

Лекция 7-8. Числовые характеристики случайных величин

Велищанский Михаил Александрович

Московский Государственный Технический Университет имени Н.Э. Баумана

Москва, 2023

Определение

Математическим ожиданием (средним значением) $M X$ дискретной случайной величины X называют сумму произведений значений x_i случайной величины и вероятностей $p_i = P\{X = x_i\}$, с которыми случайная величина принимает эти значения:

$$M X = \sum_i x_i p_i.$$

При этом, если множество возможных значений случайной величины X счетно, предполагается, что

$$\sum_{i=1}^{\infty} |x_i| p_i < +\infty,$$

т.е. ряд, определяющий математическое ожидание, сходится абсолютно; в противном случае говорят, что математическое ожидание случайной величины X не существует.

Замечание

Пусть на прямой расположена система материальных точек с массами p_i ($\sum_i p_i = 1$) и пусть x_i — координата i -й точки.

Тогда центр масс системы будет иметь координату

$$\bar{X} = \frac{\sum_i x_i p_i}{\sum_i p_i} = \frac{\sum_i x_i p_i}{1} = \sum_i x_i p_i,$$

совпадающую с математическим ожиданием $\mathbf{M} X$ случайной величины X .

Пример

Пусть X — число выпавших очков при подбрасывании игральной кости. Так как $p_i = \mathbf{P}\{X = i\} = \frac{1}{6}$, $i = \overline{1, 6}$, то

$$\mathbf{M} X = \sum_{i=1}^6 i \frac{1}{6} = 7/2 = 3.5.$$

Математическое ожидание непрерывной случайной величины

Определение

Математическим ожиданием (средним значением) MX непрерывной случайной величины X называют интеграл

$$MX = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x) dx.$$

При этом предполагается, что $\int_{-\infty}^{+\infty} |x|f(x) dx < +\infty$, т.е.

несобственный интеграл, определяющий математическое ожидание, сходится абсолютно.

Замечание

Так же как и в дискретном случае, математическое ожидание непрерывной случайной величины можно интерпретировать как центр масс стержня, плотность массы которого в точке x равна $f(x)$.

Математическое ожидание случайной величины. Примеры

Пример

Пусть случайная величина X имеет распределение Пуассона.

Тогда

$$\mathbf{M} X = \sum_{i=0}^{\infty} i \frac{\lambda^i}{i!} e^{-\lambda} = \lambda \sum_{i=1}^{\infty} \frac{\lambda^{i-1}}{(i-1)!} e^{-\lambda} = \lambda \sum_{j=0}^{\infty} \frac{\lambda^j}{j!} e^{-\lambda} = \lambda e^{\lambda} e^{-\lambda} = \lambda.$$

Пример

Найдем математическое ожидание случайной величины X , имеющей геометрическое распределение:

$$\begin{aligned} \mathbf{M} X &= \sum_{i=0}^{\infty} i p q^i = p q \sum_{i=0}^{\infty} i q^{i-1} = p q \left(\sum_{i=0}^{\infty} q^i \right)'_q = \\ &= p q \left(\frac{1}{1-q} \right)' = \frac{p q}{(1-q)^2} = \frac{p q}{p^2} = \frac{q}{p}. \end{aligned}$$

Математическое ожидание случайной величины. Примеры

Пример

Пусть непрерывная случайная величина X распределена равномерно на (a, b) . Тогда

$$M X = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx = \int_a^b \frac{x}{b-a} dx = \frac{1}{b-a} \cdot \frac{x^2}{2} \Big|_a^b = \frac{b+a}{2}.$$

Пример

Пусть непрерывная случайная величина X распределена по экспоненциальному закону с параметром λ . Тогда ее математическое ожидание равно

$$\begin{aligned} M X &= \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx = \int_0^{+\infty} \lambda x e^{-\lambda x} dx = \\ &= - \left(x e^{-\lambda x} \Big|_0^{+\infty} - \int_0^{+\infty} e^{-\lambda x} dx \right) = - \frac{1}{\lambda} e^{-\lambda x} \Big|_0^{+\infty} = \frac{1}{\lambda}. \end{aligned}$$

Пример

Пусть непрерывная случайная величина X распределена по нормальному закону с параметрами m и σ , тогда:

$$\begin{aligned} \mathbf{M} X &= \int_{-\infty}^{+\infty} x \varphi_{m, \sigma}(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-(x-m)^2/(2\sigma^2)} dx = \\ &= \left| y = \frac{(x-m)}{\sigma} \right| = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\sigma y + m}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\sigma y}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy + \\ &+ m \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy = \underbrace{\frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} y e^{-y^2/2} dy}_{=0} + m \underbrace{\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(y) dy}_{=1} = m. \end{aligned}$$

Таким образом, $\mathbf{M} X = m$, т.е. параметр m имеет смысл математического ожидания случайной величины X .

Математическое ожидание функции от случайной величины

Найдем математическое ожидание функции случайной величины (случайного вектора).

Пусть $Y = Y(X)$ является функцией от случайной величины X .

Рассмотрим сначала дискретную случайную величину X , принимающую значения x_1, \dots, x_n, \dots с вероятностями $p_n = P\{X = x_n\}$, $n = 1, 2, \dots$

Тогда случайная величина $Y = Y(X)$ принимает значения $Y(x_n)$ с вероятностями $p_n = P\{X = x_n\}$, $n = 1, 2, \dots$, и ее математическое ожидание имеет вид

$$M Y = M Y(X) = \sum_{i=1}^{\infty} Y(x_i) p_i,$$

при этом требуется выполнение условия $\sum_{i=1}^{\infty} |Y(x_i)| p_i < +\infty$.

Для непрерывной случайной величины X , имеющей плотность распределения $f(x)$, математическое ожидание случайной величины $Y = Y(X)$ можно найти, используя аналогичную дискретному случаю формулу

$$M = M Y(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} Y(x) f(x) dx,$$

при этом необходимо чтобы $\int_{-\infty}^{+\infty} |Y(x)| f(x) dx < +\infty$.

Аналогичным образом определяется математическое ожидание функции от многомерной случайной величины.

Математическое ожидание функции от случайного вектора

Математическое ожидание $M Y$ функции $Y = Y(X_1, X_2)$ от *дискретной* двумерной случайной величины (X_1, X_2) можно найти, воспользовавшись формулой

$$M Y = M Y(X_1, X_2) = \sum_{i,j} Y(x_{1i}, x_{2j}) p_{ij},$$

где $p_{ij} = P\{X_1 = x_{1i}, X_2 = x_{2j}\}$.

Математическое ожидание $M Y$ функции $Y = Y(X_1, X_2)$ от двумерной *непрерывной* случайной величины (X_1, X_2) определяется формулой

$$M Y = M Y(X_1, X_2) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} Y(x_1, x_2) f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) dx_1 dx_2,$$

где $f_{X_1, X_2}(x_1, x_2)$ — совместная плотность распределения случайных величин X_1 и X_2 .

Теорема

Математическое ожидание удовлетворяет следующим свойствам:

1. Если случайная величина X принимает всего одно значение C с вероятностью единица (т.е., по сути дела, не является случайной величиной), то $M C = C$.
2. $M(aX + b) = a M X + b$, где a, b — постоянные.
3. $M(X_1 + X_2) = M X_1 + M X_2$.
4. $M(X_1 X_2) = M X_1 \cdot M X_2$ для независимых случайных величин X_1 и X_2 .

Доказательство.

1. Если случайная величина X принимает всего одно значение C с вероятностью единица, то, согласно определению, имеем $M C = C \cdot 1 = C$.

доказательство (продолжение).

Доказательство свойств 2–4 проведем для непрерывных случайных величин (для дискретных — аналогично).

2. Докажем, что $\mathbf{M}(aX + b) = a\mathbf{M}X + b$, где a, b — постоянные.

Найдем математическое ожидание случайной величины $Y = aX + b$ ($Y = Y(x) = ax + b$):

$$\begin{aligned}\mathbf{M}Y &= \mathbf{M}(aX + b) = \int_{-\infty}^{+\infty} (ax + b)f_X(x) dx = \\ &= a \int_{-\infty}^{+\infty} xf_X(x) dx + b \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) dx = \\ &= a\mathbf{M}X + b \cdot 1 = a\mathbf{M}X + b.\end{aligned}$$



доказательство (продолжение).

3. Докажем, что $\mathbf{M}(X_1 + X_2) = \mathbf{M} X_1 + \mathbf{M} X_2$.

Пусть теперь $Y = X_1 + X_2$ ($Y = Y(x_1, x_2) = x_1 + x_2$). Тогда

$$\begin{aligned}\mathbf{M} Y &= \mathbf{M}(X_1 + X_2) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x_1 + x_2) f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) dx_1 dx_2 = \\&= \int_{-\infty}^{+\infty} x_1 \left(\int_{-\infty}^{+\infty} f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) dx_2 \right) dx_1 + \\&\quad + \int_{-\infty}^{+\infty} x_2 \left(\int_{-\infty}^{+\infty} f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) dx_1 \right) dx_2 = \\&= \int_{-\infty}^{+\infty} x_1 f_{X_1}(x_1) dx_1 + \int_{-\infty}^{+\infty} x_2 f_{X_2}(x_2) dx_2 = \mathbf{M} X_1 + \mathbf{M} X_2.\end{aligned}$$



доказательство (продолжение).

4. Докажем, что $M(X_1 X_2) = M X_1 \cdot M X_2$ для независимых случайных величин X_1 и X_2 .

Так как X_1 и X_2 независимые случайные величины, то воспользовавшись формулой для математического ожидания функции случайного вектора ($Y = X_1 X_2$) имеем:

$$\begin{aligned} M Y = M(X_1 X_2) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x_1 x_2 f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) dx_1 dx_2 = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x_1 x_2 f_{X_1}(x_1) f_{X_2}(x_2) dx_1 dx_2 = \\ &= \left(\int_{-\infty}^{+\infty} x_1 f_{X_1}(x_1) dx_1 \right) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} x_2 f_{X_2}(x_2) dx_2 \right) = \\ &= M X_1 M X_2. \end{aligned}$$

Замечание

1. В данной теореме предполагается, что математические ожидания случайных величин X , X_1 и X_2 существуют, хотя математическое ожидание суммы случайных величин может существовать даже тогда, когда математические ожидания обоих слагаемых не существует, поскольку $M(X - X) = M 0 = 0$, даже если $M X$ не существует.
2. Свойство 3 можно обобщить на произвольное число слагаемых, т.е.

$$M(X_1 + \dots + X_n) = M X_1 + \dots + M X_n.$$

3. Свойство 4 также допускает обобщение на произведение конечного числа (независимых в совокупности) случайных величин:

$$M(X_1 \cdot X_2 \dots X_n) = M X_1 \cdot M X_2 \cdot \dots \cdot M X_n.$$

Две случайные величины могут иметь одинаковые математические ожидания, но их возможные значения будут по-разному рассеиваться вокруг этого значения.

Например, средний балл на экзамене в двух группах равен 4, но в первой группе почти все студенты получили 4, а во второй группе 4 нет вообще, а основные оценки 3 и 5.

Поэтому, наряду с математическим ожиданием, вводят число, характеризующее "разброс" случайной величины относительно своего математического ожидания. Такой характеристикой обычно служит *дисперсия*.

Определение

Дисперсией $D X$ случайной величины X называют математическое ожидание квадрата отклонения случайной величины X от ее среднего значения, т.е. $D X = M(X - M X)^2$.

Полагая $Y(x) = (x - M X)^2$ и используя формулы для вычисления математического ожидания функции от СВ, получаем:

$$D X = \sum_i (x_i - M X)^2 p_i \text{ и } D X = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - M X)^2 f(x) dx.$$

Замечание

Из определения непосредственно следует, что дисперсия любой случайной величины является неотрицательным числом.

Дисперсия случайной величины

Механический смысл дисперсии — центральный (относительно центра масс) момент инерции массы, распределенной на оси с линейной плотностью $f(x)$.

Дисперсия $D X$ представляет собой второй момент *центрированной* (имеющей нулевое математическое ожидание) случайной величины $\overset{\circ}{X} = X - M X$.

Поэтому иногда дисперсию называют **вторым центральным моментом** случайной величины.

Наряду с понятием второго центрального момента можно ввести понятие *второго начального момента*.

Определение

Вторым начальным моментом m_2 случайной величины X называют математическое ожидание квадрата случайной величины X , т.е. $m_2 = M X^2$.

В литературе часто встречаются понятия моментов высших порядков.

Определение

Моментом k -го порядка m_k (k -м моментом) случайной величины X называют математическое ожидание k -й степени случайной величины X , т.е. $m_k = M X^k$.

Иногда k -й момент называют также начальным моментом k -го порядка.

Определение

Центральным моментом k -го порядка $\overset{\circ}{m}_k$ (k -м центральным моментом) случайной величины X называют математическое ожидание k -й степени случайной величины $\overset{\circ}{X} = X - M X$ т.е. $\overset{\circ}{m}_k = M(X - M X)^k$.

Теорема

Дисперсия удовлетворяет следующим свойствам:

1. Если случайная величина X принимает всего одно значение C с вероятностью единица, то $D C = 0$.
2. $D(aX + b) = a^2 D X$.
3. $D X = M X^2 - (M X)^2$.
4. $D(X + Y) = D X + D Y$ для независимых случайных величин X и Y .

Доказательство.

1. Если случайная величина X с вероятностью единица принимает всего одно значение C , то в силу свойства 1 математического ожидания ($M X = C$) получаем

$$D X = M(X - C)^2 = (C - C)^2 \cdot 1 = 0.$$

доказательство (продолжение).

2. Определим дисперсию случайной величины $Y = aX + b$.
Используя свойство 2 математического ожидания, имеем

$$\begin{aligned} D Y &= M(Y - M Y)^2 = M(aX + b - M(aX + b))^2 = \\ &= M(aX + b - aMX - b)^2 = M(a(X - MX))^2 = \\ &= M(a^2(X - MX)^2) = a^2 M(X - MX)^2 = a^2 D X. \end{aligned}$$

3. Согласно свойствам 2 и 3 математического ожидания, получаем

$$\begin{aligned} D X &= M(X - MX)^2 = M(X^2 - 2XMX + (MX)^2) = \\ &= MX^2 - 2(MX)^2 + (MX)^2 = MX^2 - (MX)^2. \end{aligned}$$



доказательство (продолжение).

4. Пусть X и Y — независимые случайные величины. Тогда, используя независимость случайных величин $\overset{\circ}{X} = X - M X$ и $\overset{\circ}{Y} = Y - M Y$, а также свойства 2–4 математического ожидания, получаем

$$\begin{aligned} D(X + Y) &= M(X + Y - M(X + Y))^2 = \\ &= M((X - M X) + (Y - M Y))^2 = M(X - M X)^2 + \\ &+ 2M((X - M X)(Y - M Y)) + M(Y - M Y)^2 = \\ &= D X + 2(M \overset{\circ}{X} \cdot M \overset{\circ}{Y}) + D Y = D X + D Y, \end{aligned}$$

поскольку $M \overset{\circ}{X} = 0$ и $M \overset{\circ}{Y} = 0$.



Замечание

Можно показать, что справедливо и свойство, обратное свойству 1, т.е. имеет место утверждение: дисперсия случайной величины X равна нулю тогда и только тогда, когда X с вероятностью 1 принимает всего одно значение.

Замечание

Очевидно, что свойство 4 справедливо для суммы не только двух, но и любого числа n попарно независимых случайных величин $D(X_1 + \dots + X_n) = D X_1 + \dots + D X_n$.

Замечание

Позднее будет приведена формула для дисперсии суммы любых (а не только независимых) слагаемых.

На практике наряду с дисперсией $D X$ случайной величины X часто используют величину $\sigma = \sqrt{D X}$, которую называют **средним квадратичным отклонением** случайной величины X .

Пример

Пусть случайная величина X имеет распределение Пуассона ($\mathbf{M} X = \lambda$). Необходимо найти дисперсию $\mathbf{D} X$. Для начала найдем второй момент

$$\begin{aligned}\mathbf{M} X^2 &= \sum_{i=0}^{\infty} i^2 \frac{\lambda^i}{i!} e^{-\lambda} = \lambda \sum_{i=1}^{\infty} i \frac{\lambda^{i-1}}{(i-1)!} e^{-\lambda} = \lambda \sum_{j=0}^{\infty} (j+1) \frac{\lambda^j}{j!} e^{-\lambda} = \\ &= \lambda \left(\sum_{j=0}^{\infty} j \frac{\lambda^j}{j!} e^{-\lambda} + \sum_{j=0}^{\infty} \frac{\lambda^j}{j!} e^{-\lambda} \right) = \lambda(\mathbf{M} X + 1) = \lambda^2 + \lambda.\end{aligned}$$

Тогда, воспользовавшись свойством 3 дисперсии, имеем

$$\mathbf{D} X = \mathbf{M} X^2 - (\mathbf{M} X)^2 = \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda.$$

Дисперсия случайной величины. Примеры

Пример

Пусть непрерывная случайная величина X распределена равномерно на (a, b) . Тогда

$$\begin{aligned} D X &= \int_a^b \left(x - \frac{b+a}{2} \right)^2 \frac{1}{b-a} dx = \frac{1}{3(b-a)} \left(\left(b - \frac{b+a}{2} \right)^3 - \right. \\ &\quad \left. - \left(a - \frac{b+a}{2} \right)^3 \right) = \frac{(b-a)^3}{12(b-a)} = \frac{(b-a)^2}{12}. \end{aligned}$$

Пример

Пусть $X \sim \text{Exp}(\lambda)$. Тогда

$$\begin{aligned} M X^2 &= \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 f(x) dx = \int_0^{+\infty} \lambda x^2 e^{-\lambda x} dx = - \left(x^2 e^{-\lambda x} \Big|_0^{+\infty} - \right. \\ &\quad \left. - \int_0^{+\infty} 2x e^{-\lambda x} dx \right) = \dots = - \frac{2}{\lambda^2} e^{-\lambda x} \Big|_0^{+\infty} = \frac{2}{\lambda^2} \Rightarrow \\ &\Rightarrow D X = M X^2 - (M X)^2 = 1/\lambda^2. \end{aligned}$$

Пример

Найдем дисперсию случайной величины X , распределенной по нормальному закону с параметрами m и σ

$$\begin{aligned}DX &= \int_{-\infty}^{+\infty} (x - m)^2 \varphi_{m,\sigma}(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{(x - m)^2}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x - m)^2}{2\sigma^2}} dx = \\&= \left| y = \frac{(x - m)}{\sigma} \right| = \sigma^2 \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{y^2}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy = \left| \begin{array}{l} \text{по частям} \\ u = y/\sqrt{2\pi} \\ dv = ye^{-y^2/2} dy \end{array} \right| = \\&\dots = \sigma^2 \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} dy = \sigma^2 \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(y) dy = \sigma^2.\end{aligned}$$

Таким образом, дисперсия нормально распределенной случайной величины совпадает с квадратом второго параметра.

Ковариация и коэффициент корреляции случайных величин

Пусть $(X_1; X_2)$ — двумерный случайный вектор.

Определение

Ковариацией (корреляционным моментом) $\text{cov}(X_1, X_2)$ случайных величин X_1 и X_2 называют математическое ожидание произведения случайных величин $\overset{\circ}{X}_1 = X_1 - \mathbf{M} X_1$ и $\overset{\circ}{X}_2 = X_2 - \mathbf{M} X_2$:

$$\text{cov}(X_1, X_2) = \mathbf{M}(\overset{\circ}{X}_1 \overset{\circ}{X}_2) = \mathbf{M}((X_1 - \mathbf{M} X_1)(X_2 - \mathbf{M} X_2)).$$

Для дискретных случайных величин X_1 и X_2

$$\text{cov}(X_1, X_2) = \sum_{i,j} (x_i - \mathbf{M} X_1)(y_j - \mathbf{M} X_2) p_{ij},$$

для непрерывных случайных величин X_1 и X_2

$$\text{cov}(X_1, X_2) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x_1 - \mathbf{M} X_1)(x_2 - \mathbf{M} X_2) f_{X_1, X_2}(x_1, x_2) dx_1 dx_2.$$

Поскольку

$$\begin{aligned} D(X + Y) &= M((X + Y) - M(X + Y))^2 = \\ &= M(X - MX)^2 + 2M((X - MX)(Y - MY)) + M(Y - MY)^2 = \\ &= DX + DY + 2\operatorname{cov}(X, Y), \end{aligned}$$

то можно ввести свойство 5 для дисперсии суммы случайных величин, справедливое для любых случайных величин X и Y :

$$D(X + Y) = DX + DY + 2\operatorname{cov}(X, Y).$$

Свойство 5 дисперсии допускает обобщение на произвольное число слагаемых:

$$D(X_1 + \dots + X_n) = DX_1 + \dots + DX_n + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \operatorname{cov}(X_i, X_j).$$

Теорема

Ковариация имеет следующие свойства

1. $\text{cov}(X, X) = D X$.
2. $\text{cov}(X_1, X_2) = 0$ для независимых случайных величин X_1 и X_2 .
3. Если $Y_1 = a_1 X_1 + b_1$, и $Y_2 = a_2 X_2 + b_2$, то $\text{cov}(Y_1, Y_2) = a_1 a_2 \text{cov}(X_1, X_2)$.
4. $-\sqrt{D X_1 D X_2} \leq \text{cov}(X_1, X_2) \leq \sqrt{D X_1 D X_2}$.
5. $|\text{cov}(X_1, X_2)| = \sqrt{D X_1 D X_2}$
тогда и только тогда, когда случайные величины X_1 и X_2 связаны линейной зависимостью, т.е. существуют такие числа a и b , при которых $X_2 = a X_1 + b$.
6. $\text{cov}(X_1, X_2) = M(X_1 X_2) - M X_1 M X_2$.

Доказательство.

1. По определению ковариации и дисперсии имеем:
 $\text{cov}(X, X) = \mathbf{M}(X - MX)^2 = \mathbf{D} X.$
2. Если случайные величины X_1 и X_2 являются независимыми (и имеют математические ожидания), то

$$\begin{aligned}\text{cov}(X_1, X_2) &= \mathbf{M}((X_1 - MX_1)(X_2 - MX_2)) = \\ &= (\mathbf{M}(X_1 - MX_1))(\mathbf{M}(X_2 - MX_2)) = 0.\end{aligned}$$

3. Пусть $Y_1 = a_1X_1 + b_1$, $Y_2 = a_2X_2 + b_2$.
Тогда

$$\begin{aligned}\text{cov}(Y_1, Y_2) &= \mathbf{M}((Y_1 - MY_1)(Y_2 - MY_2)) = \\ &= \mathbf{M}((a_1X_1 + b_1 - a_1MX_1 - b_1)(a_2X_2 + b_2 - a_2MX_2 - b_2)) = \\ &= \mathbf{M}(a_1a_2(X_1 - MX_1)(X_2 - MX_2)) = a_1a_2 \text{cov}(X_1, X_2).\end{aligned}$$



доказательство (продолжение).

4. Рассмотрим дисперсию случайной величины

$Y_x = xX_1 - X_2$, где x — произвольное число.

В силу свойств дисперсии и свойства 3 ковариации

$$\begin{aligned} D Y_x &= D(xX_1) + 2 \operatorname{cov}(xX_1, -X_2) + D(-X_2) = \\ &= x^2 D X_1 - 2x \operatorname{cov}(X_1, X_2) + D X_2. \end{aligned}$$

Т.к. $D Y_x \geq 0$ то дискриминант

$$D = (-2 \operatorname{cov}(X_1, X_2))^2 - 4 D X_1 D X_2 \leq 0.$$

Следовательно $(2 \operatorname{cov}(X_1, X_2))^2 \leq 4 D X_1 D X_2 \Rightarrow$
 $|\operatorname{cov}(X_1, X_2)| \leq \sqrt{D X_1 D X_2}.$



доказательство (продолжение).

5. Пусть выполнено равенство $|\text{cov}(X_1, X_2)| = \sqrt{D X_1 D X_2}$.
Значит, дискриминант $D = (2 \text{cov}(X_1, X_2))^2 - 4 D X_1 D X_2$
равен нулю, и уравнение $D Y_x = 0$ имеет решение, которое
обозначим a .

Тогда случайная величина $Y_a = aX_1 - X_2$ принимает всего
одно значение (допустим, b), и, следовательно,
 $X_2 = aX_1 - b$.

Пусть теперь выполнено $X_2 = aX_1 - b$. Тогда в
соответствии со свойством 1 дисперсии $D Y_a = 0$, а значит,
дискриминант является неотрицательным.

Поскольку при доказательстве утверждения 4 было
показано, что этот дискриминант неположителен, то он
равен нулю, и значит $|\text{cov}(X_1, X_2)| = \sqrt{D X_1 D X_2}$.



доказательство (продолжение).

6.

$$\begin{aligned}\operatorname{cov}(X_1, X_2) &= \mathbf{M}((X_1 - \mathbf{M} X_1)(X_2 - \mathbf{M} X_2)) = \\ &= \mathbf{M}(X_1 X_2 - X_2 \mathbf{M} X_1 - X_1 \mathbf{M} X_2 + \mathbf{M} X_1 \mathbf{M} X_2) = \\ &= \mathbf{M}(X_1 X_2) - \mathbf{M}(X_2 \mathbf{M} X_1) - \mathbf{M}(X_1 \mathbf{M} X_2) + \mathbf{M} X_1 \mathbf{M} X_2 = \\ &= \mathbf{M}(X_1 X_2) - \mathbf{M} X_1 \mathbf{M} X_2.\end{aligned}$$

Замечание

Если случайные величины связаны линейной зависимостью $X_2 = aX_1 - b$, $a \neq 0$, то в соответствии со свойствами 3 и 1 $\operatorname{cov}(X_1, X_2) = a \operatorname{cov}(X_1, X_1) = a \mathbf{D} X_1$. Поэтому свойство 5 допускает следующее уточнение:

$$\operatorname{cov}(X_1, X_2) = \sqrt{\mathbf{D} X_1 \mathbf{D} X_2} \quad \text{при } a > 0;$$

$$\operatorname{cov}(X_1, X_2) = -\sqrt{\mathbf{D} X_1 \mathbf{D} X_2} \quad \text{при } a < 0.$$

Замечание

Имеет место еще одно полезное при расчетах свойство дисперсии

$$D(a_1X_1 + a_2X_2 + b) = a_1^2 D X_1 + a_2^2 D X_2 + 2a_1a_2 \operatorname{cov}(X_1, X_2).$$

Замечание

Как следует из свойства 2, ковариация независимых случайных величин равна нулю. Однако обратное, вообще говоря, неверно. Существуют зависимые и даже функционально зависимые случайные величины, ковариация которых равна нулю.

Определение

Случайные величины X и Y называют **некоррелированными**, если их ковариация равна нулю, т.е. $\operatorname{cov}(X, Y) = 0$.

Таким образом из некоррелированности случайных величин не следует их независимость.

Матрицей ковариаций случайного вектора

Рассмотрим теперь n -мерный случайный вектор

$$\vec{X} = (X_1, \dots, X_n).$$

Определение

Матрицей ковариаций (ковариационной матрицей)

случайного вектора \vec{X} называют матрицу

$\Sigma = (\sigma_{ij}) = (\text{cov}(X_i, X_j))$, состоящую из ковариаций случайных величин X_i и X_j .

Теорема (б/д)

Ковариационная матрица обладает следующими свойствами.

1. Матрица ковариаций Σ является симметрической.
2. Если случайный вектор $\vec{Y} = \vec{X}B + \vec{c}$, то $\Sigma_{\vec{Y}} = B^T \Sigma_{\vec{X}} B$, где $\Sigma_{\vec{Y}}$ и $\Sigma_{\vec{X}}$ матрицы ковариаций случайных векторов \vec{Y} и \vec{X} соответственно.
3. Матрица ковариаций Σ является неотрицательно определенной.

Определение

Коэффициентом корреляции случайных величин X и Y называют число $\rho = \rho(X, Y)$, определяемое равенством (предполагается, что $D X > 0$ и $D Y > 0$)
$$\rho = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{D X \cdot D Y}}.$$

Теорема (б/д)

Коэффициент корреляции имеет следующие свойства.

1. $\rho(X, X) = 1$.
2. Если случайные величины X и Y являются независимыми (и существуют $D X > 0$ и $D Y > 0$), то $\rho(X, Y) = 0$.
3. $\rho(a_1 X_1 + b_1, a_2 X_2 + b_2) = \pm \rho(X_1, X_2)$. При этом знак плюс нужно брать в том случае, когда a_1 и a_2 имеют одинаковые знаки, и минус — в противном случае.
4. $-1 \leq \rho(X, Y) \leq 1$.
5. $|\rho(X, Y)| = 1$ тогда и только тогда, когда случайные величины X и Y связаны линейной зависимостью.

Коэффициент корреляции случайных величин

Коэффициент корреляции (также как и ковариация) отражают "степень линейной близости" случайных величин. При $\rho > 0$ говорят о *положительной* корреляционной зависимости X и Y , при $\rho < 0$ — об *отрицательной*.

Однако, коэффициент корреляции (ковариация) может не улавливать "степень нелинейной близости" случайных величин. Для этой цели служат другие характеристики.

По аналогии с ковариационной матрицей для случайного вектора $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$ можно ввести корреляционную матрицу.

Определение

Корреляционной (нормированной ковариационной) матрицей случайного вектора \vec{X} называют матрицу $P = (\rho_{ij}) = (\rho(X_i, X_j))$, состоящую из коэффициентов корреляций случайных величин X_i и X_j .

Рассмотрим лишь одну дополнительную характеристику, широко используемую, в частности, в математической статистике.

Определение

Квантилью уровня α , или α -квантилью, ($0 < \alpha < 1$) случайной величины X (распределения случайной величины X) называют число Q_α , удовлетворяющее неравенствам

$$P\{X < Q_\alpha\} \leq \alpha \quad \text{и} \quad P\{X > Q_\alpha\} \leq 1 - \alpha.$$

$1/2$ -квантиль называют также медианой M случайной величины X .

Для непрерывной случайной величины X α -квантиль Q_α является решением уравнения

$$F(Q_\alpha) = \alpha,$$

где $F(x)$ — функция распределения случайной величины X . Таким образом, для непрерывной случайной величины X квантиль Q_α — это такое число, меньше которого X принимает значение с вероятностью α .

Если известна плотность распределения $f(x)$ случайной величины X , то, учитывая связь между функцией распределения и плотностью распределения, уравнение для определения α -квантили можно записать в виде

$$\int_{-\infty}^{Q_\alpha} f(x) dx = \alpha.$$