

定义 1 设 X 为一离散型随机变量，其分布列为 $P(X = x_i) = p_i, (i = 1, 2, \dots)$ ，若级数 $\sum_{i=1}^{\infty} x_i p_i$ 绝对收敛，则称这级数为 X 的数学期望，简称期望或均值，记为 $E(X)$ ，即

$$E(X) = \sum_{i=1}^{\infty} x_i p_i$$

否则，称 X 的数学期望不存在。

$$D(X) = \sum_{i=1}^{\infty} [x_i - E(X)]^2 p_i = \sigma^2$$

为 X 的方差，就是 X 的函数 $[X - E(X)]^2$ 的数学期望。

在定义 1 中，要求 $\sum_{i=1}^{\infty} x_i p_i$ 绝对收敛是必须的，因为 X 的数学期望是一确定的量，不受 $x_i p_i$ 在级数中排列次序的影响，这在数学上就要求级数绝对收敛。 X 的数学期望也称为数 x_i 以概率 p_i 为权的加权平均。

定义 2 设 X 为一连续型随机变量，其密度函数为 $f(x)$ ，若 $\int_{-\infty}^{+\infty} |x|f(x)dx < +\infty$ 时，则称

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

为 X 的数学期望，否则称 X 的数学期望不存在。

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

计算方差时常用简化公式：

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

常见分布的数学期望

1. 两点分布

设 $X \sim B(1, p)$ ，即 $P(X = 0) = q, P(X = 1) = p, 0 < p < 1, p + q = 1$ ，则

$$E(X) = 0 \cdot q + 1 \cdot p = p$$

$$D(X) = pq$$

2. 二项分布

设 $X \sim B(k; n, p)$ ，即 $P(X = k) = C_n^k p^k q^{n-k}, k = 0, 1, 2, \dots, n, 0 < p < 1, p + q = 1$ ，则

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

$D(X) = npq$ ，证明较复杂，略。

在二项分布中, 当 $n \rightarrow \infty, p \rightarrow 0$ 时, 概率是服从泊松分布的:

$$\begin{aligned}\lim_{n \rightarrow \infty, p \rightarrow 0} C_n^k p^k q^{n-k} &= \lim_{n \rightarrow \infty, p \rightarrow 0} \frac{n(n-1) \dots (n-k+1)}{k!} p^k q^{\frac{np}{p}-k} = \lim_{n \rightarrow \infty, p \rightarrow 0} \frac{n^k}{k!} p^k q^{\frac{np}{p}-k} \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty, p \rightarrow 0} \frac{(np)^k}{k!} \left((1-p)^{\frac{1}{1-p}} \right)^{-np} (1-p)^{-k} = \lim_{n \rightarrow \infty, p \rightarrow 0} \frac{\lambda^k}{k!} \left(\left(1 + \frac{-p}{n} \right)^{\frac{n}{-p}} \right)^{-\lambda} \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty, p \rightarrow 0} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}\end{aligned}$$

其中, λ 是泊松分布的期望。

3. 泊松分布

设 $X \sim P(k; \lambda)$, 即 $P(X = k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, k = 0, 1, 2, \dots, \lambda > 0$, 则

$$E(X) = \sum_{k=0}^n k \cdot P(X = k) = \sum_{k=0}^n k \cdot \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = e^{-\lambda} \sum_{k=1}^n \frac{\lambda^k}{(k-1)!} = \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=1}^n \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} = \lambda e^{-\lambda} e^{\lambda} = \lambda$$

其中用到泰勒级数展开式 $e^{\lambda} = \sum_{k=1}^n \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!}$

这说明, 泊松分布的参数 λ 就是服从泊松分布的随机变量的均值。

$$D(X) = \lambda$$

4. 均匀分布

设 $X \sim U[a, b]$, 即 X 的密度函数为 $f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a < x < b \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, 则

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

恰好是 $[a, b]$ 的中点, 这与均值意义相符。

$$D(X) = \frac{(b-a)^2}{12}$$

5. 指数分布

设 $X \sim E(\lambda)$, 即 X 的密度函数为 $f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$, 则

$$\begin{aligned}E(X) &= \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot \lambda e^{-\lambda x} dx = \int_{-\infty}^{+\infty} -x d e^{-\lambda x} = \frac{1}{\lambda} \\ D(X) &= \frac{1}{\lambda^2}\end{aligned}$$

6. 正态分布

设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 即 X 的密度函数为 $f(x) = \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$, $-\infty < x < +\infty, \sigma > 0$, 则

$$E(X) = \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx, \text{ 令 } a = \frac{x-\mu}{\sigma}, \text{ 则}$$
$$E(X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} (\mu + a \cdot \sigma) e^{-\frac{a^2}{2}} da = \frac{\mu}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{a^2}{2}} da + \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} a e^{-\frac{a^2}{2}} da = \mu$$

这说明正态分布的参数 μ 是正态随机变量的均值。

$$D(X) = \sigma^2$$

数学期望的性质

定理: (1) $E(c) = c$;

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

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

(4) 设 X, Y 相互独立 $E(X \cdot Y) = E(X) \cdot E(Y)$;

其中 c 为常数, 且数学期望都存在。由此定理可推论:

推论 1 $E(c_1X_1 + c_2X_2 + \cdots + c_nX_n + b) = c_1E(X_1) + c_2E(X_2) + \cdots + c_nE(X_n) + b$

其中 c, b 均是常数, 特别有 $E(X_1 + X_2 + \cdots + X_n) = E(X_1) + E(X_2) + \cdots + E(X_n)$

推论 2 若 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立, 则 $E(X_1 \cdot X_2 \cdot \dots \cdot X_n) = E(X_1) \cdot E(X_2) \cdot \dots \cdot E(X_n)$