

第 4 章 随机变量的数字特征

安徽财经大学

统计与应用数学学院



目录

- ① 随机变量的数学期望
- ② 方差
- ③ 协方差与相关系数
- ④ 矩、协方差矩阵
- ⑤ 条件数学期望



- ① 随机变量的数学期望
 - 数学期望的概念
 - 随机变量函数的数学期望
 - 数学期望的性质
- ② 方差
- ③ 协方差与相关系数
- ④ 矩、协方差矩阵
- ⑤ 条件数学期望



有甲乙两名射击选手打靶, 其命中的环数分别记为 X 和 Y , 显然 X 和 Y 都是随机变量. 设 X 和 Y 的分布列分别为:

X	8	9	10
P	0.3	0.1	0.6

Y	8	9	10
P	0.2	0.4	0.4

现在问, 甲和乙哪个射击技术较好?



有甲乙两名射击选手打靶, 其命中的环数分别记为 X 和 Y , 显然 X 和 Y 都是随机变量. 设 X 和 Y 的分布列分别为:

X	8	9	10
P	0.3	0.1	0.6

Y	8	9	10
P	0.2	0.4	0.4

现在问, 甲和乙哪个射击技术较好?

由于某射手射中某环的概率大小即反映该射手击中该环的比率, 因而上面两个分布列详细刻画了甲、乙两人的射击技术. 但要从分布上来比较两人的射击水平的高低并不明显.

因此我们希望能够构造出一些其他的量, 它们能够更集中更明显的反映两个选手射击水平的高低. 此时一个自然的想法就是**考虑他们平均命中的环数**.



假定两射击选手各射 N 枪, 则其命中的总环数应当为:

$$\text{甲: } 8 \times 0.3N + 9 \times 0.1N + 10 \times 0.6N = 9.3N,$$

$$\text{乙: } 8 \times 0.2N + 9 \times 0.4N + 10 \times 0.4N = 9.2N.$$

平均起来甲每枪平均命中 9.3 环, 乙每枪平均命中 9.2 环, 因此有理由判定甲的射击技术要好些.

与此同时可以看到这种反映随机变量取值“平均”的数值, 恰好是 X 的可能取值与其对应的概率的乘积之和.



定义 (4.1.1)

设 X 是离散型随机变量, 其分布列为

$$P\{X = x_k\} = p_k, \quad k = 1, 2, \dots,$$

若级数 $\sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$ 绝对收敛, 记

$$E(X) = \sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k,$$

称 $E(X)$ 为随机变量 X 的**数学期望**(Mathematical expectation).



- **定义中对级数要求绝对收敛是必要的.** 因为从直观上看, $E(X)$ 的取值应不受 X 值顺序改变的影响, 因此定义中应当允许任意改变求和顺序而不影响级数的收敛性与值.
- 从定义可以知道, 随机变量的数学期望可能不存在, 但当它只取有限个可能值时数学期望一定存在.
- 特别注意的是: **尽管随机变量的取值是随机的, 但其数学期望是一个数, 不再具有随机性.** 数学期望有时简称为**期望**或者**均值**.



例 (4.1.1)

设 X 为一离散型随机变量, 其分布列为

$$P\left(X = (-1)^k \frac{2^k}{k}\right) = \frac{1}{2^k}, \quad k = 1, 2, \dots$$

试说明 X 的数学期望不存在.



例 (4.1.1)

设 X 为一离散型随机变量, 其分布列为

$$P\left(X = (-1)^k \frac{2^k}{k}\right) = \frac{1}{2^k}, \quad k = 1, 2, \dots$$

试说明 X 的数学期望不存在.

解

考虑级数

$$\sum_{k=1}^{+\infty} |x_k p_k| = \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{2^k}{k} \cdot \frac{1}{2^k} = \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{1}{k},$$

显然该级数是发散的, 于是可以断定 X 的数学期望不存在.



定义 (4.1.2)

设 X 为连续型随机变量, 其概率密度为 $f(x)$, 若积分 $\int_{-\infty}^{+\infty} |x|f(x)dx$ 收敛, 记

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx,$$

称 $E(X)$ 为随机变量 X 的**数学期望**.



常见分布的数学期望

(1) 单点分布的数学期望

设随机变量分布列为 $P(X = c) = 1$, 则可得其数学期望

$$E(X) = 1 \times c = c.$$

(2) 0-1 分布的数学期望

设随机变量 X 服从参数为 p 的 0-1 分布, 则可得其数学期望为:

$$E(X) = 1 \times p + 0 \times (1 - p) = p.$$



(3) 二项分布 $b(n, p)$ 的数学期望

$$\begin{aligned} E(X) &= \sum_{k=0}^n k C_n^k p^k (1-p)^{n-k} = \sum_{k=0}^n k \frac{n!}{k!(n-k)!} p^k (1-p)^{n-k} \\ &= np \sum_{k=1}^n \frac{(n-1)!}{(k-1)![(n-1)-(k-1)]!} p^{k-1} (1-p)^{[(n-1)-(k-1)]}, \end{aligned}$$

令 $k-1=t$, 则

$$\begin{aligned} E(X) &= np \sum_{t=0}^{n-1} \frac{(n-1)!}{t![(n-1)-t]!} p^t (1-p)^{[(n-1)-t]} \\ &= np[p + (1-p)]^{n-1} = np. \end{aligned}$$



(4) 泊松分布 $P(\lambda)$ 的数学期望

$$E(X) = \sum_{k=0}^{+\infty} k \times \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} = \lambda e^{-\lambda} e^{\lambda} = \lambda.$$

(5) 几何分布 $Ge(p)$ 的数学期望

$$E(X) = \sum_{k=1}^{+\infty} k q^{k-1} p = p \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{dq^k}{dq} = p \frac{d}{dq} \left(\sum_{k=1}^{+\infty} q^k \right) = p \frac{d}{dq} \left(\frac{q}{1-q} \right) = \frac{1}{p}.$$

注意: $q = 1 - p$.



(6) 均匀分布 $U(a, b)$ 的数学期望

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \int_a^b x \frac{1}{b-a} dx = \frac{a+b}{2}.$$

(7) 指数分布 $Exp(\lambda)$ 的数学期望

$$E(X) = \int_0^{+\infty} x\lambda e^{-\lambda x} dx = - \int_0^{+\infty} x d e^{-\lambda x} = \int_0^{+\infty} e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{\lambda}.$$



(8) 正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 的数学期望

$$\begin{aligned} E(X) &= \int_{-\infty}^{+\infty} x \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) dx \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} (x-\mu) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) dx \\ &\quad + \int_{-\infty}^{+\infty} \mu \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) dx \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} t \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) dt \\ &\quad + \mu \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) dt \quad (t = x - \mu) \\ &= \mu. \end{aligned}$$



分布	分布律或密度函数	期望
0-1 分布 $b(1, p)$	$P(X = k) = p^k(1 - p)^{1-k}, k = 0, 1$	p
二项分布 $b(n, p)$	$P(X = k) = C_n^k p^k(1 - p)^{n-k}, k = 0, 1, \dots, n$	np
泊松分布 $P(\lambda)$	$P(X = k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, k = 0, 1, 2, \dots, \lambda > 0$	λ
几何分布 $Ge(p)$	$P(X = k) = p(1 - p)^{k-1}, k = 1, 2, \dots$	$\frac{1}{p}$
均匀分布 $U(a, b)$	$f(x) = \frac{1}{b-a}, a < x < b; f(x) = 0, \text{其他}$	$\frac{a+b}{2}$
指数分布 $Exp(\lambda)$	$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x > 0; f(x) = 0, x \leq 0$	$\frac{1}{\lambda}$
正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$	$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, -\infty < x < +\infty$	μ



例 (4.1.2)

袋中有 k 号球 k 个 ($k = 1, \cdots, n$), 现从中任取一球, 求所得号码的平均值.



例 (4.1.2)

袋中有 k 号球 k 个 ($k = 1, \dots, n$), 现从中任取一球, 求所得号码的平均值.

解

显然所得号码是一个随机变量, 不妨设为 X , 题目要求的是 $E(X)$. 注意到由古典概型知 X 的分布列为

$$P(X = k) = \frac{k}{1 + 2 + \dots + n} = \frac{2k}{n(n+1)}, \quad k = 1, 2, \dots, n.$$

所以

$$E(X) = \sum_{k=1}^n kP(X = k) = \sum_{k=1}^n k \frac{2k}{n(n+1)} = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{k=1}^n k^2 = \frac{2n+1}{3}.$$



- ① 随机变量的数学期望
 - 数学期望的概念
 - 随机变量函数的数学期望
 - 数学期望的性质
- ② 方差
- ③ 协方差与相关系数
- ④ 矩、协方差矩阵
- ⑤ 条件数学期望



定理 (4.1.1)

设 Y 是随机变量 X 的函数 $Y = g(X)$ (g 是连续函数).

(1) X 是离散型随机变量, 它的分布列为 $P(X = x_k) = p_k, k = 1, 2, \dots,$

若 $\sum_{k=1}^{\infty} g(x_k)p_k$ 绝对收敛, 则有

$$E(Y) = E[g(X)] = \sum_{k=1}^{+\infty} g(x_k)p_k.$$

(2) X 是连续型随机变量, 它的概率密度为 $f(x)$, 若 $\int_{-\infty}^{+\infty} g(x)f(x)dx$ 绝对收敛, 则有

$$E(Y) = E[g(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x)f(x)dx.$$



- 定理 4.1.1 的重要意义在于当我们求 $E[g(X)]$ 时, 不必知道 $Y = g(X)$ 的分布而只需知道 X 的分布就可以了.
- 当然, 我们也可以由已知的 X 的分布, 先求出其函数 $g(X)$ 的分布, 再根据数学期望的定义去求 $E[g(X)]$, 然而, 求 $Y = g(X)$ 的分布是不容易的, 所以一般不采用后一种方法.
- 上述定理还可以推广到二个或二个以上随机变量的函数情形.



定理 (4.1.2)

设 Z 是随机变量 X, Y 的函数, $Z = g(X, Y)$ (g 是连续函数), 那么 Z 也是一个随机变量, 当 (X, Y) 是二维离散型随机变量, 其分布律为

$P\{X = x_i, Y = y_j\} = p_{ij}, (i, j = 1, 2, \cdots)$ 时, 若 $\sum_i \sum_j g(x_i, y_j)p_{ij}$ 绝对收敛, 则有

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

当 (X, Y) 是二维连续型随机变量, 其概率密度为 $f(x, y)$ 时, 若 $\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x, y)f(x, y)dxdy$ 绝对收敛, 则有

$$E(Z) = E[g(X, Y)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x, y)f(x, y)dxdy.$$



定理 (4.1.2)

特别地有

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x, y)dx dy = \int_{-\infty}^{+\infty} xf_X(x)dx,$$
$$E(Y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} yf(x, y)dx dy = \int_{-\infty}^{+\infty} yf_Y(y)dy.$$



例 (4.1.3)

设随机变量 X 的分布律为:

X	-1	0	1	2
P	0.1	0.2	0.3	0.4

求 $E(1 - X^2)$.



例 (4.1.3)

设随机变量 X 的分布律为:

X	-1	0	1	2
P	0.1	0.2	0.3	0.4

求 $E(1 - X^2)$.

解

由定理 4.1.1 得

$$\begin{aligned} E(1 - X^2) &= [(1 - (-1)^2) \times 0.1 + (1 - 0^2) \times 0.2 \\ &\quad + (1 - 1^2) \times 0.3 + (1 - 2^2) \times 0.4 \\ &= -1. \end{aligned}$$



例 (4.1.4)

设随机变量 (X, Y) 的联合概率密度为

$$f(x, y) = \begin{cases} 4xy, & 0 < x < 1, 0 < y < 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

试求 $E(X + Y)$.



例 (4.1.4)

设随机变量 (X, Y) 的联合概率密度为

$$f(x, y) = \begin{cases} 4xy, & 0 < x < 1, 0 < y < 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

试求 $E(X + Y)$.

解

由定理 4.1.2 得

$$E(X + Y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x + y)f(x, y)dx dy = \int_0^1 \int_0^1 4xy(x + y)dx dy = \frac{4}{3}.$$



例 (4.1.5)

某商品销售量 (单位) $X \sim U(10, 30)$. 若每销售一个单位可获利 500 元, 若供大于求每积压一单位将损失 100 元, 若供不应求, 可按需调剂, 每单位可以获利 400 元. 问进货量为多少时平均利润最大?



例 (4.1.5)

某商品销售量 (单位) $X \sim U(10, 30)$. 若每销售一个单位可获利 500 元, 若供大于求每积压一单位将损失 100 元, 若供不应求, 可按需调剂, 每单位可以获利 400 元. 问进货量为多少时平均利润最大?

解

设进货量为 n 个单位, 显然进货量应在 $10 \sim 30$ 之间. 用 Y 表示进货量为 n 时的利润. 显然有 $Y = \begin{cases} 500X - 100(n - X), & X \leq n, \\ 500n + 400(X - n), & X > n. \end{cases}$

则平均利润为

$$\begin{aligned} E(Y) &= \int_{10}^n \frac{1}{20} [500x - 100(n - x)] dx + \int_n^{30} \frac{1}{20} [500n + 400(x - n)] dx \\ &= -5n^2 + 200n + 7500 = -5(n - 20)^2 + 9500. \end{aligned}$$

得 $n = 20$, 即进货量为 20 单位, 可使平均利润最大.

- ① 随机变量的数学期望
 - 数学期望的概念
 - 随机变量函数的数学期望
 - 数学期望的性质
- ② 方差
- ③ 协方差与相关系数
- ④ 矩、协方差矩阵
- ⑤ 条件数学期望



数学期望的性质

定理 (4.1.3)

设随机变量 X, Y 的数学期望 $E(X), E(Y)$ 存在.

(1) $E(c) = c$, 其中 c 是常数.

(2) $E(cX) = cE(X)$.

(3) $E(X + Y) = E(X) + E(Y)$, $E(aX + bY + c) = aE(X) + bE(Y) + c$.

(4) 若 X, Y 是相互独立的, 则有

$$E(XY) = E(X)E(Y).$$

(5) 若随机变量 $X \geq 0$, 则 $E(X) \geq 0$, 若随机变量 $X \geq Y$, 则 $E(X) \geq E(Y)$, 若 $b \geq X \geq a$, 则 $b \geq E(X) \geq a$ (a, b 为常数).



仅就连续型的情况我们来证明性质 (3), (4).

证明.

(3) 设二维随机变量 (X, Y) 的概率密度为 $f(x, y)$, 其边际概率密度为 $f_X(x)$, $f_Y(y)$, 则

$$\begin{aligned} E(X + Y) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x + y)f(x, y)dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x, y)dx dy + \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} yf(x, y)dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} xf_X(x)dx + \int_{-\infty}^{+\infty} yf_Y(y)dy = E(X) + E(Y). \end{aligned}$$



性质 (3) 可推广到任意有限个随机变量之和的情形.



证明.

(4) 若 X 和 Y 相互独立, 此时

$$f(x, y) = f_X(x)f_Y(y),$$

故

$$\begin{aligned} E(XY) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} xyf(x, y)dx dy = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} xyf_X(x)f_Y(y)dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} xf_X(x)dx \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} yf_Y(y)dy = E(X)E(Y). \end{aligned}$$



性质 (4) 可推广到任意有限个相互独立的随机变量之积的情形.



例 (4.1.6)

已知 $X \sim N(3, 2^2)$, $Y \sim P(2)$, 试求 $E(2X - Y + 3)$.



例 (4.1.6)

已知 $X \sim N(3, 2^2)$, $Y \sim P(2)$, 试求 $E(2X - Y + 3)$.

解

由数学期望的性质得

$$E(2X - Y + 3) = 2E(X) - E(Y) + 3 = 2 \times 3 - 2 + 3 = 7.$$



将一个随机变量分解为几个随机变量的和, 然后利用数学期望的性质去进行计算, 可以使复杂的计算变得简单.



将一个随机变量分解为几个随机变量的和, 然后利用数学期望的性质去进行计算, 可以使复杂的计算变得简单.

利用数学期望的性质求二项分布的期望

设 $X_i \sim b(1, p)$, $i = 1, 2, \dots, n$, 且相互独立, $X \sim b(n, p)$, 则 X 可以表示为

$$X = X_1 + X_2 + \dots + X_n.$$

由数学期望的性质,

$$E(X) = E(X_1) + E(X_2) + \dots + E(X_n) = np.$$



例 (4.1.7)

一颗均匀的骰子, 连掷 6 次, 用 X 表示出现的点数之和, 求 $E(X)$.



例 (4.1.7)

一颗均匀的骰子, 连掷 6 次, 用 X 表示出现的点数之和, 求 $E(X)$.

解

下面通过将 X 分解成为较为简单的随机变量的和来解决这个问题. 为此设 $X_k =$ “第 k 次出现的点数”, 则有

$$P(X_k = i) = \frac{1}{6}, \quad i = 1, 2, \dots, 6$$

于是有 $X = X_1 + X_2 + \dots + X_6$. 可得

$$E(X) = E(X_1) + E(X_2) + \dots + E(X_6) = 6E(X_1).$$

注意到

$$E(X_1) = \frac{1}{6}(1 + 2 + \dots + 6) = \frac{21}{6}.$$

所以 $E(X) = 6 \times \frac{21}{6} = 21$.

例 (4.1.8)

设电流强度 I 服从 $(0, 1)$ 上的均匀分布, 电阻 R 的密度函数为

$$f_R(r) = \begin{cases} 2r, & 0 < r < 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

I 与 R 相互独立, 试求该电阻上的电压 $V = RI$ 的数学期望.



例 (4.1.8)

设电流强度 I 服从 $(0, 1)$ 上的均匀分布, 电阻 R 的密度函数为

$$f_R(r) = \begin{cases} 2r, & 0 < r < 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

I 与 R 相互独立, 试求该电阻上的电压 $V = RI$ 的数学期望.

解

由题给条件知

$$E(I) = \frac{1}{2}, \quad E(R) = \int_0^1 r \cdot 2r dr = \frac{2}{3}.$$

注意到 I, R 的独立性, 有

$$E(V) = E(IR) = E(I)E(R) = \frac{1}{2} \times \frac{2}{3} = \frac{1}{3}.$$

1 随机变量的数学期望

2 方差

3 协方差与相关系数

4 矩、协方差矩阵

5 条件数学期望



前一节介绍的数学期望虽然较好地刻画随机变量取值的平均状况, 但有时候仅知道这个值是不够的. 如甲乙两射手各打了 6 发子弹, 子弹命中的环数分别为

甲 : 10, 7, 9, 8, 10, 6; 乙 : 8, 7, 10, 9, 8, 8

问哪个选手的技术较好?

显然甲、乙平均环数都是 8.3 环. 但他们的情况不完全相同. 谁的稳定性好, 则他的技术就好. 下面将介绍描述随机变量稳定性的一个量——方差.



1 随机变量的数学期望

2 方差

- 方差的定义
- 方差的性质
- 常用分布的方差

3 协方差与相关系数

4 矩、协方差矩阵

5 条件数学期望



方差

定义 (4.2.1)

设 X 是一个随机变量, 若 $E[X - E(X)]^2$ 存在, 则称

$$D(X) = E[X - E(X)]^2.$$

为 X 的**方差**(Variance), 有时也记为 $Var(X)$. 称 $\sqrt{D(X)}$ 为随机变量 X 的**标准差**(Standard deviation) 或**均方差**(Mean square deviation), 记为 $\sigma(X)$ 或者 σ_X .



方差

定义 (4.2.1)

设 X 是一个随机变量, 若 $E[X - E(X)]^2$ 存在, 则称

$$D(X) = E[X - E(X)]^2.$$

为 X 的**方差**(Variance), 有时也记为 $Var(X)$. 称 $\sqrt{D(X)}$ 为随机变量 X 的**标准差**(Standard deviation) 或**均方差**(Mean square deviation), 记为 $\sigma(X)$ 或者 σ_X .

由方差定义的数学表达式可以看出, 随机变量 X 的方差实际上反映了随机变量的取值与其数学期望的偏离程度.

方差越大, 则随机变量的取值越分散, 方差越小, 则随机变量的取值越集中在其期望附近. 若 X 取值比较集中, 则 $D(X)$ 较小, 反之, 若 X 取值比较分散, 则 $D(X)$ 较大.



利用定理 4.1.1 可以得到:

(1) 若离散型随机变量 X 的分布列为 $P\{X = x_k\} = p_k, k = 1, 2, \dots$, 则

$$D(X) = \sum_{k=1}^{\infty} [x_k - E(X)]^2 p_k.$$

(2) 若连续型随机变量 X 的概率密度为 $f(x)$, 则

$$D(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x - E(X)]^2 f(x) dx.$$



利用定理 4.1.1 可以得到:

(1) 若离散型随机变量 X 的分布列为 $P\{X = x_k\} = p_k, k = 1, 2, \dots$, 则

$$D(X) = \sum_{k=1}^{\infty} [x_k - E(X)]^2 p_k.$$

(2) 若连续型随机变量 X 的概率密度为 $f(x)$, 则

$$D(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x - E(X)]^2 f(x) dx.$$

由此可见, 方差 $D(X)$ 是一个常数, 它由随机变量的分布唯一确定, 不再具有随机性. 根据数学期望的性质可以得到计算方差的一个简便公式.

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2$$



例 (4.2.1)

设有甲, 乙两种棉花, 用 X, Y 分别表示甲, 乙两种棉花的纤维的长度 (单位: 毫米), 现从中各抽取等量的样品进行检验, 结果如下表所示.

X	28	29	30	31	32
P	0.10	0.15	0.50	0.15	0.10

Y	28	29	30	31	32
P	0.13	0.17	0.40	0.17	0.13

试求 $D(X)$ 与 $D(Y)$, 并比较它们的质量.



解 (由于)

$$E(X) = 28 \times 0.1 + 29 \times 0.15 + 30 \times 0.5 + 31 \times 0.15 + 32 \times 0.1 = 30,$$

$$E(Y) = 28 \times 0.13 + 29 \times 0.17 + 30 \times 0.4 + 31 \times 0.17 + 32 \times 0.13 = 30,$$

故得

$$\begin{aligned} D(X) &= (28 - 30)^2 \times 0.1 + (29 - 30)^2 \times 0.15 + (30 - 30)^2 \times 0.5 \\ &\quad + (31 - 30)^2 \times 0.15 + (32 - 30)^2 \times 0.1 \end{aligned}$$

$$= 4 \times 0.1 + 1 \times 0.15 + 0 \times 0.5 + 1 \times 0.15 + 4 \times 0.1 = 1.1,$$

$$\begin{aligned} D(Y) &= (28 - 30)^2 \times 0.13 + (29 - 30)^2 \times 0.17 + (30 - 30)^2 \times 0.4 \\ &\quad + (31 - 30)^2 \times 0.17 + (32 - 30)^2 \times 0.13 \end{aligned}$$

$$= 4 \times 0.13 + 1 \times 0.17 + 0 \times 0.4 + 1 \times 0.17 + 4 \times 0.13 = 1.38.$$

因 $D(X) < D(Y)$, 所以甲种棉花纤维长度的方差小些, 说明其纤维比较均匀, 故甲种棉花质量较好.

例 (4.2.2)

设 X 的密度函数为 $f(x) = \begin{cases} 2x, & 0 \leq x \leq 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$, 试求 $D(X)$.



例 (4.2.2)

设 X 的密度函数为 $f(x) = \begin{cases} 2x, & 0 \leq x \leq 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$, 试求 $D(X)$.

解

由于

$$E(X) = \int_0^1 x \cdot 2x \, dx = \frac{2}{3} x^3 \Big|_0^1 = \frac{2}{3},$$
$$E(X^2) = \int_0^1 x^2 \cdot 2x \, dx = \frac{2}{4} x^3 \Big|_0^1 = \frac{1}{2},$$



例 (4.2.2)

设 X 的密度函数为 $f(x) = \begin{cases} 2x, & 0 \leq x \leq 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$, 试求 $D(X)$.

解

由于

$$E(X) = \int_0^1 x \cdot 2x \, dx = \frac{2}{3} x^3 \Big|_0^1 = \frac{2}{3},$$

$$E(X^2) = \int_0^1 x^2 \cdot 2x \, dx = \frac{2}{4} x^3 \Big|_0^1 = \frac{1}{2},$$

于是

$$D(X) = E(X^2) - E^2(X) = \frac{1}{2} - \left(\frac{2}{3}\right)^2 = \frac{1}{18}.$$



1 随机变量的数学期望

2 方差

- 方差的定义
- 方差的性质
- 常用分布的方差

3 协方差与相关系数

4 矩、协方差矩阵

5 条件数学期望



方差的性质

性质

设随机变量 X 与 Y 的方差存在, 则

- (1) 设 a 为常数, 则 $D(a) = 0$.
- (2) 设 a 为常数, 则 $D(aX) = a^2 D(X)$.
- (3) $D(X \pm Y) = D(X) + D(Y) \pm 2E[(X - E(X))(Y - E(Y))]$.
- (4) 若 X, Y 相互独立, 则 $D(X \pm Y) = D(X) + D(Y)$.



方差的性质

性质

设随机变量 X 与 Y 的方差存在, 则

- (1) 设 a 为常数, 则 $D(a) = 0$.
- (2) 设 a 为常数, 则 $D(aX) = a^2 D(X)$.
- (3) $D(X \pm Y) = D(X) + D(Y) \pm 2E[(X - E(X))(Y - E(Y))]$.
- (4) 若 X, Y 相互独立, 则 $D(X \pm Y) = D(X) + D(Y)$.

证明.

- (1) 因为 $E(a) = a$, 所以 $D(a) = E[a - E(a)]^2 = 0$.
- (2) 因为 $E(aX) = aE(X)$, 所以

$$D(aX) = E[aX - E(aX)]^2 = E[a(X - E(X))]^2 = a^2 E[X - E(X)]^2 = a^2 D(X).$$



证明.

(3)

$$\begin{aligned} D(X \pm Y) &= E[(X \pm Y) - E(X \pm Y)]^2 \\ &= E[(X - E(X)) \pm (Y - E(Y))]^2 \\ &= E[X - E(X)]^2 \pm 2E[(X - E(X))(Y - E(Y))] + E[Y - E(Y)]^2 \\ &= D(X) + D(Y) \pm 2E[(X - E(X))(Y - E(Y))]. \end{aligned}$$



证明.

(3)

$$\begin{aligned}D(X \pm Y) &= E[(X \pm Y) - E(X \pm Y)]^2 \\&= E[(X - E(X)) \pm (Y - E(Y))]^2 \\&= E[X - E(X)]^2 \pm 2E[(X - E(X))(Y - E(Y))] + E[Y - E(Y)]^2 \\&= D(X) + D(Y) \pm 2E[(X - E(X))(Y - E(Y))].\end{aligned}$$

(4) 注意到: 当 X 与 Y 相互独立时, $X - E(X)$ 与 $Y - E(Y)$ 也相互独立, 由数学期望的性质有

$$E[(X - E(X))(Y - E(Y))] = E(X - E(X))E(Y - E(Y)) = 0.$$

因此有 $D(X \pm Y) = D(X) + D(Y)$, 性质 (4) 得证. □

性质 (4) 可以推广到任意有限多个相互独立的随机变量之和的情况.



例 (4.2.3)

设 X, Y 相互独立, 已知 $E(X) = 0, D(X) = 1, E(Y) = 2, D(Y) = 3$, 试求 $E(X - 2Y); D(X - 2Y); E[(X + Y)]^2; E[(X - 2Y)]^2$.



例 (4.2.3)

设 X, Y 相互独立, 已知 $E(X) = 0, D(X) = 1, E(Y) = 2, D(Y) = 3$, 试求 $E(X - 2Y); D(X - 2Y); E[(X + Y)]^2; E[(X - 2Y)]^2$.

解

由数学期望和方差的性质知:

$$E(X - 2Y) = E(X) - 2E(Y) = 0 - 2 \times 2 = -4.$$

$$D(X - 2Y) = D(X) + (-2)^2 D(Y) = 1 + 4 \times 3 = 13.$$

$$\begin{aligned} E[(X + Y)]^2 &= E(X^2 + 2XY + Y^2) \\ &= E(X^2) + 2E(XY) + E(Y^2) \\ &= D(X) + E^2(X) + 2E(X)E(Y) + D(Y) + E^2(Y) \\ &= 1 + 0^2 + 2 \times 0 \times 2 + 3 + 2^2 = 8. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E[(X - 2Y)]^2 &= D[(X - 2Y)] + E^2[(X - 2Y)] \\ &= 13 + (-4)^2 = 29. \end{aligned}$$

1 随机变量的数学期望

2 方差

- 方差的定义
- 方差的性质
- 常用分布的方差

3 协方差与相关系数

4 矩、协方差矩阵

5 条件数学期望



1. 单点分布



1. 单点分布

$$P(X = a) = 1; D(X) = 0.$$



2. $0-1$ 分布



2. 0-1 分布

设 X 服从参数为 p 的 0-1 分布, 其分布列为:

X	0	1
P	$1-p$	p

$$D(X) = E(X^2) - E^2(X) = 1^2 \times p - p^2 = p(1-p).$$



3. 二项分布 $X \sim b(n, p)$: $D(X) = np(1 - p)$



3. 二项分布 $X \sim b(n, p): D(X) = np(1 - p)$

事实上, 由上一章知: 若 $X_i, i = 1, 2, \dots, n$ 相互独立且都服从 $0 - 1$ 分布 $b(1, p)$, 则有

$$X = \sum_{i=1}^n X_i \sim b(n, p),$$

于是

$$D(X) = \sum_{i=1}^n D(X_i) = np(1 - p).$$



4. 泊松分布 $X \sim p(\lambda): D(X) = \lambda$



4. 泊松分布 $X \sim p(\lambda)$: $D(X) = \lambda$

设 X 服从参数为 λ 的泊松分布, 由上一节知 $E(X) = \lambda$, 又

$$E[X(X-1)] = \sum_{k=2}^{+\infty} k(k-1) \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = \lambda^2 e^{-\lambda} \sum_{k=2}^{+\infty} \frac{\lambda^{k-2}}{(k-2)!} = \lambda^2 e^{-\lambda} e^{\lambda} = \lambda^2.$$

所以

$$E(X^2) = E[X(X-1) + X] = E[X(X-1)] + E(X) = \lambda^2 + \lambda,$$

从而有

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda.$$



5. 几何分布 $X \sim Ge(p)$: $D(X) = \frac{1-p}{p^2}$



5. 几何分布 $X \sim Ge(p)$: $D(X) = \frac{1-p}{p^2}$

设 X 服从参数为 p 的几何分布, 由上一节知 $E(X) = \frac{1}{p}$, 又

$$\begin{aligned} E[X(X-1)] &= \sum_{k=1}^{+\infty} k(k-1)q^{k-1}p = pq \sum_{k=1}^{+\infty} k(k-1)q^{k-2} = pq \sum_{k=1}^{+\infty} \frac{d^2}{dq^2}(q^k) \\ &= pq \frac{d^2}{dq^2} \left(\sum_{k=1}^{+\infty} q^k \right) = pq \frac{d^2}{dq^2} \left(\frac{q}{1-q} \right) = \frac{2(1-p)}{p^2}, \end{aligned}$$

$$E(X^2) = E[X(X-1) + X] = E[X(X-1)] + E(X) = \frac{2(1-p)}{p^2} + \frac{1}{p} = \frac{2-p}{p^2},$$

从而有

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \frac{2-p}{p^2} - \frac{1}{p^2} = \frac{1-p}{p^2}.$$

6. 均匀分布 $X \sim U(a, b)$: $D(X) = \frac{(b-a)^2}{12}$



6. 均匀分布 $X \sim U(a, b)$: $D(X) = \frac{(b-a)^2}{12}$

设 X 服从 (a, b) 上的均匀分布, 由上一节知 $E(X) = \frac{a+b}{2}$, 又

$$E(X^2) = \int_a^b \frac{x^2}{b-a} dx = \frac{a^2 + ab + b^2}{3},$$

所以

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \frac{1}{3}(a^2 + ab + b^2) - \frac{1}{4}(a+b)^2 = \frac{(b-a)^2}{12}.$$



7. 指数分布 $X \sim \text{Exp}(\lambda)$: $D(X) = \frac{1}{\lambda^2}$



7. 指数分布 $X \sim \text{Exp}(\lambda)$: $D(X) = \frac{1}{\lambda^2}$

设 X 服从参数为 λ 的指数分布, 由上一节知 $E(X) = \frac{1}{\lambda}$, 又

$$\begin{aligned} E(X^2) &= \int_0^{+\infty} x^2 \lambda e^{-\lambda x} dx = - \int_0^{+\infty} x^2 d(e^{-\lambda x}) \\ &= \frac{2}{\lambda} \int_0^{+\infty} x \lambda e^{-\lambda x} dx = \frac{2}{\lambda} E(X) = \frac{2}{\lambda^2}, \end{aligned}$$

所以

$$D(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \frac{1}{\lambda^2}.$$



8. 正态分布 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$: $D(X) = \sigma^2$



8. 正态分布 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$: $D(X) = \sigma^2$

设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 由上一节知 $E(X) = \mu$, 从而

$$D(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x - E(X)]^2 f(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx.$$

令 $\frac{x - \mu}{\sigma} = t$, 则

$$\begin{aligned} D(X) &= \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} (-te^{-\frac{t^2}{2}} \Big|_{-\infty}^{+\infty} + \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt) \\ &= \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} (0 + \sqrt{2\pi}) = \sigma^2. \end{aligned}$$



- 由此可知: 正态分布的概率密度中的两个参数 μ 和 σ 分别是该分布的数学期望和均方差. 因而正态分布完全可由它的数学期望和方差所确定.
- 再者, 由上一章例 3.4.5 知道, 若 $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$, $i = 1, 2, \dots, n$, 且它们相互独立, 则它们的线性组合 $c_1 X_1 + c_2 X_2 + \dots + c_n X_n$ (c_1, c_2, \dots, c_n 是不全为零的常数) 仍然服从正态分布.



- 由此可知: 正态分布的概率密度中的两个参数 μ 和 σ 分别是该分布的数学期望和均方差. 因而正态分布完全可由它的数学期望和方差所确定.
- 再者, 由上一章例 3.4.5 知道, 若 $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$, $i = 1, 2, \dots, n$, 且它们相互独立, 则它们的线性组合 $c_1 X_1 + c_2 X_2 + \dots + c_n X_n$ (c_1, c_2, \dots, c_n 是不全为零的常数) 仍然服从正态分布.
- 于是由数学期望和方差的性质知道:

$$c_1 X_1 + c_2 X_2 + \dots + c_n X_n \sim N\left(\sum_{i=1}^n c_i \mu_i, \sum_{i=1}^n c_i^2 \sigma_i^2\right).$$

这是一个重要的结果.



分布	分布律或密度函数	期望	方差
$b(1, p)$	$P(X = k) = p^k(1 - p)^{1-k}, k = 0, 1$	p	$p(1 - p)$
$b(n, p)$	$P(X = k) = C_n^k p^k(1 - p)^{n-k}, k = 0, 1, \dots, n$	np	$np(1 - p)$
$P(\lambda)$	$P(X = k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, k = 0, 1, 2, \dots, \lambda > 0$	λ	λ
$Ge(p)$	$P(X = k) = p(1 - p)^{k-1}, k = 1, 2, \dots$	$\frac{1}{p}$	$\frac{1 - p}{p^2}$
$U(a, b)$	$f(x) = \frac{1}{b - a}, a < x < b; f(x) = 0, \text{其他}$	$\frac{a + b}{2}$	$\frac{(b - a)^2}{12}$
$Exp(\lambda)$	$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x > 0; f(x) = 0, x \leq 0$	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{1}{\lambda^2}$
$N(\mu, \sigma^2)$	$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, -\infty < x < +\infty$	μ	σ^2



例 (4.2.4)

设 $X \sim U(1, 4)$, $Y \sim N(4, 1)$, X, Y 相互独立, 求 $E(X - 2Y)$, $D(X - 2Y)$.



例 (4.2.4)

设 $X \sim U(1, 4)$, $Y \sim N(4, 1)$, X, Y 相互独立, 求 $E(X - 2Y)$, $D(X - 2Y)$.

证明.

由期望与方差的性质知:

$$E(X - 2Y) = E(X) - 2E(Y) = \frac{1+4}{2} - 2 \times 4 = -\frac{11}{2}.$$

$$D(X - 2Y) = D(X) + 2^2 D(Y) = \frac{(4-1)^2}{12} + 4 \times 1 = \frac{19}{4}.$$



例 (4.2.5)

随机变量 $X \sim N(1, 1)$, 设 $Y = 1 - 2X$, 试写出 Y 的密度函数.



例 (4.2.5)

随机变量 $X \sim N(1, 1)$, 设 $Y = 1 - 2X$, 试写出 Y 的密度函数.

解

注意到 $Y = 1 - 2X$ 也是正态分布, 故只需要确定其期望和方差就可以写出其密度函数.

$$E(Y) = E(1 - 2X) = 1 - 2E(X) = 1 - 2 \times 1 = -1,$$

$$D(Y) = D(1 - 2X) = 0 + (-2)^2 D(X) = 4 \times 1 = 4.$$

所以 $Y \sim N(-1, 4)$. Y 的密度函数为: $f_Y(y) = \frac{1}{2\sqrt{2\pi}} e^{-(y+1)^2/8}$.



例 (4.2.6)

设活塞的直径 (以 cm 计) $X \sim N(22.40, 0.03^2)$, 气缸的直径 $Y \sim N(22.50, 0.04^2)$, X, Y 相互独立, 任取一只活塞, 任取一只气缸, 求活塞能装入气缸的概率.



例 (4.2.6)

设活塞的直径 (以 cm 计) $X \sim N(22.40, 0.03^2)$, 气缸的直径 $Y \sim N(22.50, 0.04^2)$, X, Y 相互独立, 任取一只活塞, 任取一只气缸, 求活塞能装入气缸的概率.

解

由题知所求概率为: $P\{X < Y\} = P\{X - Y < 0\}$.

令 $Z = X - Y$, 则:

$$E(Z) = E(X) - E(Y) = 22.40 - 22.50 = -0.10,$$

$$D(Z) = D(X) + D(Y) = 0.03^2 + 0.04^2 = 0.05^2,$$

即 $Z \sim N(-0.10, 0.05^2)$. 故有

$$\begin{aligned} P\{X < Y\} &= P\{Z < 0\} = P\left\{\frac{Z - (-0.10)}{0.05} < \frac{0 - (-0.10)}{0.05}\right\} = \Phi\left(\frac{0.10}{0.05}\right) \\ &= \Phi(2) = 0.9772. \end{aligned}$$

- ① 随机变量的数学期望
- ② 方差
- ③ 协方差与相关系数
 - 协方差
 - 协方差的性质
 - 相关系数及其性质
- ④ 矩、协方差矩阵
- ⑤ 条件数学期望



定义 (4.3.1)

设 (X, Y) 为二维随机变量, 称

$$\text{cov}(X, Y) := E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\},$$

为随机变量 X, Y 的**协方差**(Covariance).



定义 (4.3.1)

设 (X, Y) 为二维随机变量, 称

$$\text{cov}(X, Y) := E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\},$$

为随机变量 X, Y 的**协方差**(Covariance).

若 (X, Y) 为二维离散型随机变量, 其联合分布列为

$P\{X = x_i, Y = y_j\} = p_{ij}, i, j = 1, 2, \dots$, 则有

$$\text{cov}(X, Y) = \sum_i \sum_j [x_i - E(X)][y_j - E(Y)]p_{ij}.$$

若 (X, Y) 为二维连续型随机变量, 其概率密度为 $f(x, y)$, 则有

$$\text{cov}(X, Y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} [x - E(X)][y - E(Y)]f(x, y)dx dy.$$



定义 (4.3.1)

设 (X, Y) 为二维随机变量, 称

$$\text{cov}(X, Y) := E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\},$$

为随机变量 X, Y 的**协方差**(Covariance).



定义 (4.3.1)

设 (X, Y) 为二维随机变量, 称

$$\text{cov}(X, Y) := E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\},$$

为随机变量 X, Y 的**协方差**(Covariance).

利用数学期望的性质, 可以得到计算协方差的一个简便公式.

$$\begin{aligned}\text{cov}(X, Y) &= E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\} \\ &= E(XY) - E(X)E(Y) - E(Y)E(X) + E(X)E(Y) \\ &= E(XY) - E(X)E(Y).\end{aligned}$$

$$\boxed{\text{cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)}$$



例 (4.3.1)

设 (X, Y) 的分布律如下表所示.

$X \backslash Y$	0	1	$X = x_i$
0	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{1}{2}$
1	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{2}$
$Y = y_j$	$\frac{7}{12}$	$\frac{5}{12}$	

求 $\text{cov}(X, Y)$.



解

$$E(X) = 0 \times \frac{1}{2} + 1 \times \frac{1}{2} = \frac{1}{2},$$

$$E(Y) = 0 \times \frac{7}{12} + 1 \times \frac{5}{12} = \frac{5}{12},$$

$$E(XY) = 1 \times \frac{1}{6} = \frac{1}{6},$$

故

$$\text{cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y) = \frac{1}{6} - \frac{1}{2} \times \frac{5}{12} = -\frac{1}{24}.$$



例 (4.3.2)

设 (X, Y) 的概率密度为

$$f(x, y) = \begin{cases} x + y, & 0 < x < 1, 0 < y < 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

求 $\text{cov}(X, Y)$.



例 (4.3.2)

设 (X, Y) 的概率密度为

$$f(x, y) = \begin{cases} x + y, & 0 < x < 1, 0 < y < 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

求 $\text{cov}(X, Y)$.

解 (由联合密度不难计算出边际密度)

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dy = \begin{cases} x + \frac{1}{2}, & 0 < x < 1, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

$$f_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dx = \begin{cases} y + \frac{1}{2}, & 0 < y < 1, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$



解

于是有

$$E(X) = \int_0^1 x(x + \frac{1}{2})dx = \frac{7}{12}, \quad E(Y) = \int_0^1 y(y + \frac{1}{2})dy = \frac{7}{12},$$

$$E(XY) = \int_0^1 \int_0^1 xy(x+y)dxdy = \int_0^1 \int_0^1 x^2 ydxdy + \int_0^1 \int_0^1 xy^2dxdy = \frac{1}{3},$$

因此

$$\text{cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y) = \frac{1}{3} - \frac{7}{12} \times \frac{7}{12} = -\frac{1}{144}.$$



- ① 随机变量的数学期望
- ② 方差
- ③ 协方差与相关系数
 - 协方差
 - 协方差的性质
 - 相关系数及其性质
- ④ 矩、协方差矩阵
- ⑤ 条件数学期望



协方差的性质

性质

- (1) $\text{cov}(X, X) = D(X)$;
- (2) $\text{cov}(X, Y) = \text{cov}(Y, X)$;
- (3) 若 X 与 Y 相互独立, 则 $\text{cov}(X, Y) = 0$;
- (4) 若 a, b 为常数, 则 $\text{cov}(aX, bY) = ab\text{cov}(X, Y)$;
- (5) $\text{cov}(X_1 + X_2, Y) = \text{cov}(X_1, Y) + \text{cov}(X_2, Y)$;
- (6) 若 a 为常数, 则 $\text{cov}(a, X) = 0$.



- ① 随机变量的数学期望
- ② 方差
- ③ 协方差与相关系数
 - 协方差
 - 协方差的性质
 - 相关系数及其性质
- ④ 矩、协方差矩阵
- ⑤ 条件数学期望



定义 (4.3.2)

设 (X, Y) 为二维随机变量, $D(X) > 0$, $D(Y) > 0$, 称

$$\rho_{XY} := \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$

为随机变量 X, Y 的**相关系数**(Correlation coefficient). 它是一个标量, 没有量纲, 是一个刻画 X 与 Y 相关程度的一个数字特征.



定义 (4.3.2)

设 (X, Y) 为二维随机变量, $D(X) > 0$, $D(Y) > 0$, 称

$$\rho_{XY} := \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$

为随机变量 X, Y 的**相关系数**(Correlation coefficient). 它是一个标量, 没有量纲, 是一个刻画 X 与 Y 相关程度的一个数字特征.

注:

设 (X, Y) 为二维随机变量, $D(X) > 0$, $D(Y) > 0$, 令

$$X^* = \frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}}, \quad Y^* = \frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}},$$

则有 $E(X^*) = E(Y^*) = 0$, $D(X^*) = D(Y^*) = 1$, 且

$$\rho_{XY} = \text{cov}(X^*, Y^*).$$

柯西·施瓦茨 (Cauchy-Schwarz) 不等式:

设有两个随机变量 X, Y , 且 $E(X^2), E(Y^2)$ 都存在, 则有:

$$[E(XY)]^2 \leq E(X^2)E(Y^2),$$

等号成立当且仅当存在常数 t_0 , 使得 $P\{Y = t_0 X\} = 1$.



柯西·施瓦茨 (Cauchy-Schwarz) 不等式:

设有两个随机变量 X, Y , 且 $E(X^2), E(Y^2)$ 都存在, 则有:

$$[E(XY)]^2 \leq E(X^2)E(Y^2),$$

等号成立当且仅当存在常数 t_0 , 使得 $P\{Y = t_0X\} = 1$.

证明.

对于任意的实数 t , 令 $g(t) = E[(tX - Y)^2]$, 故有

$$g(t) = t^2 E(X^2) - 2tE(XY) + E(Y^2)$$

是关于 t 的二次函数. 注意到对于任意的实数 t , $g(t) \geq 0$. 因而判别式

$$\Delta = 4[E(XY)]^2 - 4E(X^2)E(Y^2) \leq 0.$$

即 $[E(XY)]^2 \leq E(X^2)E(Y^2)$. 此外, $g(t) = 0$ 有一个重根 t_0 存在等价于 $[E(XY)]^2 = E(X^2)E(Y^2)$. 即 $E[(t_0X - Y)^2] = 0 \Rightarrow P\{Y = t_0X\} = 1$. \square

相关系数的重要性质

性质 (4.3.1)

$$|\rho_{XY}| \leq 1.$$



相关系数的重要性质

性质 (4.3.1)

$$|\rho_{XY}| \leq 1.$$

证明.

方法一: 注意到 $X - E(X)$, $Y - E(Y)$ 也是随机变量, 对它们应用柯西 - 许瓦兹不等式可得

$$[E(X - E(X))(Y - E(Y))]^2 \leq E[X - E(X)]^2 E[Y - E(Y)]^2$$

即 $\text{cov}^2(X, Y) \leq D(X)D(Y)$. 所以

$$|\rho_{XY}|^2 = \frac{\text{cov}^2(X, Y)}{D(X)D(Y)} \leq 1.$$



性质 (4.3.1)

$$|\rho_{XY}| \leq 1.$$

证明.

方法二: 因为

$$\begin{aligned} & E \left[\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}} \pm \frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}} \right]^2 \\ &= E \left[\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}} \right]^2 + E \left[\frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}} \right]^2 \pm 2E \left[\frac{(X - E(X))(Y - E(Y))}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}} \right] \\ &= \frac{E[X - E(X)]^2}{D(X)} + \frac{E[Y - E(Y)]^2}{D(Y)} \pm 2 \frac{E[(X - E(X))(Y - E(Y))]}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}} \\ &= 1 + 1 \pm 2\rho_{XY} = 2 \pm 2\rho_{XY} \geq 0, \end{aligned}$$

所以, $|\rho_{XY}| \leq 1.$ 

性质 (补充)

$$\rho_{XY} = 1 \Leftrightarrow P\{X^* = Y^*\} = 1 \Leftrightarrow P\left\{\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}} = \frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}}\right\} = 1.$$

$$\rho_{XY} = -1 \Leftrightarrow P\{X^* = -Y^*\} = 1 \Leftrightarrow P\left\{\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}} = -\frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}}\right\} = 1.$$



性质 (补充)

$$\rho_{XY} = 1 \Leftrightarrow P\{X^* = Y^*\} = 1 \Leftrightarrow P\left\{\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}} = \frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}}\right\} = 1.$$

$$\rho_{XY} = -1 \Leftrightarrow P\{X^* = -Y^*\} = 1 \Leftrightarrow P\left\{\frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}} = -\frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}}\right\} = 1.$$

性质 (4.3.2)

$|\rho_{XY}| = 1$ 的充分必要条件是存在常数 a, b 使

$$P\{Y = aX + b\} = 1, (a \neq 0).$$

$\rho_{XY} = 1$ 的充要条件是存在常数 $a > 0, b$ 使 $P\{Y = aX + b\} = 1$.

$\rho_{XY} = -1$ 的充要条件是存在常数 $a < 0, b$ 使 $P\{Y = aX + b\} = 1$.

定义 (4.3.3)

如果随机变量 X, Y 的相关系数 $\rho_{XY} = 0$, 则称 X 与 Y 不相关. 它表明 X, Y 之间不存在线性关系.

若 $\rho_{XY} > 0$, 则称 X 与 Y 正相关; 若 $\rho_{XY} < 0$, 则称 X 与 Y 负相关.

若 $\rho_{XY} = 1$, 称 X 与 Y 完全正相关; 若 $\rho_{XY} = -1$, 称 X 与 Y 完全负相关.



定义 (4.3.3)

如果随机变量 X, Y 的相关系数 $\rho_{XY} = 0$, 则称 X 与 Y 不相关. 它表明 X, Y 之间不存在线性关系.

若 $\rho_{XY} > 0$, 则称 X 与 Y 正相关; 若 $\rho_{XY} < 0$, 则称 X 与 Y 负相关.

若 $\rho_{XY} = 1$, 称 X 与 Y 完全正相关; 若 $\rho_{XY} = -1$, 称 X 与 Y 完全负相关.

性质 (4.3.3)

若 X, Y 相互独立, 则 X, Y 一定不相关.



定义 (4.3.3)

如果随机变量 X, Y 的相关系数 $\rho_{XY} = 0$, 则称 X 与 Y 不相关. 它表明 X, Y 之间不存在线性关系.

若 $\rho_{XY} > 0$, 则称 X 与 Y 正相关; 若 $\rho_{XY} < 0$, 则称 X 与 Y 负相关.

若 $\rho_{XY} = 1$, 称 X 与 Y 完全正相关; 若 $\rho_{XY} = -1$, 称 X 与 Y 完全负相关.

性质 (4.3.3)

若 X, Y 相互独立, 则 X, Y 一定不相关.

证明.

注意到 $\text{cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$. 又 X, Y 独立, 所以有

$$E(XY) = E(X)E(Y), \text{cov}(X, Y) = 0, \rho_{XY} = 0.$$



性质 (4.3.3)

若 X, Y 相互独立, 则 X, Y 一定不相关.

定理 (对于随机变量 X, Y , 以下事实是等价的:)

- (1) $\rho_{XY} = 0$;
- (2) X 与 Y 不相关;
- (3) $\text{cov}(X, Y) = 0$;
- (4) $E(XY) = E(X)E(Y)$;
- (5) $D(X + Y) = D(X) + D(Y)$.
- (6) $D(X - Y) = D(X) + D(Y)$.



例 (4.3.3)

设 X 服从 $[0, 2\pi]$ 上均匀分布, $Y = \cos X$, $Z = \cos(X + a)$, 这里 a 是常数. 求 ρ_{YZ} .



例 (4.3.3)

设 X 服从 $[0, 2\pi]$ 上均匀分布, $Y = \cos X$, $Z = \cos(X + a)$, 这里 a 是常数. 求 ρ_{YZ} .

解

$$E(Y) = \int_0^{2\pi} \cos x \cdot \frac{1}{2\pi} dx = 0, \quad E(Z) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \cos(x + a) dx = 0,$$

$$D(Y) = E\{[Y - E(Y)]^2\} = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \cos^2 x dx = \frac{1}{2},$$

$$D(Z) = E\{[Z - E(Z)]^2\} = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \cos^2(x + a) dx = \frac{1}{2},$$

$$\text{cov}(Y, Z) = E\{[Y - E(Y)][Z - E(Z)]\} = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \cos x \cdot \cos(x + a) dx = \frac{\cos a}{2},$$



解

因此

$$\rho_{YZ} = \frac{\text{cov}(Y, Z)}{\sqrt{D(Y)}\sqrt{D(Z)}} = \frac{\frac{1}{2} \cos a}{\sqrt{\frac{1}{2}} \cdot \sqrt{\frac{1}{2}}} = \cos a.$$

注意到: 当 $a = \frac{\pi}{2}$ 或 $a = \frac{3\pi}{2}$ 时, $\rho_{YZ} = 0$, 这时 Y 与 Z 不相关, 但这时却有 $Y^2 + Z^2 = 1$, 因此, Y 与 Z 不独立. 或者, 令 $a = \frac{3\pi}{2}$, 则 $Z = \sin X$, 设 Y, Z 的联合分布函数为 $F(y, z)$, 易证

$$F\left(\frac{\sqrt{2}}{2}, \frac{\sqrt{2}}{2}\right) = \frac{1}{2} \neq F_Y\left(\frac{\sqrt{2}}{2}\right)F_Z\left(\frac{\sqrt{2}}{2}\right) = \frac{3}{4} \cdot \frac{3}{4}.$$



解

因此

$$\rho_{YZ} = \frac{\text{cov}(Y, Z)}{\sqrt{D(Y)}\sqrt{D(Z)}} = \frac{\frac{1}{2} \cos a}{\sqrt{\frac{1}{2}} \cdot \sqrt{\frac{1}{2}}} = \cos a.$$

注意到: 当 $a = \frac{\pi}{2}$ 或 $a = \frac{3\pi}{2}$ 时, $\rho_{YZ} = 0$, 这时 Y 与 Z 不相关, 但这时却有 $Y^2 + Z^2 = 1$, 因此, Y 与 Z 不独立. 或者, 令 $a = \frac{3\pi}{2}$, 则 $Z = \sin X$, 设 Y, Z 的联合分布函数为 $F(y, z)$, 易证

$$F\left(\frac{\sqrt{2}}{2}, \frac{\sqrt{2}}{2}\right) = \frac{1}{2} \neq F_Y\left(\frac{\sqrt{2}}{2}\right)F_Z\left(\frac{\sqrt{2}}{2}\right) = \frac{3}{4} \cdot \frac{3}{4}.$$

这个例子说明: **当两个随机变量不相关时, 它们并不一定相互独立**, 它们之间还可能存在其他的函数关系.



例 (4.3.4)

设 (X, Y) 服从二维正态分布, 它的概率密度为

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho \frac{(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} \right] \right\}.$$

求 $\text{cov}(X, Y)$ 和 ρ_{XY} .



解

可以计算得 (X, Y) 的边际概率密度为

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}, \quad -\infty < x < +\infty,$$

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(y-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}, \quad -\infty < y < +\infty,$$

故 $E(X) = \mu_1$, $E(Y) = \mu_2$, $D(X) = \sigma_1^2$, $D(Y) = \sigma_2^2$. 而

$$\begin{aligned} \text{cov}(X, Y) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu_1)(y - \mu_2)f(x, y)dx dy = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \times \\ &\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu_1)(y - \mu_2) e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} e^{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left[\frac{y-\mu_2}{\sigma_2} - \rho\frac{x-\mu_1}{\sigma_1}\right]^2} dx dy. \end{aligned}$$



解

令 $t = \frac{1}{\sqrt{1-\rho^2}} \left(\frac{y-\mu_2}{\sigma_2} - \rho \frac{x-\mu_1}{\sigma_1} \right)$, $u = \frac{x-\mu_1}{\sigma_1}$, 则

$$\begin{aligned} \operatorname{cov}(X, Y) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (\sigma_1 \sigma_2 \sqrt{1-\rho^2} tu + \rho \sigma_1 \sigma_2 u^2) e^{-\frac{u^2}{2} - \frac{t^2}{2}} dt du \\ &= \frac{\sigma_1 \sigma_2 \rho}{2\pi} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} u^2 e^{-\frac{u^2}{2}} du \right) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \right) \\ &\quad + \frac{\sigma_1 \sigma_2 \sqrt{1-\rho^2}}{2\pi} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} u e^{-\frac{u^2}{2}} du \right) \left(\int_{-\infty}^{+\infty} t e^{-\frac{t^2}{2}} dt \right) \\ &= \frac{\rho \sigma_1 \sigma_2}{2\pi} \sqrt{2\pi} \cdot \sqrt{2\pi} = \rho \sigma_1 \sigma_2. \end{aligned}$$

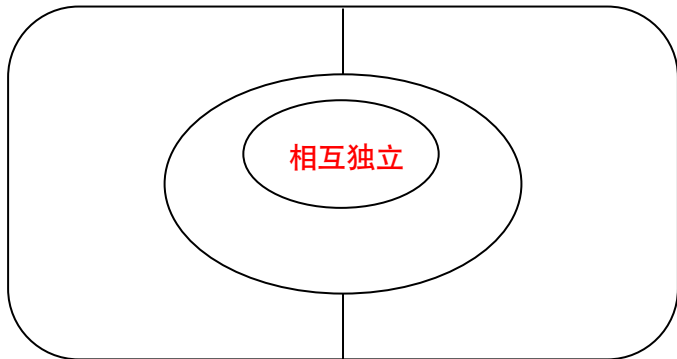
于是

$$\rho_{XY} = \frac{\operatorname{cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)} \sqrt{D(Y)}} = \rho.$$

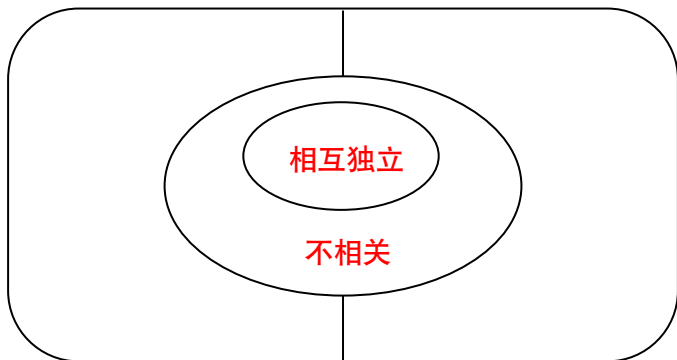
- 这说明二维正态随机变量 (X, Y) 的概率密度中的参数 ρ 就是 X 和 Y 的相关系数, 从而二维正态随机变量的分布完全可由 X, Y 的各自的数学期望、方差以及它们的相关系数所确定.
- 随机变量的独立性和不相关性是两个不同的概念. 两个随机变量相互独立, 是说它们在取值上互不影响. 而随机变量不相关, 是说它们在取值上没有线性关系.
- 从上文我们已经看到, 一般地: 随机变量相互独立, 则它们必不相关(性质 4.3.3), 但如果两个随机变量不相关, 并不能够肯定它们独立(例 4.3.3).
- 但若 (X, Y) 服从二维正态分布, 那么 X 和 Y 相互独立的充要条件是 $\rho = 0$, 即 X 与 Y 不相关.



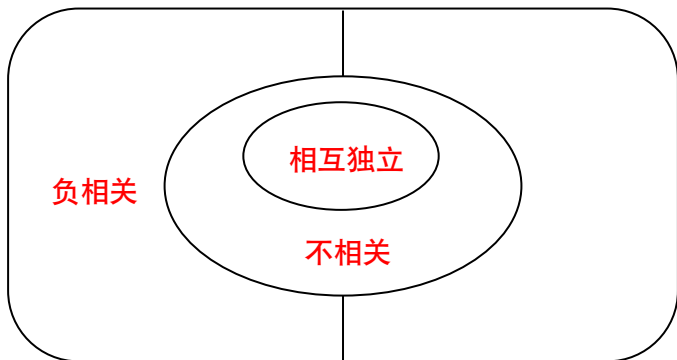
相互独立与线性无关、线性相关之间的关系



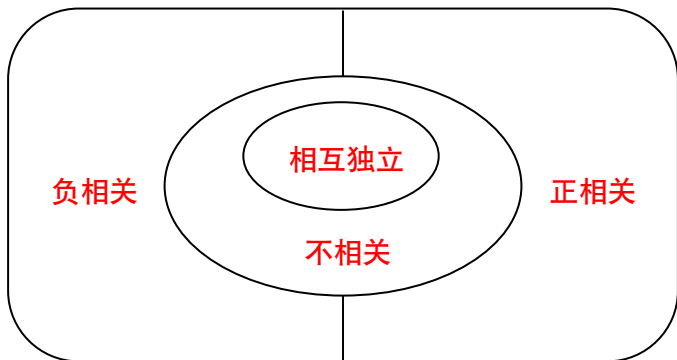
相互独立与线性无关、线性相关之间的关系



相互独立与线性无关、线性相关之间的关系



相互独立与线性无关、线性相关之间的关系



- 1 随机变量的数学期望
- 2 方差
- 3 协方差与相关系数
- 4 矩、协方差矩阵
- 5 条件数学期望



矩

定义 (4.4.1)

设 X 和 Y 是随机变量, 若 $E(X^k)$, $k = 1, 2, \dots$ 存在, 称它为 X 的 k 阶原点矩, 简称 k 阶矩.

若 $E[X - E(X)]^k$, $k = 1, 2, \dots$ 存在, 称它为 X 的 k 阶中心矩.

若 $E(X^k Y^l)$, $k, l = 1, 2, \dots$ 存在, 称它为 X 和 Y 的 $k + l$ 阶混合矩.

若 $E\{[X - E(X)]^k [Y - E(Y)]^l\}$ 存在, 称它为 X 和 Y 的 $k + l$ 阶混合中心矩.



矩

定义 (4.4.1)

设 X 和 Y 是随机变量, 若 $E(X^k)$, $k = 1, 2, \dots$ 存在, 称它为 X 的 k 阶原点矩, 简称 k 阶矩.

若 $E[X - E(X)]^k$, $k = 1, 2, \dots$ 存在, 称它为 X 的 k 阶中心矩.

若 $E(X^k Y^l)$, $k, l = 1, 2, \dots$ 存在, 称它为 X 和 Y 的 $k + l$ 阶混合矩.

若 $E\{[X - E(X)]^k [Y - E(Y)]^l\}$ 存在, 称它为 X 和 Y 的 $k + l$ 阶混合中心矩.

- 数学期望 $E(X)$ 是 X 的一阶原点矩.
- 方差 $D(X)$ 是 X 的二阶中心矩.
- 协方差 $\text{cov}(X, Y)$ 是 X 和 Y 的 $1 + 1$ 阶混合中心矩.



矩

当 X 为离散型随机变量, 其分布列为 $P\{X = x_i\} = p_i, i = 1, 2, \dots$, 则

$$E(X^k) = \sum_{i=1}^{\infty} x_i^k p_i, \quad E[X - E(X)]^k = \sum_{i=1}^{\infty} [x_i - E(X)]^k p_i.$$

当 X 为连续型随机变量, 其概率密度为 $f(x)$, 则

$$E(X^k) = \int_{-\infty}^{+\infty} x^k f(x) dx, \quad E[X - E(X)]^k = \int_{-\infty}^{+\infty} [x - E(X)]^k f(x) dx.$$



协方差矩阵

定义 (4.4.2)

对于二维随机变量 (X_1, X_2) , 记

$$\sigma_{ij} = \text{cov}(X_i, X_j) = E\{[X_i - E(X_i)][X_j - E(X_j)]\}, i, j = 1, 2$$

并排成矩阵

$$\begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{pmatrix},$$

称这个矩阵为 (X_1, X_2) 的**协方差矩阵**.



定义 (4.4.3)

设 n 维随机变量 (X_1, X_2, \cdots, X_n) 的 $1+1$ 阶混合中心矩

$$\sigma_{ij} = \text{cov}(X_i, X_j) = E\{[X_i - E(X_i)][X_j - E(X_j)]\}, i, j = 1, 2, \cdots, n$$

都存在, 则称矩阵

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \cdots & \sigma_{nn} \end{pmatrix}$$

为 n 维随机变量 (X_1, X_2, \cdots, X_n) 的**协方差矩阵**.

由于 $\sigma_{ij} = \sigma_{ji}$, $(i, j = 1, 2, \cdots, n)$, 因此 Σ 是一个对称矩阵.



利用协方差矩阵还可以引入 n 维正态分布的概率密度. 首先用协方差矩阵重写二维正态随机变量 (X_1, X_2) 的概率密度.

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{(x_1 - \mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho \frac{(x_1 - \mu_1)(x_2 - \mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(x_2 - \mu_2)^2}{\sigma_2^2} \right] \right\}.$$

令 $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$, $\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}$, (X_1, X_2) 的协方差矩阵为

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho\sigma_1\sigma_2 \\ \rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}.$$



它的行列式 $|\Sigma| = \sigma_1^2 \sigma_2^2 (1 - \rho^2)$, 逆矩阵

$$\Sigma^{-1} = \frac{1}{|\Sigma|} \begin{pmatrix} \sigma_2^2 & -\rho\sigma_1\sigma_2 \\ -\rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_1^2 \end{pmatrix}.$$

由于

$$\begin{aligned} & (X - \mu)^T \Sigma^{-1} (X - \mu) \\ &= \frac{1}{|\Sigma|} (x_1 - \mu_1, x_2 - \mu_2) \begin{pmatrix} \sigma_2^2 & -\rho\sigma_1\sigma_2 \\ -\rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_1^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 - \mu_1 \\ x_2 - \mu_2 \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{1 - \rho^2} \left[\frac{(x_1 - \mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho \frac{(x_1 - \mu_1)(x_2 - \mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(x_2 - \mu_2)^2}{\sigma_2^2} \right], \end{aligned}$$

因此 (X_1, X_2) 的概率密度可写成

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{2\pi\sqrt{|\Sigma|}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (X - \mu)^T \Sigma^{-1} (X - \mu) \right\}.$$

上式容易推广到 n 维的情形.



设 (X_1, X_2, \cdots, X_n) 是 n 维随机变量, 令

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, \quad \mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} E(X_1) \\ E(X_2) \\ \vdots \\ E(X_n) \end{pmatrix},$$

定义 n 维正态随机变量 (X_1, X_2, \cdots, X_n) 的概率密度为

$$f(x_1, x_2, \cdots, x_n) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sqrt{|\Sigma|}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (X - \mu)^T \Sigma^{-1} (X - \mu) \right\}.$$

其中 Σ 是 (X_1, X_2, \cdots, X_n) 的协方差矩阵.



n 维正态随机变量具有以下几条重要性质:

- (1) n 维随机变量 (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从 n 维正态分布的充要条件是 X_1, X_2, \dots, X_n 的任意的线性组合

$$l_1 X_1 + l_2 X_2 + \dots + l_n X_n$$

服从一维正态分布. (其中 l_1, l_2, \dots, l_n 不全为零).

- (2) 若 (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从 n 维正态分布, 设 (Y_1, Y_2, \dots, Y_k) 是 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的线性函数, 则 (Y_1, Y_2, \dots, Y_k) 服从 k 维正态分布.
- (3) 设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从 n 维正态分布, 则 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立的充要条件是 X_1, X_2, \dots, X_n 两两不相关.



变异系数 (补充)

由于方差、标准差受量纲的影响, 所以在实际工作中, 常用变异系数这个数字特征.

定义 (变异系数)

设随机变量 X 的数学期望 $E(X) \neq 0$, 方差 $D(X)$ 存在, 那么称

$$\delta_X \triangleq \frac{\sqrt{D(X)}}{|E(X)|}$$

为随机变量 X 的**变异系数**.

变异系数无量纲, 反映随机变量在单位均值上的波动程度. 例如, 当 $X \sim E(\lambda)$ 时, $\delta_X = 1$. 当 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 时, $\delta_X = \frac{\sigma}{|\mu|} (\mu \neq 0)$.



- 1 随机变量的数学期望
- 2 方差
- 3 协方差与相关系数
- 4 矩、协方差矩阵
- 5 条件数学期望**



条件期望

定义 (4.5.1)

设 (X, Y) 是二维离散型随机变量, 其联合分布列是

$$p_{ij} = P(X = x_i, Y = y_j), \quad i, j = 1, 2, \cdots,$$

若级数 $\sum_j y_j P(Y = y_j | X = x_i)$ 绝对收敛, 则称

$$E(Y | X = x_i) := \sum_j y_j P(Y = y_j | X = x_i)$$

为在 $X = x_i$ 条件下 Y 的**条件期望**(Conditional Expectation); 称

$$E(X | Y = y_j) := \sum_i x_i P(X = x_i | Y = y_j)$$

为在 $Y = y_j$ 条件下 X 的**条件期望**.

条件方差

定义 (4.5.1)

称

$$D(Y | X = x_i) := \sum_j [y_j - E(Y | X = x_i)]^2 P(Y = y_j | X = x_i)$$

为在 $X = x_i$ 条件下 Y 的**条件方差**(Conditional Variance); 称

$$D(X | Y = y_j) := \sum_i [x_i - E(X | Y = y_j)]^2 P(X = x_i | Y = y_j)$$

为在 $Y = y_j$ 条件下 X 的**条件方差**.



条件期望

定义 (4.5.2)

设 (X, Y) 是二维连续型随机变量, 其联合密度函数是 $f(x, y)$. 条件密度分别为 $f_{Y|X}(y|x), f_{X|Y}(x|y)$. 若 $\int_{-\infty}^{+\infty} y f_{Y|X}(y|x) dy$ 绝对收敛, 则称

$$E(Y | X = x) := \int_{-\infty}^{+\infty} y f_{Y|X}(y|x) dy$$

为在 $X = x$ 条件下 Y 的**条件期望**; 称

$$E(X | Y = y) := \int_{-\infty}^{+\infty} x f_{X|Y}(x|y) dx$$

为在 $Y = y$ 条件下 X 的**条件期望**.



条件方差

定义 (4.5.2)

设 (X, Y) 是二维连续型随机变量, 其联合密度函数是 $f(x, y)$. 条件密度分别为 $f_{Y|X}(y|x)$, $f_{X|Y}(x|y)$. 若 $\int_{-\infty}^{+\infty} y f_{Y|X}(y|x) dy$ 绝对收敛, 则称

$$D(Y|X=x) := \int_{-\infty}^{+\infty} [y - E(Y|X=x)]^2 f_{Y|X}(y|x) dy$$

为在 $X=x$ 条件下 Y 的**条件方差**; 称

$$D(X|Y=y) := \int_{-\infty}^{+\infty} [x - E(X|Y=y)]^2 f_{X|Y}(x|y) dx$$

为在 $Y=y$ 条件下 X 的**条件方差**.



1. 实数域中的 Cauchy-Schwarz 不等式

设 $a_i, b_i \in \mathbb{R} (i = 1, 2, \dots, n)$, 则

$$\left(\sum_{i=1}^n a_i b_i \right)^2 \leq \sum_{i=1}^n a_i^2 \cdot \sum_{i=1}^n b_i^2,$$

等号成立当且仅当 $\frac{b_1}{a_1} = \frac{b_2}{a_2} = \dots = \frac{b_n}{a_n}$.

2. n 维欧氏空间中的 Cauchy-Schwarz 不等式

在 n 维欧氏空间中, 对任意向量 α, β 有

$$\langle \alpha, \beta \rangle^2 \leq \langle \alpha, \alpha \rangle \langle \beta, \beta \rangle,$$

等号成立当且仅当 α, β 线性相关.



3. 数学分析中的 Cauchy-Schwarz 不等式

设 $f(x), g(x)$ 在 $[a, b]$ 上可积, 则

$$\left[\int_a^b f(x)g(x) \, dx \right]^2 \leq \int_a^b f^2(x) \, dx \cdot \int_a^b g^2(x) \, dx,$$

等号成立当且仅当存在常数 t 使得 $f(x) = tg(x)$ 或 $g(x) = tf(x)$.

4. 概率空间中的 Cauchy-Schwarz 不等式

设 X, Y 为任意随机变量, 若 $E(X^2), E(Y^2)$ 都存在, 则 $E(XY)$ 也存在, 且

$$[E(XY)]^2 \leq E(X^2) \cdot E(Y^2),$$

等号成立当且仅当存在常数 t_0 , 使得 $P\{Y = t_0 X\} = 1$.



本章小结

1. 数学期望与方差

$$E(X) = \sum_{k=1}^{+\infty} x_k p_k;$$

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx;$$

$$D(X) = \sum_{k=1}^{+\infty} [x_k - E(X)]^2 p_k;$$

$$D(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} [x - E(X)]^2 f(x) dx.$$



1. 数学期望与方差

性质:

- (1) $E(c) = c$, 其中 c 是常数; $D(c) = 0$;
- (2) $E(cX) = cE(X)$; $D(cX) = c^2 D(X)$;
- (3) $E(X + Y) = E(X) + E(Y)$;
- (4) X, Y 相互独立 $\Rightarrow X, Y$ 不相关 $\Leftrightarrow E(XY) = E(X)E(Y)$
 $\Leftrightarrow D(X \pm Y) = D(X) + D(Y) \Leftrightarrow \rho = 0 \Leftrightarrow \text{cov}(X, Y) = 0$.

实际意义: 数学期望表示的是随机变量取值的“加权平均”; 方差是描述随机变量的取值偏离其数学期望的程度.

方差计算的常用公式: $D(X) = E(X^2) - E^2(X)$.

方差与协方差的关系式: $D(X) = \text{cov}(X, X)$

$$D(X \pm Y) = D(X) + D(Y) \pm 2\text{cov}(X, Y).$$

七种常见分布的数学期望与方差.



分布	分布律或密度函数	期望	方差
$b(1, p)$	$P(X = k) = p^k(1 - p)^{1-k}, k = 0, 1$	p	$p(1 - p)$
$b(n, p)$	$P(X = k) = C_n^k p^k(1 - p)^{n-k}, k = 0, 1, \dots, n$	np	$np(1 - p)$
$P(\lambda)$	$P(X = k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, k = 0, 1, 2, \dots, \lambda > 0$	λ	λ
$Ge(p)$	$P(X = k) = p(1 - p)^{k-1}, k = 1, 2, \dots$	$\frac{1}{p}$	$\frac{1 - p}{p^2}$
$U(a, b)$	$f(x) = \frac{1}{b - a}, a < x < b; f(x) = 0, \text{其他}$	$\frac{a + b}{2}$	$\frac{(b - a)^2}{12}$
$Exp(\lambda)$	$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x > 0; f(x) = 0, x \leq 0$	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{1}{\lambda^2}$
$N(\mu, \sigma^2)$	$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, -\infty < x < +\infty$	μ	σ^2



2. 随机变量函数的数学期望

- (1) 若 X 的分布列为 $P(X = x_k) = p_k, k = 1, 2, \dots$, 则有 $Y = g(X)$ 的期望为

$$E(Y) = E[g(X)] = \sum_{k=1}^{+\infty} g(x_k) p_k.$$

- (2) X 的概率密度为 $f(x)$, 则有 $Y = g(X)$ 的期望为

$$E(Y) = E[g(X)] = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f(x) dx.$$

- (3) 设 (X, Y) 的联合分布列为 $P\{X = x_i, Y = y_j\} = p_{ij}, (i, j = 1, 2, \dots)$ 时, 则有 $Z = g(X, Y)$ 的数学期望为

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

- (4) 当 (X, Y) 的概率密度为 $f(x, y)$ 时, 则有 $Z = g(X, Y)$ 的数学期望为

$$E(Z) = E[g(X, Y)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x, y) f(x, y) dx dy.$$



3. X, Y 的协方差与相关系数

$$\text{cov}(X, Y) := E\{[X - E(X)][Y - E(Y)]\}; \quad \rho_{XY} := \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}.$$

性质:

- (1) $\text{cov}(X, X) = D(X)$;
- (2) $\text{cov}(X, Y) = \text{cov}(Y, X)$;
- (3) 若 X 与 Y 相互独立, 则 $\text{cov}(X, Y) = 0$;
- (4) 若 a, b 为常数, 则 $\text{cov}(aX, bY) = ab \cdot \text{cov}(X, Y)$;
- (5) $\text{cov}(X_1 + X_2, Y) = \text{cov}(X_1, Y) + \text{cov}(X_2, Y)$;
- (6) 若 a 为常数, 则 $\text{cov}(a, X) = 0$.



3. X, Y 的协方差与相关系数

(7) $|\rho_{XY}| \leq 1$; $|\rho_{XY}| = 0$ 时称 X, Y 不相关;

$$|\rho_{XY}| = 1 \Leftrightarrow P\{Y = aX + b\} = 1, (a \neq 0).$$

实际意义: X, Y 的相关系数描述了 X, Y 之间线性关系的紧密程度.

协方差的计算公式: $\text{cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$;

(8) 柯西 - 许瓦兹不等式: $[E(XY)]^2 \leq E(X^2)E(Y^2)$.

4. 随机变量的矩及协方差矩阵

5. 条件数学期望 *

