
随机变量及其分布

王友乐

电话: 18980082143

邮箱: Eleconnection@126.com

2015 年 5 月 7 日

随机变量的数字特征

1 数学期望

- 数学期望的定义及计算
- 随机变量函数的数学期望
- 数学期望的性质

2 方差

- 方差的定义及计算
- 方差的性质
- 变异系数、矩及中心矩

3 协方差系数和相关系数

- 协方差
- 相关系数

数学期望

定义

设离散型随机变量 X 的概率分布为

$$P(X = x_k) = p_k, \quad k = 1, 2, \dots,$$

若级数 $\sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$ 绝对收敛, 则称这个级数为随机变量 X 的数学期望, 简称为期望, 记为

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

若级数 $\sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$ 不绝对收敛, 称 X 的数学期望不存在.

数学期望

定义

设连续型随机变量 X 的密度为 $f(x)$, 若反常积分 $\int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx$ 绝对收敛, 则称这个积分为 X 的数学期望, 记为

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx. \quad (2)$$

$X \sim B(n, p)$, 那么 $E(X) = np$.

$X \sim P(\lambda)$, 那么 $E(X) = \lambda$.

$X \sim e(\lambda)$, 那么 $E(X) = \frac{1}{\lambda}$.

数学期望

定理

设 X 为随机变量, $y = g(x)$ 是 x 的 (分段) 连续函数或单调函数, 则对 $Y = g(X)$,

(1) 若 X 是离散型的, 其分布律为 $p_k = P(X = x_k), k = 1, 2, \dots$, 且级数 $\sum_{k=1}^{\infty} g(x_k)p_k$ 绝对收敛, 则有

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

(2) 若 X 为连续型的, 其密度函数为 $f(x)$, 且反常积分 $\int_{-\infty}^{+\infty} g(x)f(x)dx$ 绝对收敛, 则有

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

数学期望

定理

设 (X, Y) 为二维随机变量, $z = g(x, y)$ 是 (x, y) 的 (分区域) 连续函数, 则对 $Z = g(X, Y)$,

(1) 若 (X, Y) 为离散型, 其二维概率分布为

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

$\sum_i \sum_j g(x_i, y_j) p_{ij}$ 绝对收敛, 则有

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

(2) 若 (X, Y) 为连续型, 其二维密度函数为 $f(x, y)$, 且反常积分

$\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x, y) f(x, y) dx dy$ 绝对收敛, 则有

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

数学期望

数学期望的性质

(1) C 是常数, 则 $E(C) = C$.

(2) $E(CX) = CE(X)$.

(3) $E(X + Y) = E(X) + E(Y)$.

(4) 设 X_1, X_2, \dots, X_n 是 n 个随机变量, C_1, C_2, \dots, C_n, b 是 $n + 1$ 个常量, 则

$$E(\sum_{i=1}^n C_i X_i + b) = \sum_{i=1}^n C_i E(X_i) + b.$$

(5) 若 X 与 Y 相互独立, 则 $E(XY) = E(X)E(Y)$. 一般地, 若 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立, 则

$$E(\prod_{i=1}^n X_i) = \prod_{i=1}^n E(X_i).$$

方差

定义

若期望 $E[X - E(X)]^2$ 存在, 称为 X 的方差, 记为

$$D(X) = E[X - E(X)]^2. \quad (3)$$

而 $\sqrt{D(X)}$ 称为 X 的均方差或标准差.

计算方差的公式

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

$X \sim B(n, p)$, 那么 $D(X) = np(1 - p)$.

$X \sim P(\lambda)$, 那么 $D(X) = \lambda$.

$X \sim e(\lambda)$, 那么 $D(X) = \frac{1}{\lambda^2}$.

方差

方差的性质

(1) C 为常量, 则

$$D(C) = 0. \quad (4)$$

(2) a, b 为常量, 且 $a \neq 0$, 则

$$D(aX + b) = a^2 D(X). \quad (5)$$

(3) 若 X 与 Y 独立, 则

$$D(X \pm Y) = D(X) + D(Y). \quad (6)$$

方差

方差的性质

(4) 随机变量 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立, C_1, C_2, \dots, C_n 是 n 个常数, 则

$$D\left(\sum_{i=1}^n C_i X_i\right) = \sum_{i=1}^n C_i^2 D(X_i). \quad (7)$$

(5) $D(X) = 0$ 其充要条件为存在常数 C , 使得 $P(X = C) = 1$, 且 $C = E(X)$.

方差

定义

若随机变量 X 的期望, 方差均存在, 且 $E(X) \neq 0$, 称

$$C_v = \frac{\sqrt{D(X)}}{|E(X)|}. \quad (8)$$

为 X 的变异系数.

方差

定义

若随机变量 X 对非负整数 k 有下列期望存在,

$$m_k = E(X^k), \quad (9)$$

称 m_k 为 X 的 k 阶原点矩;

$$\mu_k = E[X - E(X)]^k, \quad (10)$$

称 μ_k 为 X 的 k 阶中心矩.

显然, $E(X) = m_1, D(X) = \mu_2$.

协方差和相关系数

定义

对二维随机变量 (X, Y) , 若 $E[[X - E(X)][Y - E(Y)]]$ 存在, 称为 X 与 Y 的协方差, 记为

$$\text{Cov}(X, Y) = E[[X - E(X)][Y - E(Y)]]. \quad (11)$$

特别地, 有 $\text{Cov}(X, X) = D(X)$.

协方差和相关系数

协方差的性质

$$(1) Cov(X, Y) = Cov(Y, X);$$

$$(2) Cov(X, a) = 0;$$

$$(3) Cov(aX, bY) = abCov(X, Y);$$

$$(4) Cov(X + Y, Z) = Cov(X, Z) + Cov(Y, Z);$$

$$(5) Cov(\sum_{i=1}^n a_i X_i, \sum_{j=1}^m b_j Y_j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m a_i b_j Cov(X_i, Y_j);$$

$$(6) D(X \pm Y) = D(X) + D(Y) \pm 2Cov(X, Y);$$

$$(7) \text{ 若 } X \text{ 与 } Y \text{ 相互独立, 则 } Cov(X, Y) = 0.$$

协方差和相关系数

对二维随机变量 (X, Y) , 称向量 $(E(X), E(Y))$ 为 (X, Y) 的数学期望或均值向量, 称矩阵

$$V = \begin{pmatrix} D(X) & Cov(X, Y) \\ Cov(Y, X) & D(Y) \end{pmatrix}$$

为 (X, Y) 的协方差矩阵.

协方差和相关系数

一般, 对 n 维随机变量 (X_1, X_2, \dots, X_n) , 称向量 $(E(X_1), E(X_2), \dots, E(X_n))$ 为 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的均值向量, 记

$$\sigma_{ij} = Cov(X_i, X_j), \quad i, j = 1, 2, \dots, n,$$

称矩阵

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

为 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的协方差矩阵. 显然 V 是一个对称阵.

协方差和相关系数

定义

设随机变量 X 与 Y 的期望, 方差都存在, 且 $D(X) > 0, D(Y) > 0$, 称

$$X^* = \frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}}, \quad Y^* = \frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}}. \quad (12)$$

分别为 X 与 Y 的标准化随机变量; 称

$$Cov(X^*, Y^*) = R(X, Y) \quad (13)$$

为 X 与 Y 的相关系数.

协方差和相关系数

定理

$$(1) E(X^*) = 0; D(X^*) = D(Y^*) = 1;$$

$$(2) R(X, Y) = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}.$$

定理

$$(1) R(X, Y) = R(Y, X);$$

$$(2) |R(X, Y)| \leq 1;$$

$$(3) |R(X, Y)| = 1 \text{ 的充要条件为; 存在常数 } a, b \text{ 且 } a \neq 0, \text{ 使得} \\ P(aX + b = Y) = 1.$$

协方差和相关系数

$aX + b = Y$, 若 $a > 0$, 可得 $R(X, Y) = 1$, 这时称 X 与 Y 完全正相关; 若 $a < 0$, 可得 $R(X, Y) = -1$, 这时称 X 与 Y 完全负相关.

一般地, $R(X, Y) > 0$, 称 X 与 Y 正线性相关; $R(X, Y) < 0$, 称 X 与 Y 负线性相关. 当 $R(X, Y) = 0$ 时, 称 X 与 Y 不相关.

当 X 与 Y 独立时, 则有 X 与 Y 不相关. 但当 X 与 Y 不相关时, 不能得出 X 与 Y 不相关.