - E(X))(Y - E(Y))] = E[(X - m_X)(Y - m_Y)]$ называется ковариацией случайных величин X, Y .

Легко устанавливается равенство $\text{Cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$.

$$\text{Cov}(X, X) = E[(X - E(X))(X - E(X))] = E[(X - E(X))^2] = \text{Var}(X)$$

$$\text{Var}(X) = E(X^2) - (E(X))^2$$

Ковариация независимых случайных величин

Неформально, содержательно знак ковариации говорит о положительной или отрицательной связи между величинами, т. е. положительная ковариация показывает, что «в среднем» величины изменяются «в одну сторону», а отрицательная — что в разные.

$$E(g(x) \cdot h(y)) = E(g(x))E(h(y))$$

не
нравис.

Предложение

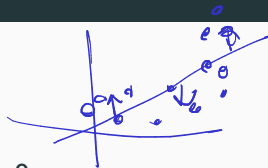
Если случайные величины X и Y независимы, то $E(XY) = E(X)E(Y)$ и $\text{Cov}(X, Y) = 0$.

Доказательство.

Для случаев дискретного и непрерывного совместного распределения X и Y равенство $E(XY) = E(X)E(Y)$ в случае независимости X и Y доказано выше. В общем случае оно тоже справедливо. □

Ковариация: свойства

1. Симметричность: $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$.
2. Билинейность: $\text{Cov}(aX + bY, Z) = a \text{Cov}(X, Z) + b \text{Cov}(Y, Z)$.
3. Если случайные величины X, Y независимы, то $\text{Cov}(X, Y) = 0$.



Таким образом, из независимости следует некоррелированность. Обратное, вообще говоря, неверно.

Пример

Пусть $X \sim N(0, 1)$, $Y = X^2$. Тогда X, Y зависимы (даже функционально связаны), но

$$\text{Cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y) = E(X \cdot X^2) - E(X)E(X^2) = E(X^3) - E(X)E(X^2) = 0 - 0 \cdot 1 = 0.$$

Handwritten notes above the equation: ≈ 0 above $E(X^3)$, $\varnothing$ above $E(X)$, and 1 above $E(X^2)$.

$$\text{Var}(aX) = \text{Cov}(aX, aX) = a^2 \text{Cov}(X, X) = a^2 \text{Var}(X)$$

Дисперсия суммы

Из определения ковариации непосредственно следует равенство $\text{Var}(X + Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2 \text{Cov}(X, Y)$ и его обобщение

$$\text{Var}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i) + 2 \sum_{i < j} \text{Cov}(X_i, X_j).$$

Действительно,

$$\text{Cov}(X, X+Y) + \text{Cov}(Y, X+Y) =$$

$$\text{Var}(X + Y) = \text{Cov}(X + Y, X + Y) = \text{Cov}(X, X) + \text{Cov}(X, Y) + \text{Cov}(Y, X) + \text{Cov}(Y, Y)$$

$$= (\text{Cov}(X, X) + \text{Cov}(Y, Y)) + (\text{Cov}(Y, X) + \text{Cov}(X, Y)) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2 \text{Cov}(X, Y).$$

В частности, если величины X_i независимы, то

$$\text{Var}\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i).$$

Ковариация: индикатор зависимости

На первый взгляд, ковариацию (точнее, ее выборочный аналог) можно рассматривать как приближенный индикатор независимости: большая ковариация — есть зависимость, маленькая — нет зависимости. Однако для ковариации в силу ее размерности понятие «большая–маленькая» теряет смысл. Поэтому рассматривается модификация ковариации — *коэффициент корреляции*.

Ковариация: неравенство Коши – Буняковского

Предложение (неравенство Коши – Буняковского)

Для любых случайных величин ξ, η , имеющих вторые моменты, выполнено неравенство $(E(\xi\eta))^2 \leq E(\xi^2)E(\eta^2)$.

Доказательство.

При любом x квадратичная функция

$f(x) = E((x\xi + \eta)^2) = x^2E(\xi^2) + 2xE(\xi\eta) + E(\eta^2)$ неотрицательна, поэтому ее дискриминант $D = 4((E(\xi\eta))^2 - E(\xi^2)E(\eta^2)) \leq 0$. □

Следствие

Для любых случайных величин X, Y выполнено неравенство $(\text{Cov}(X, Y))^2 \leq \text{Var}(X)\text{Var}(Y)$.

Доказательство.

Обозначим $\xi = X - E(X)$, $\eta = Y - E(Y)$ и применим неравенство Коши – Буняковского. □

Коэффициент корреляции

Определение

Число

$$\rho(X, Y) = \rho_{XY} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}(X) \text{Var}(Y)}} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}$$

называется коэффициентом корреляции случайных величин X, Y .

Коэффициент корреляции: свойства

1. $-1 \leq \rho(X, Y) \leq 1$ для любых X, Y (следует из неравенства Коши – Буняковского)
2. $\rho(X, Y) = 0$ тогда и только тогда, когда X и Y некоррелированы.
В частности, если X, Y независимы, то $\rho(X, Y) = 0$. Обратное неверно
3. Если $\rho(X, Y) = 1$, то $Y = aX + b$, $a > 0$; если $\rho(X, Y) = -1$, то $Y = aX + b$, $a < 0$

Коэффициент корреляции: комментарий

Коэффициент корреляции представляет собой меру линейной связи между двумя случайными величинами. Если $\rho(X, Y) = \pm 1$, то величины X и Y связаны друг с другом точно. При $0 < |\rho(X, Y)| < 1$ точной линейной связи нет. Если $\rho(X, Y) = 0$, то можно считать, что линейной связи между величинами нет совсем (при этом наилучший линейный прогноз Y , зная X , не зависит от X).

Ненулевой коэффициент корреляции между величинами X и Y говорит только о наличии статистической связи между ними, и ничего не говорит о наличии причинно-следственной связи.

- [1] Sh. Ross. *A First Course in Probability*. 9th ed. London: Pearson, 2014.
- [2] Б. В. Гнеденко. *Курс теории вероятностей*. М.: Издательство УРСС, 2005.
- [3] С. В. Головань, П. К. Катышев, А. А. Пересецкий. *Сборник задач по курсу теории вероятностей*. М.: Издательский дом «Дело» РАНХиГС, 2021.

Для заметок