

概率论基础

张新生

Email: xs Zhang@fudan.edu.cn

复旦大学

December 3, 2010



第四章 数字特征与特征函数

- 1 第四章 数字特征与特征函数
- 数学期望
 - 随机变量的方差与标准差
 - 条件数学期望

数字特征的引入背景

数字特征的引入背景

(1) 实际问题的需要

数字特征的引入背景

- (1) 实际问题的需要
- (2) 要完全得到分布有困难

数字特征的引入背景

- (1) 实际问题的需要
- (2) 要完全得到分布有困难
- (3) 数字特征从某些侧面反映分布函数

数学期望的定义

A. 离散型随机变量

数学期望的定义

A. 离散型随机变量

设离散随机变量 X 的分布列为

$$P(X = x_n) = p_n, \quad n = 1, 2, \dots$$

若级数 $\sum_{i=1}^{\infty} x_i p_i$ 绝对收敛, 则称该级数为 X 的数学期望, 记为

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

例4.1.1

$X \sim B(n, p)$, 求 $E(X)$.

例4.1.1

$X \sim B(n, p)$, 求 $E(X)$.

解:

$$E(X) =$$

例4.1.1

$X \sim B(n, p)$, 求 $E(X)$.

解:

$$E(X) = \sum_{k=0}^n k C_n^k p^k (1-p)^{n-k}$$

=

例4.1.1

$X \sim B(n, p)$, 求 $E(X)$.

解:

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

例4.1.1

$X \sim B(n, p)$, 求 $E(X)$.

解:

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

特例 若 $Y \sim B(1, p)$,

例4.1.1

$X \sim B(n, p)$, 求 $E(X)$.

解:

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

特例 若 $Y \sim B(1, p)$, 则 $E(Y) = p$

数学期望的定义

B.连续性随机变量

数学期望的定义

B. 连续性随机变量

设连续随机变量 X 的密度函数为 $p(x)$,若积分 $\int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx$ 绝对收敛,则称该积分为 X 的数学期望,记为

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx$$

例4.1.2

$X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 $E(X)$.
解:

$$E(X) =$$

例4.1.2

$X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 $E(X)$.

解:

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

$$\frac{x-\mu}{\sigma} = u$$

例4.1.2

$X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 $E(X)$.

解:

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx$$
$$\stackrel{\frac{x-\mu}{\sigma}=u}{=} \int_{-\infty}^{+\infty} (u\sigma + \mu) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}} du =$$

例4.1.2

$X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 $E(X)$.

解:

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

$$\stackrel{\frac{x-\mu}{\sigma}=u}{=} \int_{-\infty}^{+\infty} (u\sigma + \mu) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}} du = \mu$$

例4.1.3

- 注意:不是所有的 $r.v.$ 都有数学期望

例4.1.3

- 注意:不是所有的r.v.都有数学期望
- 例如: 柯西(Cauchy)分布的密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\pi(1 + \pi^2)}, \quad -\infty < x < +\infty$$

但

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |x| f(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|x|}{\pi(1 + \pi^2)} dx$$

发散

它的数学期望不存在!

C. 一般情形

C. 一般情形：设 ξ 的分布函数为： $F_{\xi}(x)$ ，则 ξ 的数学期望定义如下：

C. 一般情形：设 ξ 的分布函数为： $F_{\xi}(x)$ ，则 ξ 的数学期望定义如下：

$$\mathbb{E}(\xi) =$$

C. 一般情形：设 ξ 的分布函数为： $F_{\xi}(x)$ ，则 ξ 的数学期望定义如下：

$$\mathbb{E}(\xi) = \int_{\mathbb{R}^1} x dF_{\xi}(x).$$

C. 一般情形：设 ξ 的分布函数为： $F_{\xi}(x)$ ，则 ξ 的数学期望定义如下：

$$\mathbb{E}(\xi) = \int_{\mathbb{R}^1} x dF_{\xi}(x).$$

这里积分 $\int_{\mathbb{R}^1} x dF_{\xi}(x)$ 为函数 $f(x) = x$ 关于分布函数 $F_{\xi}(x)$ 的Riemann - Stieltjes 积分，定义如下：

C. 一般情形：设 ξ 的分布函数为： $F_{\xi}(x)$ ，则 ξ 的数学期望定义如下：

$$\mathbb{E}(\xi) = \int_{\mathbb{R}^1} x dF_{\xi}(x).$$

这里积分 $\int_{\mathbb{R}^1} x dF_{\xi}(x)$ 为函数 $f(x) = x$ 关于分布函数 $F_{\xi}(x)$ 的Riemann - Stieltjes积分，定义如下：

$$\begin{aligned} & \int_{-\infty}^{\infty} x dF_{\xi}(x) \\ & \triangleq \lim_{\Delta \rightarrow 0} \sum_i x_i (F_{\xi}(x_{i+1}) - F_{\xi}(x_i)) \end{aligned}$$

C. 一般情形：设 ξ 的分布函数为： $F_{\xi}(x)$ ，则 ξ 的数学期望定义如下：

$$\mathbb{E}(\xi) = \int_{\mathbb{R}^1} x dF_{\xi}(x).$$

这里积分 $\int_{\mathbb{R}^1} x dF_{\xi}(x)$ 为函数 $f(x) = x$ 关于分布函数 $F_{\xi}(x)$ 的Riemann - Stieltjes 积分，定义如下：

$$\begin{aligned} & \int_{-\infty}^{\infty} x dF_{\xi}(x) \\ & \triangleq \lim_{\Delta \rightarrow 0} \sum_i x_i (F_{\xi}(x_{i+1}) - F_{\xi}(x_i)) \end{aligned}$$

一些常见分布的数学期望

几何分布: 设 $\xi \sim G(p)$, 则

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi) &= \sum_{i=1}^{\infty} i q^{i-1} p \\ &= \end{aligned}$$

一些常见分布的数学期望

几何分布: 设 $\xi \sim G(p)$, 则

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi) &= \sum_{i=1}^{\infty} i q^{i-1} p \\ &= p \times \frac{d}{dx} (1-x)^{-1} \Big|_{x=1-p} =\end{aligned}$$

一些常见分布的数学期望

几何分布: 设 $\xi \sim G(p)$, 则

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi) &= \sum_{i=1}^{\infty} i q^{i-1} p \\ &= p \times \frac{d}{dx} (1-x)^{-1} \Big|_{x=1-p} = \frac{1}{p}\end{aligned}$$

一些常见分布的数学期望

普阿松分布： 设 $\xi \sim P(\lambda)$ ， 则

$$\mathbb{E}(\xi) = \sum_{i=0}^{\infty} i \times \frac{\lambda^i}{i!} e^{-\lambda} = \lambda$$

一些常见分布的数学期望

普阿松分布: 设 $\xi \sim P(\lambda)$, 则

$$\mathbb{E}(\xi) = \sum_{i=0}^{\infty} i \times \frac{\lambda^i}{i!} e^{-\lambda} = \lambda$$

均匀分布: 设 $\xi \sim U(a, b)$, 则

$$\mathbb{E}(\xi) = \int_a^b \frac{x}{b-a} dx = \frac{a+b}{2}$$

一些常见分布的数学期望

Γ -分布: 设 $\xi \sim \Gamma(\lambda, r)$, 则 ξ 的数学期望

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi) &= \int_0^{\infty} x \cdot \frac{\lambda^r}{\Gamma(r)} x^{r-1} e^{-\lambda x} dx \\ &= \end{aligned}$$

一些常见分布的数学期望

Γ -分布: 设 $\xi \sim \Gamma(\lambda, r)$, 则 ξ 的数学期望

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi) &= \int_0^{\infty} x \cdot \frac{\lambda^r}{\Gamma(r)} x^{r-1} e^{-\lambda x} dx \\ &= \frac{r}{\lambda} \int_0^{\infty} \frac{\lambda^{r+1}}{\Gamma(r+1)} x^{(r+1)-1} e^{-\lambda x} dx \\ &= \end{aligned}$$

一些常见分布的数学期望

Γ -分布: 设 $\xi \sim \Gamma(\lambda, r)$, 则 ξ 的数学期望

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi) &= \int_0^{\infty} x \cdot \frac{\lambda^r}{\Gamma(r)} x^{r-1} e^{-\lambda x} dx \\ &= \frac{r}{\lambda} \int_0^{\infty} \frac{\lambda^{r+1}}{\Gamma(r+1)} x^{(r+1)-1} e^{-\lambda x} dx \\ &= \frac{r}{\lambda}.\end{aligned}$$

随机变量函数的数学期望

定理4.1.1: (i) 设连续型 (离散型) 随机变量 X 的分布密度为 $p(x)$ (分布列为 $p_i, i = 1, 2, \dots$), 实函数 $g(x)$ 为Borel可测函数, 令 $Y = g(X)$, 若 $E(g(X))$ 存在, 则

$$E(g(X)) =$$

随机变量函数的数学期望

定理4.1.1: (i) 设连续型 (离散型) 随机变量 X 的分布密度为 $p(x)$ (分布列为 $p_i, i = 1, 2, \dots$), 实函数 $g(x)$ 为Borel可测函数, 令 $Y = g(X)$, 若 $E(g(X))$ 存在, 则

$$E(g(X)) = \begin{cases} \sum_{i=1}^{\infty} g(x_i)p_i, & X \text{ 为离散型随机变量;} \\ \int_{-\infty}^{\infty} g(x)p(x)dx, & X \text{ 为连续型随机变量。} \end{cases}$$

随机变量函数的数学期望

(ii) 设连续型 (离散型) 随机向量 $X = X_1, \dots, X_n$ 的联合分布密度为 $p(x_1, \dots, x_n)$ (分布列为 $p_{i_1, \dots, i_n}, i_j = 1, 2, \dots$), 实函数 $g(x_1, \dots, x_n)$ 为 Borel 可测函数, 令 $Y = g(X)$, 若 $E(g(X))$ 存在, 则

(a) 若 X 为离散型随机变量

$$E(g(X)) =$$

随机变量函数的数学期望

(ii) 设连续型 (离散型) 随机向量 $X = X_1, \dots, X_n$ 的联合分布密度为 $p(x_1, \dots, x_n)$ (分布列为 $p_{i_1, \dots, i_n}, i_j = 1, 2, \dots$), 实函数 $g(x_1, \dots, x_n)$ 为 Borel 可测函数, 令 $Y = g(X)$, 若 $E(g(X))$ 存在, 则

(a) 若 X 为离散型随机变量

$$E(g(X)) = \sum_{i_1=1}^{\infty} \cdots \sum_{i_n=1}^{\infty} g(x_1, \dots, x_n) p_{i_1, \dots, i_n}.$$

(b) 若 X 为连续型随机变量

$$E(g(X)) = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} g(x_1, \dots, x_n) p(x_1, \dots, x_n) dx_1 \cdots dx_n.$$

例4.1.4

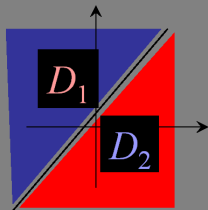
设 $X \sim N(0, 1), Y \sim N(0, 1), X, Y$ 相互独立,
求 $E(\max(X, Y))$.

解 $f(x, y) = f_X(x)f_Y(y) = \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}}$

$$E(\max\{X, Y\}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \max\{x, y\} f(x, y) dx dy$$

$$= \iint_{D_1} \max\{x, y\} f(x, y) dx dy$$

$$+ \iint_{D_2} \max\{x, y\} f(x, y) dx dy$$



4.1.4(续)

=

4.1.4(续)

$$= \iint_{D_1} y \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy + \iint_{D_2} x \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy$$

=

4.1.4(续)

$$\begin{aligned} &= \iint_{D_1} y \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy + \iint_{D_2} x \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx \int_x^{+\infty} y e^{-\frac{y^2}{2}} dy + \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \int_y^{+\infty} x e^{-\frac{x^2}{2}} dx \\ &= \end{aligned}$$

4.1.4(续)

$$\begin{aligned} &= \iint_{D_1} y \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy + \iint_{D_2} x \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx \int_x^{+\infty} ye^{-\frac{y^2}{2}} dy + \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \int_y^{+\infty} xe^{-\frac{x^2}{2}} dx \\ &= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx \int_x^{+\infty} ye^{-\frac{y^2}{2}} dy = \end{aligned}$$

4.1.4(续)

$$\begin{aligned} &= \iint_{D_1} y \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy + \iint_{D_2} x \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx \int_x^{+\infty} y e^{-\frac{y^2}{2}} dy + \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \int_y^{+\infty} x e^{-\frac{x^2}{2}} dx \\ &= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx \int_x^{+\infty} y e^{-\frac{y^2}{2}} dy = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \end{aligned}$$

4.1.4(续)

$$\begin{aligned}
&= \iint_{D_1} y \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy + \iint_{D_2} x \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2+y^2}{2}} dx dy \\
&= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx \int_x^{+\infty} y e^{-\frac{y^2}{2}} dy + \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{y^2}{2}} dy \int_y^{+\infty} x e^{-\frac{x^2}{2}} dx \\
&= \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx \int_x^{+\infty} y e^{-\frac{y^2}{2}} dy = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \\
&\left(\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-x^2} dx \right)^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-(x^2+y^2)} dx dy \\
&\quad = 4 \int_0^{+\infty} \int_0^{+\infty} e^{-(x^2+y^2)} dx dy
\end{aligned}$$

例4.1.4(续)

$$\begin{aligned} &= 4 \int_0^{+\infty} \int_0^{+\infty} e^{-(x^2+y^2)} dx dy = 4 \int_0^{\frac{\pi}{2}} d\theta \int_0^{+\infty} e^{-r^2} r dr \\ &= 4 \times \frac{\pi}{2} \times \frac{1}{2} = \pi \end{aligned}$$

所以

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-x^2} dx = \sqrt{\pi}$$

一般地, 若 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, $Y \sim N(\mu, \sigma^2)$, X, Y 相互独立, 则

$$E(\max\{X, Y\}) = \mu + \frac{\sigma}{\sqrt{\pi}}$$

$$E(\min\{X, Y\}) = \mu - \frac{\sigma}{\sqrt{\pi}}$$

数学期望的性质

- $E(C) = C$ 常数
- $E(aX) = aE(X)$
- $E(X + Y) = E(X) + E(Y)$

$$E\left(\sum_{i=1}^n a_i X_i + C\right) = \sum_{i=1}^n a_i E(X_i) + C$$

- 当 X, Y 独立时, $E(XY) = E(X)E(Y)$
注: 逆命题不成立, 即若 $E(XY) = E(X)E(Y)$, X, Y 不一定独立
- 若存在数 a 使 $P(X \geq a) = 1$, 则 $E(X) \geq a$;
若存在数 b 使 $P(X \leq b) = 1$, 则 $E(X) \leq b$.

数学期望的应用举例

例4.1.1: 分赌本问题:

甲乙两赌徒赌技相同, 各出赌注50元. 无平局, 谁先赢3局, 则获全部赌注. 当甲赢2局、乙赢1局时, 中止了赌博. 问如何分赌本?

数学期望的应用举例

例4.1.1: 分赌本问题:

甲乙两赌徒赌技相同, 各出赌注50元. 无平局, 谁先赢3局, 则获全部赌注. 当甲赢2局、乙赢1局时, 中止了赌博. 问如何分赌本?

1. 按已赌局数分:

则甲分总赌本的 $\frac{2}{3}$ 、乙分总赌本的 $\frac{1}{3}$

2. 按已赌局数和再赌下去的“期望”分:

因为再赌两局必分胜负, 共四种情况: 甲甲、甲乙、乙甲、乙乙所以甲分总赌本的 $\frac{3}{4}$ 、乙分总赌本的 $\frac{1}{4}$

2. 按已赌局数和再赌下去的“期望”分:

因为再赌两局必分胜负, 共四种情况: 甲甲、甲乙、乙甲、乙乙所以甲分总赌本的 $3/4$ 、乙分总赌本的 $1/4$

若按已赌局数和再赌下去的“期望”分, 则甲的所得 X 是一个可能取值为0 或100的随机变量, 其分布列为:

X	0	100
P	$1/4$	$3/4$

甲的“期望”所得是: $0 \times 1/4 + 100 \times 3/4 = 75$.

数学期望的应用举例(续)

例4.1.2: 概率群试 验血方案的选择

为普查某种疾病, n 个人需验血. 验血方案有如下两种:

数学期望的应用举例(续)

例4.1.2: 概率群试 验血方案的选择

为普查某种疾病, n 个人需验血. 验血方案有如下两种:

- (1) 分别化验每个人的血, 共需化验 n 次;

数学期望的应用举例(续)

例4.1.2: 概率群试 验血方案的选择

为普查某种疾病, n 个人需验血. 验血方案有如下两种:

- (1) 分别化验每个人的血, 共需化验 n 次;
- (2) 分组化验, k 个人的血混在一起化验, 若结果为阴性, 则只需化验一次; 若为阳性, 则对 k 个人的血逐个化验, 找出有病者, 此时 k 个人的血需化验 $k+1$ 次. 设每人血液化验呈阳性的概率为 p , 且每人化验结果是相互独立的. 试说明选择哪一方案较经济.

数学期望的应用举例(续)

解:只须计算方案(2)所需次数的期望,为简单起见,不妨记 n 是 k 的倍数,共分成 n/k 组.设第 i 组需化验的次数为 X_i ,

数学期望的应用举例(续)

解:只须计算方案(2)所需次数的期望,为简单起见,不妨记 n 是 k 的倍数,共分成 n/k 组.设第 i 组需化验的次数为 X_i ,则

$$X_i \sim \begin{pmatrix} 1 & k+1 \\ (1-p)^k & 1-(1-p)^k \end{pmatrix}$$

数学期望的应用举例(续)

解:只须计算方案(2)所需次数的期望,为简单起见,不妨记 n 是 k 的倍数,共分成 n/k 组.设第 i 组需化验的次数为 X_i ,则

$$X_i \sim \begin{pmatrix} 1 & k+1 \\ (1-p)^k & 1 - (1-p)^k \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} E(X_i) &= (1-p)^k + (k+1)[1 - (1-p)^k] \\ &= (k+1) - k(1-p)^k \end{aligned}$$

数学期望的应用举例(续)

$$\begin{aligned} E(X) &= \sum_{i=1}^{n/k} E(X_i) = \frac{n}{k} [(k+1) - k(1-p)^k] \\ &= n \left[1 - \left((1-p)^k - \frac{1}{k} \right) \right] \end{aligned}$$

若 $\left((1-p)^k - \frac{1}{k} \right) > 0$, 则 $E(X) < n$

数学期望的应用举例(续)

$$\begin{aligned} E(X) &= \sum_{i=1}^{n/k} E(X_i) = \frac{n}{k} [(k+1) - k(1-p)^k] \\ &= n \left[1 - \left((1-p)^k - \frac{1}{k} \right) \right] \end{aligned}$$

若 $\left((1-p)^k - \frac{1}{k} \right) > 0$, 则 $E(X) < n$

例如, $n = 1000, p = 0.001, k = 10$,

$$E(X) = 1000 \left[1 - \left(0.999^{10} - \frac{1}{10} \right) \right] \approx 110 \ll 1000.$$

当 $(1-p)^k < 1/k$ 时, 选择方案(2) 较经济.

思考题:

有5000人的一个群体，其中一人患有某种致命性的疾病，可以同过验血来检验出此种疾病，试计算用概率群试法需检验几次？问有无其他更好的方法？

数学期望的应用举例(续)

例4.1.3: 报童问题 设某报童每日的潜在卖报数 ζ 服从参数为 λ 的泊松分布。如果每卖出一份报纸可得报酬 a 元, 卖不掉而退回则每份赔偿 b 元。若某日该报童批进 n 份报纸, 试求其期望所得, 并求出最佳的 n 。

数学期望的应用举例(续)

例4.1.4: 市场上对某种产品每年需求量为 X 吨, $X \sim U[2000, 4000]$, 每出售一吨可赚3万元, 售不出去, 则每吨需仓库保管费1万元, 问应该生产这中商品多少吨, 才能使平均利润最大?

解:

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{1}{2000}, & 2000 < x < 4000 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

数学期望的应用举例(续)

例4.1.4: 市场上对某种产品每年需求量为 X 吨, $X \sim U[2000, 4000]$, 每出售一吨可赚3万元, 售不出去, 则每吨需仓库保管费1万元, 问应该生产这中商品多少吨, 才能使平均利润最大?

解:

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{1}{2000}, & 2000 < x < 4000 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

设每年生产 y 吨的利润为 Y , 显然, $2000 < y < 4000$

$$Y = g(X) = \begin{cases} 3y, & y \leq X \\ 3X - (y - X), & y > X \end{cases}$$

$$g(x) = \begin{cases} 3y, & y \leq x \\ 4x - y, & y > x \end{cases}$$

数学期望的应用举例(续)

$$\begin{aligned} E(Y) &= \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f_X(x) dx \\ &= \int_{2000}^y (4x - y) \frac{1}{2000} dx + \int_y^{4000} 3y \frac{1}{2000} dx \\ &= \frac{1}{2000} (-2y^2 + 14000y - 8 \times 10^6) \\ \frac{dE(Y)}{dy} &= \frac{1}{2000} (-4y + 14000) = 0 \end{aligned}$$

显然, $\frac{d^2E(Y)}{dy^2} = -\frac{4}{2000} < 0$

故 $y = 3500$ 时, $E(Y)$ 最大, $E(Y) = 8250$ 万元

方差定义

方差定义

若 $E(X - E(X))^2$ 存在, 则称 $E(X - E(X))^2$ 为 X 的方差, 记为

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

称 $\sigma_X = \sigma(X) = \sqrt{\text{Var}(X)}$ 为 X 的标准差.

标准差的量纲与随机变量的量纲相同.

概率意义:

方差定义

若 $E(X - E(X))^2$ 存在, 则称 $E(X - E(X))^2$ 为 X 的方差, 记为

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

称 $\sigma_X = \sigma(X) = \sqrt{\text{Var}(X)}$ 为 X 的标准差.

标准差的量纲与随机变量的量纲相同.

概率意义:

数学期望反映了 X 取值的中心.

方差反映了 X 取值相对于其取值中心的离散程度.

方差的计算

命题:

$$\text{Var}(X) = 0 \iff P(X = E(X)) = 1$$

若 X 为离散型随机变量, 分布列为

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

方差的计算

命题:

$$\text{Var}(X) = 0 \iff P(X = E(X)) = 1$$

若 X 为离散型随机变量, 分布列为

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

$$D(X) = \sum_k^{+\infty} (x_k - E(X))^2 p_k$$

若 X 为连续型随机变量, 概率密度为 $f(x)$

方差的计算

命题:

$$\text{Var}(X) = 0 \iff P(X = E(X)) = 1$$

若 X 为离散型随机变量, 分布列为

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

$$D(X) = \sum_k^{+\infty} (x_k - E(X))^2 p_k$$

若 X 为连续型随机变量, 概率密度为 $f(x)$

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

计算方差的常用公式:

方差的计算

命题:

$$\text{Var}(X) = 0 \iff P(X = E(X)) = 1$$

若 X 为离散型随机变量, 分布列为

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

$$D(X) = \sum_k^{+\infty} (x_k - E(X))^2 p_k$$

若 X 为连续型随机变量, 概率密度为 $f(x)$

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

计算方差的常用公式:

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

例4.2.1

设 $X \sim P(\lambda)$, 求 $D(X)$.

例4.2.1

设 $X \sim P(\lambda)$, 求 $D(X)$.

解:

$$EX =$$

例4.2.1

设 $X \sim P(\lambda)$, 求 $D(X)$.

解:

$$EX = \lambda$$

$$E(X^2) =$$

例4.2.1

设 $X \sim P(\lambda)$, 求 $D(X)$.

解:

$$EX = \lambda$$

$$E(X^2) = \sum_{k=0}^{+\infty} k^2 \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!} = \sum_{k=1}^{+\infty} k(k-1) \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} + \sum_{k=1}^{+\infty} k \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$

所以,

$$E(X^2) = \lambda^2 + \lambda$$

$$D(X) =$$

例4.2.1

设 $X \sim P(\lambda)$, 求 $D(X)$.

解:

$$EX = \lambda$$

$$E(X^2) = \sum_{k=0}^{+\infty} k^2 \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!} = \sum_{k=1}^{+\infty} k(k-1) \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} + \sum_{k=1}^{+\infty} k \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$$

所以,

$$E(X^2) = \lambda^2 + \lambda$$

$$D(X) = E(X^2) - E^2(X) = \lambda$$

例4.2.2

设 $X \sim B(n, p)$, 求 $D(X)$.

解: $D(X) = np(1 - p)$

设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 $D(X)$

解:

$$D(X) =$$

设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 $D(X)$

解:

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

设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 $D(X)$

解:

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

$$\stackrel{\frac{x-\mu}{\sigma}=t}{=} \int_{-\infty}^{+\infty} \sigma^2 t^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

=

设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 $D(X)$

解:

$$\begin{aligned} D(X) &= \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \mu)^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \\ &\stackrel{\frac{x-\mu}{\sigma}=t}{=} \int_{-\infty}^{+\infty} \sigma^2 t^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \\ &= \sigma^2 \end{aligned}$$

例4.2.3

设 X 表示独立射击直到击中目标为止所需射击的次数, 已知每次射击中靶的概率为 p , 求 $E(X), D(X)$

解: X 服从

例4.2.3

设 X 表示独立射击直到击中目标为止所需射击的次数, 已知每次射击中靶的概率为 p , 求 $E(X), D(X)$

解: X 服从几何分布.

$$P(X = k) =$$

例4.2.3

设 X 表示独立射击直到击中目标为止所需射击的次数, 已知每次射击中靶的概率为 p , 求 $E(X), D(X)$

解: X 服从几何分布.

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

$$p + q = 1 \quad 0 < p < 1$$

$$E(X) =$$

例4.2.3

设 X 表示独立射击直到击中目标为止所需射击的次数, 已知每次射击中靶的概率为 p , 求 $E(X), D(X)$

解: X 服从几何分布.

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

$$p + q = 1 \quad 0 < p < 1$$

$$E(X) = \sum_{k=1}^{+\infty} k p q^{k-1} =$$

例4.2.3

设 X 表示独立射击直到击中目标为止所需射击的次数, 已知每次射击中靶的概率为 p , 求 $E(X), D(X)$

解: X 服从几何分布.

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

$$p + q = 1 \quad 0 < p < 1$$

$$E(X) = \sum_{k=1}^{+\infty} k p q^{k-1} = p \sum_{k=1}^{+\infty} k q^{k-1} =$$

例4.2.3

设 X 表示独立射击直到击中目标为止所需射击的次数, 已知每次射击中靶的概率为 p , 求 $E(X), D(X)$

解: X 服从几何分布.

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

$$p + q = 1 \quad 0 < p < 1$$

$$E(X) = \sum_{k=1}^{+\infty} k p q^{k-1} = p \sum_{k=1}^{+\infty} k q^{k-1} = \frac{p}{(1-q)^2} = \frac{1}{p}$$

例4.2.3

$$E(X^2) = \sum_{k=1}^{+\infty} k(k-1)pq^{k-1} + \sum_{k=1}^{+\infty} kpq^{k-1}$$

例4.2.3

$$\begin{aligned} E(X^2) &= \sum_{k=1}^{+\infty} k(k-1)pq^{k-1} + \sum_{k=1}^{+\infty} kpq^{k-1} \\ &= pq \sum_{k=2}^{+\infty} k(k-1)q^{k-2} + \frac{1}{p} \\ &= \end{aligned}$$

例4.2.3

$$\begin{aligned} E(X^2) &= \sum_{k=1}^{+\infty} k(k-1)pq^{k-1} + \sum_{k=1}^{+\infty} kpq^{k-1} \\ &= pq \sum_{k=2}^{+\infty} k(k-1)q^{k-2} + \frac{1}{p} \\ &= pq \frac{d^2}{dx^2} \left(\sum_{k=0}^{+\infty} x^k \right) \Big|_{x=q} + \frac{1}{p} \\ &= \end{aligned}$$

例4.2.3

$$\begin{aligned} E(X^2) &= \sum_{k=1}^{+\infty} k(k-1)pq^{k-1} + \sum_{k=1}^{+\infty} kpq^{k-1} \\ &= pq \sum_{k=2}^{+\infty} k(k-1)q^{k-2} + \frac{1}{p} \\ &= pq \frac{d^2}{dx^2} \left(\sum_{k=0}^{+\infty} x^k \right) \Big|_{x=q} + \frac{1}{p} \\ &= pq \frac{2}{(1-x)^3} \Big|_{x=q} + \frac{1}{p} = \frac{2-p}{p^2} \end{aligned}$$

$$D(X) =$$

例4.2.3

$$\begin{aligned} E(X^2) &= \sum_{k=1}^{+\infty} k(k-1)pq^{k-1} + \sum_{k=1}^{+\infty} kpq^{k-1} \\ &= pq \sum_{k=2}^{+\infty} k(k-1)q^{k-2} + \frac{1}{p} \\ &= pq \frac{d^2}{dx^2} \left(\sum_{k=0}^{+\infty} x^k \right) \Big|_{x=q} + \frac{1}{p} \\ &= pq \frac{2}{(1-x)^3} \Big|_{x=q} + \frac{1}{p} = \frac{2-p}{p^2} \\ D(X) &= \frac{2-p}{p^2} - \frac{1}{p^2} = \frac{1-p}{p^2} \end{aligned}$$

方差的性质

方差的性质

- $D(aX + b) = a^2D(X)$

方差的性质

- $D(aX + b) = a^2D(X)$
- 若 X, Y 相互独立, 则

$$D(X \pm Y) = D(X) + D(Y)$$

方差的性质

- $D(aX + b) = a^2D(X)$
- 若 X, Y 相互独立, 则

$$D(X \pm Y) = D(X) + D(Y)$$

- X_1, \dots, X_n 相互独立, a_1, a_2, \dots, a_n, b 为常数

$$D\left(\sum_{i=1}^n a_i X_i + b\right) = \sum_{i=1}^n a_i^2 D(X_i)$$

方差的性质

方差的性质

- 若 X, Y 相互独立 $\Rightarrow E(XY) = E(X)E(Y)$
 $\stackrel{\Leftarrow}{\Rightarrow} D(X \pm Y) = D(X) + D(Y)$

方差的性质

- 若 X, Y 相互独立 $\Rightarrow E(XY) = E(X)E(Y)$
 $\stackrel{\neq}{\Rightarrow} D(X \pm Y) = D(X) + D(Y)$
- 对任意常数 $C, D(X) \leq E(X - C)^2$, 当且仅当 $C = E(X)$ 时等号成立.

切比雪夫不等式

设随机变量 X 的方差存在(这时均值也存在), 则对任意正数 ε , 有下面不等式成立

$$P\{|X - E(X)| \geq \varepsilon\} \leq \frac{\text{Var}(X)}{\varepsilon^2}$$

$$P\{|X - E(X)| < \varepsilon\} \geq 1 - \frac{\text{Var}(X)}{\varepsilon^2}$$

标准化随机变量

标准化随机变量

设随机变量 X 的期望 $E(X)$ 、方差 $D(X)$ 都存在, 且 $D(X) \neq 0$, 则称

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

为 X 的标准化随机变量. 显然,

标准化随机变量

设随机变量 X 的期望 $E(X)$ 、方差 $D(X)$ 都存在, 且 $D(X) \neq 0$, 则称

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

为 X 的标准化随机变量. 显然,

$$E(X^*) = 0, \quad D(X^*) = 1$$

(1) 标准化随机变量消除了各个总体之间的均值、方差和度量单位的差异;

标准化随机变量

设随机变量 X 的期望 $E(X)$ 、方差 $D(X)$ 都存在, 且 $D(X) \neq 0$, 则称

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

为 X 的标准化随机变量. 显然,

$$E(X^*) = 0, \quad D(X^*) = 1$$

- (1) 标准化随机变量消除了各个总体之间的均值、方差和度量单位的差异;
- (2) 在实际应用中, 为比较具有同分布的各种不同来源数据的概率特征, 常把数据标准化。

标准化随机变量

设随机变量 X 的期望 $E(X)$ 、方差 $D(X)$ 都存在, 且 $D(X) \neq 0$, 则称

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

为 X 的标准化随机变量. 显然,

$$E(X^*) = 0, \quad D(X^*) = 1$$

(1) 标准化随机变量消除了各个总体之间的均值、方差和度量单位的差异;

(2) 在实际应用中, 为比较具有同分布的各种不同来源数据的概率特征, 常把数据标准化. 例如, 在比较一名同学在班级的两次不同考试中的学习成绩, 用他的标准分数更合理;

标准化随机变量

设随机变量 X 的期望 $E(X)$ 、方差 $D(X)$ 都存在, 且 $D(X) \neq 0$, 则称

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

为 X 的标准化随机变量. 显然,

$$E(X^*) = 0, \quad D(X^*) = 1$$

(1) 标准化随机变量消除了各个总体之间的均值、方差和度量单位的差异;

(2) 在实际应用中, 为比较具有同分布的各种不同来源数据的概率特征, 常把数据标准化. 例如, 在比较一名同学在班级的两次不同考试中的学习成绩, 用他的标准分数更合理; 在比较在不同班级的两名同学的学习成绩时, 用各自班的标准分数来比较的合理性就要差一些, 除非两个班级有相同的学习水平.

随机变量的其它数字特征

矩、变异系数、分位数、中位数

k 阶原点矩:

随机变量的其它数字特征

矩、变异系数、分位数、中位数

k 阶原点矩: $\mu_k = E(X^k) \quad k = 1, 2, \dots$

• 注意: $\mu_1 = E(X)$.

k 阶中心矩:

随机变量的其它数字特征

矩、变异系数、分位数、中位数

k 阶原点矩: $\mu_k = E(X^k) \quad k = 1, 2, \dots$

• 注意: $\mu_1 = E(X)$.

k 阶中心矩: $v_k = E[X - E(X)]^k, \quad k = 1, 2, \dots$

• 注意: $v_2 = Var(X)$

k 阶原点矩与 k 阶中心矩的关系:

随机变量的其它数字特征

变异系数

随机变量的其它数字特征

变异系数

称 $C_V = \frac{\sqrt{\text{Var}(X)}}{E(X)}$ 为 X 的变异系数.

分位数

随机变量的其它数字特征

变异系数

称 $C_V = \frac{\sqrt{\text{Var}(X)}}{E(X)}$ 为 X 的变异系数.

分位数

设 $0 < p < 1$, $x_p = F^{-1}(p)$,

$$F^{-1}(p) = \inf\{x : F(x) \geq p\}$$

则称 x_p 为此分布 p -分位数, 亦称 x_p 为下侧 p -分位数.

中位数

随机变量的其它数字特征

变异系数

称 $C_V = \frac{\sqrt{\text{Var}(X)}}{E(X)}$ 为 X 的变异系数.

分位数

设 $0 < p < 1$, $x_p = F^{-1}(p)$,

$$F^{-1}(p) = \inf\{x : F(x) \geq p\}$$

则称 x_p 为此分布 p -分位数, 亦称 x_p 为下侧 p -分位数.

中位数

称 $p = 0.5$ 时的 p 分位数 x 为中位数.

中位数与均值

随机变量的其它数字特征

变异系数

称 $C_V = \frac{\sqrt{\text{Var}(X)}}{E(X)}$ 为 X 的变异系数.

分位数

设 $0 < p < 1$, $x_p = F^{-1}(p)$,

$$F^{-1}(p) = \inf\{x : F(x) \geq p\}$$

则称 x_p 为此分布 p -分位数, 亦称 x_p 为下侧 p -分位数.

中位数

称 $p = 0.5$ 时的 p 分位数 x 为中位数.

中位数与均值

- 相同点: 都是反映随机变量的位置特征.
- 不同点: 含义不同, 中位数较均值稳定.

随机向量的协方差与相关系数

随机向量的协方差与相关系数

称

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

为 X 与 Y 的协方差.

称

$$\begin{pmatrix} D(X) & \text{cov}(X, Y) \\ \text{cov}(X, Y) & D(Y) \end{pmatrix}$$

为 X, Y 的

随机向量的协方差与相关系数

称

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

为 X 与 Y 的协方差.

称

$$\begin{pmatrix} D(X) & \text{cov}(X, Y) \\ \text{cov}(X, Y) & D(Y) \end{pmatrix}$$

为 X, Y 的协方差矩阵

随机向量的协方差与相关系数

随机向量的协方差与相关系数

称

$$r_{XY} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}(X)}\sqrt{\text{Var}(Y)}}$$

为 X 与 Y 的相关系数.

随机向量的协方差与相关系数

称

$$r_{XY} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}(X)}\sqrt{\text{Var}(Y)}}$$

为 X 与 Y 的相关系数.

若记

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

则

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

协方差和相关系数的计算

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

若 (X, Y) 为离散型,

协方差和相关系数的计算

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

若 (X, Y) 为离散型,

$$\text{cov}(X, Y) = \sum_{i=1}^{+\infty} \sum_{j=1}^{+\infty} [x_i - E(X)][y_j - E(Y)]p_{ij}$$

协方差和相关系数的计算

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

若 (X, Y) 为离散型,

$$\text{cov}(X, Y) = \sum_{i=1}^{+\infty} \sum_{j=1}^{+\infty} [x_i - E(X)][y_j - E(Y)]p_{ij}$$

若 (X, Y) 为连续型,

协方差和相关系数的计算

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

若 (X, Y) 为离散型,

$$\text{cov}(X, Y) = \sum_{i=1}^{+\infty} \sum_{j=1}^{+\infty} [x_i - E(X)][y_j - E(Y)]p_{ij}$$

若 (X, Y) 为连续型,

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

例4.2.4

设 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \sigma_1^2; \mu_2, \sigma_2^2; r)$,

例4.2.4

设 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \sigma_1^2; \mu_2, \sigma_2^2; r)$, 求(1) (X, Y) 的协方差矩阵;

例4.2.4

设 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \sigma_1^2; \mu_2, \sigma_2^2; r)$, 求(1) (X, Y) 的协方差矩阵; (2) (X, Y) 相关系数 r_{XY}

解

$$\begin{aligned} & \text{Cov}(X, Y) \\ &= \iint_{\mathbb{R}^2} (x - \mu_1)(y - \mu_2) p(x, y) dx dy \\ &= \end{aligned}$$

例4.2.4

设 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \sigma_1^2; \mu_2, \sigma_2^2; r)$, 求(1) (X, Y) 的协方差矩阵; (2) (X, Y) 相关系数 r_{XY}

解

$$\begin{aligned} & \text{Cov}(X, Y) \\ &= \iint_{\mathbb{R}^2} (x - \mu_1)(y - \mu_2) p(x, y) dx dy \\ &= \iint_{\mathbb{R}^2} \frac{uv\sigma_1\sigma_2}{2\pi\sqrt{1-r^2}} \exp\left\{-\frac{u^2 - 2ruv + v^2}{2(1-r^2)}\right\} dudv \\ &= \end{aligned}$$

例4.2.4

设 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \sigma_1^2; \mu_2, \sigma_2^2; r)$, 求(1) (X, Y) 的协方差矩阵; (2) (X, Y) 相关系数 r_{XY}

解

$$\begin{aligned}
 & \text{Cov}(X, Y) \\
 &= \iint_{\mathbb{R}^2} (x - \mu_1)(y - \mu_2) p(x, y) dx dy \\
 &= \iint_{\mathbb{R}^2} \frac{uv\sigma_1\sigma_2}{2\pi\sqrt{1-r^2}} \exp\left\{-\frac{u^2 - 2ruv + v^2}{2(1-r^2)}\right\} dudv \\
 &= \iint_{\mathbb{R}^2} \frac{uv\sigma_1\sigma_2}{2\pi\sqrt{1-r^2}} \exp\left\{-\frac{(u-rv)^2}{2(1-r^2)} - \frac{v^2}{2}\right\} dudv \\
 &=
 \end{aligned}$$

例4.2.4

设 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \sigma_1^2; \mu_2, \sigma_2^2; r)$, 求(1) (X, Y) 的协方差矩阵; (2) (X, Y) 相关系数 r_{XY}

解

$$\begin{aligned}
 & \text{Cov}(X, Y) \\
 &= \iint_{\mathbb{R}^2} (x - \mu_1)(y - \mu_2) p(x, y) dx dy \\
 &= \iint_{\mathbb{R}^2} \frac{uv\sigma_1\sigma_2}{2\pi\sqrt{1-r^2}} \exp\left\{-\frac{u^2 - 2ruv + v^2}{2(1-r^2)}\right\} dudv \\
 &= \iint_{\mathbb{R}^2} \frac{uv\sigma_1\sigma_2}{2\pi\sqrt{1-r^2}} \exp\left\{-\frac{(u-rv)^2}{2(1-r^2)} - \frac{v^2}{2}\right\} dudv \\
 &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{rv^2\sigma_1\sigma_2}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{v^2}{2}\right\} dv = r\sigma_1\sigma_2
 \end{aligned}$$

例4.2.4

所以,

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

例4.2.4

所以,

$$\text{Var}(X, Y) = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & r\sigma_1\sigma_2 \\ r\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}$$

$$r_{XY} =$$

例4.2.4

所以,

$$\text{Var}(X, Y) = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & r\sigma_1\sigma_2 \\ r\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}$$

$$r_{XY} = r$$

从而, 若 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2; r)$
则 X, Y 相互独立 $\iff X, Y$ 不相关

协方差和相关系数的性质

协方差具有如下的性质:

(1) 对称性: $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$;

(2)

协方差和相关系数的性质

协方差具有如下的性质:

(1) 对称性: $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$;

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

(3)

协方差和相关系数的性质

协方差具有如下的性质:

(1) 对称性: $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$;

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

(3) 对于任何实数 c , $\text{Cov}(cX, Y) = \text{Cov}(X, cY) = c\text{Cov}(X, Y)$

(4)

协方差和相关系数的性质

协方差具有如下的性质:

(1) 对称性: $\text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$;

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

(3) 对于任何实数 c , $\text{Cov}(cX, Y) = \text{Cov}(X, cY) = c\text{Cov}(X, Y)$

(4) $D(\xi_i) = \text{Cov}(\xi_i, \xi_i)$ 。

(5)

$$\text{cov}\left(\sum_{i=1}^n a_i X_i, \sum_{j=1}^n b_j Y_j\right) = \sum_{i=1}^n a_i b_j \text{cov}(X_i, Y_j)$$

协方差和相关系数的性质

(6)

$$D\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n D(X_i) + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} cov(X_i, X_j)$$

若 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立,

$$D\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n D(X_i)$$

例4.2.5

设 X 表示独立射击直到击中目标 n 次为止所需射击的次数, 已知每次射击中靶的概率为 p , 求 $E(X), D(X)$.

例4.2.5

设 X 表示独立射击直到击中目标 n 次为止所需射击的次数, 已知每次射击中靶的概率为 p , 求 $E(X), D(X)$.

解: 令

例4.2.5

设 X 表示独立射击直到击中目标 n 次为止所需射击的次数, 已知每次射击中靶的概率为 p , 求 $E(X), D(X)$.

解: 令 X_i 表示击中目标 $i-1$ 次后到第 i 次击中目标所需射击的次数, $i=1, 2, \dots, n$ X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立, 且 $X =$

例4.2.5

设 X 表示独立射击直到击中目标 n 次为止所需射击的次数, 已知每次射击中靶的概率为 p , 求 $E(X)$, $D(X)$.

解: 令 X_i 表示击中目标 $i-1$ 次后到第 i 次击中目标所需射击的次数, $i=1, 2, \dots, n$ X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立, 且 $X = \sum_{i=1}^n X_i$ 由前面的例知:

$$E(X) = \sum_{i=1}^n E(X_i) = \frac{n}{p}$$

$$D(X) = \sum_{i=1}^n D(X_i) = \frac{n(1-p)}{p^2}$$

例4.2.6

将编号分别为 $1 \sim n$ 的 n 个球随机地放入编号分别为 $1 \sim n$ 的 n 只盒子中, 每盒一球. 若球的号码与盒子的号码一致, 则称为一个配对. 求配对个数 X 的期望与方差.

例4.2.6

将编号分别为 $1 \sim n$ 的 n 个球随机地放入编号分别为 $1 \sim n$ 的 n 只盒子中, 每盒一球. 若球的号码与盒子的号码一致, 则称为一个配对. 求配对个数 X 的期望与方差.

解: 记 X_i 为1, 如果 i 号放入 i 号盒, 否则为0. $i = 1, 2, \dots, n$ 则

$$X =$$

例4.2.6

将编号分别为 $1 \sim n$ 的 n 个球随机地放入编号分别为 $1 \sim n$ 的 n 只盒子中, 每盒一球. 若球的号码与盒子的号码一致, 则称为一个配对. 求配对个数 X 的期望与方差.

解: 记 X_i 为1, 如果 i 号放入 i 号盒, 否则为0. $i = 1, 2, \dots, n$ 则

$$X = \sum_{i=1}^n X_i$$

但

例4.2.6

将编号分别为 $1 \sim n$ 的 n 个球随机地放入编号分别为 $1 \sim n$ 的 n 只盒子中, 每盒一球. 若球的号码与盒子的号码一致, 则称为一个配对. 求配对个数 X 的期望与方差.

解: 记 X_i 为1, 如果 i 号放入 i 号盒, 否则为0. $i = 1, 2, \dots, n$ 则

$$X = \sum_{i=1}^n X_i$$

但 X_1, X_2, \dots, X_n 不相互独立,

$$E(X) =$$

例4.2.6

将编号分别为 $1 \sim n$ 的 n 个球随机地放入编号分别为 $1 \sim n$ 的 n 只盒子中, 每盒一球. 若球的号码与盒子的号码一致, 则称为一个配对. 求配对个数 X 的期望与方差.

解: 记 X_i 为1, 如果 i 号放入 i 号盒, 否则为0. $i = 1, 2, \dots, n$ 则

$$X = \sum_{i=1}^n X_i$$

但 X_1, X_2, \dots, X_n 不相互独立,

$$E(X) = \sum_{i=1}^n E(X_i) = n \frac{1}{n} = 1$$

例4.2.6(续)

注意到:

$$E(X_i^2) = \frac{1}{n} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$E(X_i X_j) = \frac{1}{n(n-1)} \quad i, j = 1, 2, \dots, n$$

$$D(X) =$$

例4.2.6(续)

注意到:

$$E(X_i^2) = \frac{1}{n} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$E(X_i X_j) = \frac{1}{n(n-1)} \quad i, j = 1, 2, \dots, n$$

$$D(X) = \sum_{i=1}^n D(X_i) + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} cov(X_i, Y_j)$$

=

例4.2.6(续)

注意到:

$$E(X_i^2) = \frac{1}{n} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$E(X_i X_j) = \frac{1}{n(n-1)} \quad i, j = 1, 2, \dots, n$$

$$D(X) = \sum_{i=1}^n D(X_i) + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} cov(X_i, Y_j)$$

$$= \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \left(1 - \frac{1}{n}\right) + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} \left[\frac{1}{n(n-1)} - \left(\frac{1}{n}\right)^2\right]$$

$$= 1 - \frac{1}{n} + 2C_n^2 \frac{1}{n^2(n-1)}$$

$$= 1$$

Cauchy-Schwarz不等式

$$|cov(X, Y)|^2 \leq D(X)D(Y)$$

当 $D(X) > 0, D(Y) > 0$ 时, 当且仅

当 $P\{Y - E(Y) = t_0[X - E(X)]\} = 1$ 时, 等式成立。

Cauchy-Schwarz不等式

$$|\text{cov}(X, Y)|^2 \leq D(X)D(Y)$$

当 $D(X) > 0, D(Y) > 0$ 时, 当且仅

当 $P\{Y - E(Y) = t_0[X - E(X)]\} = 1$ 时, 等式成立。

证: 不妨设 $D(X) > 0$, 令

$$g(t) =$$

Cauchy-Schwarz不等式

$$|cov(X, Y)|^2 \leq D(X)D(Y)$$

当 $D(X) > 0, D(Y) > 0$ 时, 当且仅

当 $P\{Y - E(Y) = t_0[X - E(X)]\} = 1$ 时, 等式成立。

证: 不妨设 $D(X) > 0$, 令

$$g(t) = E\{[Y - E(Y)] - t[X - E(X)]\}^2$$

=

Cauchy-Schwarz不等式

$$|cov(X, Y)|^2 \leq D(X)D(Y)$$

当 $D(X) > 0, D(Y) > 0$ 时, 当且仅

当 $P\{Y - E(Y) = t_0[X - E(X)]\} = 1$ 时, 等式成立。

证: 不妨设 $D(X) > 0$, 令

$$g(t) = E\{[Y - E(Y)] - t[X - E(X)]\}^2$$

$$= D(Y) - 2tcov(X, Y) + t^2D(X)$$

对任何实数 $t, g(t) \geq 0 \Rightarrow$

$$4cov^2(X, Y) - 4D(X)D(Y) \leq 0$$

即 $|cov(X, Y)|^2 \leq D(X)D(Y)$ 等号成立 $\iff g(t) = 0$ 有两个相等的实零点

Cauchy-Schwarz不等式

$$g(t_0) = 0 \text{ 即 } E\{[Y - E(Y)] - t_0[X - E(X)]\}^2 = 0$$

Cauchy-Schwarz不等式

$$g(t_0) = 0 \text{ 即 } E\{[Y - E(Y)] - t_0[X - E(X)]\}^2 = 0$$

$$\iff D[(Y - E(Y)) - t_0(X - E(X))] = 0$$

Cauchy-Schwarz不等式

$$g(t_0) = 0 \text{ 即 } E\{[Y - E(Y)] - t_0[X - E(X)]\}^2 = 0$$

$$\iff D[(Y - E(Y)) - t_0(X - E(X))] = 0$$

$$\iff P[(Y - E(Y)) - t_0(X - E(X)) = 0] = 1$$

Cauchy-Schwarz不等式

$$g(t_0) = 0 \text{ 即 } E\{[Y - E(Y)] - t_0[X - E(X)]\}^2 = 0$$

$$\iff D[(Y - E(Y)) - t_0(X - E(X))] = 0$$

$$\iff P[(Y - E(Y)) - t_0(X - E(X)) = 0] = 1$$

即 $P[(Y - E(Y)) = t_0(X - E(X))] = 1$

即 Y 与 X 有线性关系的概率等于1, 这种线性关系为

Cauchy-Schwarz不等式

$$g(t_0) = 0 \text{ 即 } E\{[Y - E(Y)] - t_0[X - E(X)]\}^2 = 0$$

$$\iff D[(Y - E(Y)) - t_0(X - E(X))] = 0$$

$$\iff P[(Y - E(Y)) - t_0(X - E(X)) = 0] = 1$$

即 $P[(Y - E(Y)) = t_0(X - E(X))] = 1$

即 Y 与 X 有线性关系的概率等于1, 这种线性关系为

$$P\left(\frac{Y - E(Y)}{\sqrt{D(Y)}} = \pm \frac{X - E(X)}{\sqrt{D(X)}}\right) = 1$$

相关系数的性质

$$|r_{XY}| \leq 1, |r_{XY}| = 1$$

相关系数的性质

$|r_{XY}| \leq 1, |r_{XY}| = 1 \iff$ *Cauchy - Schwarz*不等式的等号成立

相关系数的性质

$|r_{XY}| \leq 1, |r_{XY}| = 1 \iff$ Cauchy - Schwarz不等式的等号成立

\iff 即 Y 与 X 有线性关系的概率等于1, 这种线性关系为

$$P\left(Y^* = \pm X^*\right) = 1$$

$$X^* = (X - EX)/\sqrt{D(X)}, Y^* = (Y - EY)/\sqrt{D(Y)}.$$

相关系数的性质

$$r_{XY} = 1 \iff cov(X, Y) > 0$$

$$p\left(Y^* = X^*\right) = 1$$

$$r_{XY} = -1 \iff cov(X, Y) < 0$$

$$p\left(Y^* = -X^*\right) = 1$$

相关系数的性质

$$r_{XY} = 1 \iff cov(X, Y) > 0$$

$$p\left(Y^* = X^*\right) = 1$$

$$r_{XY} = -1 \iff cov(X, Y) < 0$$

$$p\left(Y^* = -X^*\right) = 1$$

r_{XY} 的大小反映了 X 与 Y 之间的线性关系

相关系数的性质

$$r_{XY} = 1 \iff cov(X, Y) > 0$$

$$p\left(Y^* = X^*\right) = 1$$

$$r_{XY} = -1 \iff cov(X, Y) < 0$$

$$p\left(Y^* = -X^*\right) = 1$$

r_{XY} 的大小反映了 X 与 Y 之间的线性关系

- $0 < r_{XY} < 1$, X 与 Y 间正相关.

相关系数的性质

$$r_{XY} = 1 \iff cov(X, Y) > 0$$

$$p\left(Y^* = X^*\right) = 1$$

$$r_{XY} = -1 \iff cov(X, Y) < 0$$

$$p\left(Y^* = -X^*\right) = 1$$

r_{XY} 的大小反映了 X 与 Y 之间的线性关系

- $0 < r_{XY} < 1$, X 与 Y 间正相关.
- $0 > r_{XY} > -1$, X 与 Y 间负相关.

相关系数的性质

$$r_{XY} = 1 \iff cov(X, Y) > 0$$

$$p\left(Y^* = X^*\right) = 1$$

$$r_{XY} = -1 \iff cov(X, Y) < 0$$

$$p\left(Y^* = -X^*\right) = 1$$

r_{XY} 的大小反映了 X 与 Y 之间的线性关系

- $0 < r_{XY} < 1$, X 与 Y 间正相关.
- $0 > r_{XY} > -1$, X 与 Y 间负相关.
- $0 > r_{XY} = \pm 1$, X 与 Y 间以概率1存在线性关系.

相关系数的性质

$$r_{XY} = 1 \iff cov(X, Y) > 0$$

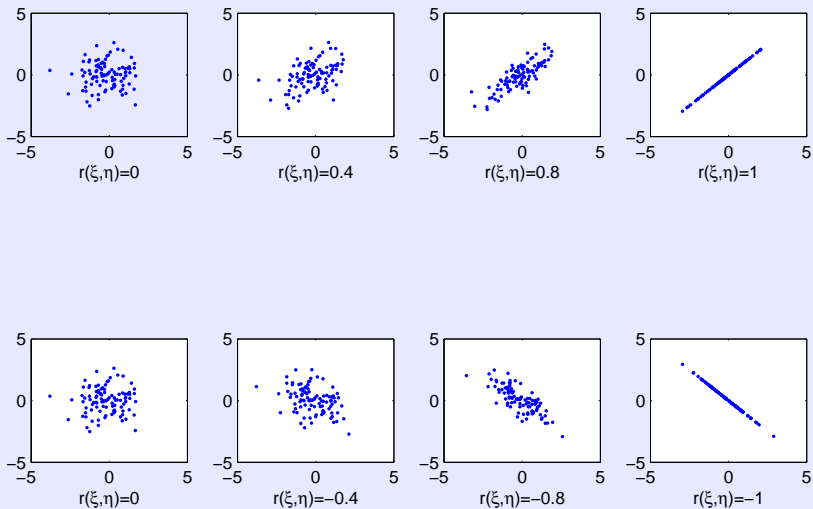
$$p\left(Y^* = X^*\right) = 1$$

$$r_{XY} = -1 \iff cov(X, Y) < 0$$

$$p\left(Y^* = -X^*\right) = 1$$

r_{XY} 的大小反映了 X 与 Y 之间的线性关系

- $0 < r_{XY} < 1$, X 与 Y 间正相关.
- $0 > r_{XY} > -1$, X 与 Y 间负相关.
- $0 > r_{XY} = \pm 1$, X 与 Y 间以概率1存在线性关系.
- $r_{XY} = 0$, X 与 Y 间不相关,没有线性关系



不同相关系数示意图

例

设 $\theta \sim U(0, 2\pi)$, $X = \cos \theta$, $Y = \cos(\theta + \alpha)$, α 是给定的常数,
求 r_{XY}

例

设 $\theta \sim U(0, 2\pi)$, $X = \cos \theta$, $Y = \cos(\theta + \alpha)$, α 是给定的常数,
求 r_{XY}
解:

$$f_{\theta}(t) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} & 0 < t < 2\pi \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$E(X) =$$

例

设 $\theta \sim U(0, 2\pi)$, $X = \cos \theta$, $Y = \cos(\theta + \alpha)$, α 是给定的常数,
求 r_{XY}
解:

$$f_{\theta}(t) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} & 0 < t < 2\pi \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$E(X) = \int_0^{2\pi} \cos t \frac{1}{2\pi} dt = 0$$

$$E(Y) =$$

例

设 $\theta \sim U(0, 2\pi)$, $X = \cos \theta$, $Y = \cos(\theta + \alpha)$, α 是给定的常数,
求 r_{XY}
解:

$$f_{\theta}(t) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} & 0 < t < 2\pi \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$E(X) = \int_0^{2\pi} \cos t \frac{1}{2\pi} dt = 0$$

$$E(Y) = \int_0^{2\pi} \cos(t + \alpha) \frac{1}{2\pi} dt = 0$$

例4.2.7

$$E(XY) =$$

例4.2.7

$$E(XY) = \int_0^{2\pi} \cos(t) \cos(t + \alpha) \frac{1}{2\pi} dt =$$

例4.2.7

$$E(XY) = \int_0^{2\pi} \cos(t) \cos(t + \alpha) \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2} \cos \alpha$$

$$\iff \text{cov}(X, Y) =$$

例4.2.7

$$E(XY) = \int_0^{2\pi} \cos(t) \cos(t + \alpha) \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2} \cos \alpha$$
$$\iff \text{cov}(X, Y) = \frac{1}{2} \cos \alpha$$

$$E(X^2) =$$

例4.2.7

$$E(XY) = \int_0^{2\pi} \cos(t) \cos(t + \alpha) \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2} \cos \alpha$$

$$\iff \text{cov}(X, Y) = \frac{1}{2} \cos \alpha$$

$$E(X^2) = \int_0^{2\pi} \cos^2 t \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2}, D(X) =$$

例4.2.7

$$E(XY) = \int_0^{2\pi} \cos(t) \cos(t + \alpha) \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2} \cos \alpha$$

$$\iff \text{cov}(X, Y) = \frac{1}{2} \cos \alpha$$

$$E(X^2) = \int_0^{2\pi} \cos^2 t \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2}, D(X) = \frac{1}{2}$$

$$E(Y^2) =$$

例4.2.7

$$E(XY) = \int_0^{2\pi} \cos(t) \cos(t + \alpha) \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2} \cos \alpha$$

$$\iff \text{cov}(X, Y) = \frac{1}{2} \cos \alpha$$

$$E(X^2) = \int_0^{2\pi} \cos^2 t \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2}, D(X) = \frac{1}{2}$$

$$E(Y^2) = \int_0^{2\pi} \cos^2(t + \alpha) \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2}, D(Y) =$$

例4.2.7

$$E(XY) = \int_0^{2\pi} \cos(t) \cos(t + \alpha) \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2} \cos \alpha$$

$$\iff \text{cov}(X, Y) = \frac{1}{2} \cos \alpha$$

$$E(X^2) = \int_0^{2\pi} \cos^2 t \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2}, D(X) = \frac{1}{2}$$

$$E(Y^2) = \int_0^{2\pi} \cos^2(t + \alpha) \frac{1}{2\pi} dt = \frac{1}{2}, D(Y) = \frac{1}{2}$$

$$\iff r_{XY} = \cos \alpha$$

例4.2.7

若 $\alpha = 0$, $r_{XY} =$

例4.2.7

若 $\alpha = 0, r_{XY} = 1 \Rightarrow Y = X$

若 $\alpha = \pi, r_{XY} =$

例4.2.7

若 $\alpha = 0, r_{XY} = 1 \Rightarrow Y = X$

若 $\alpha = \pi, r_{XY} = -1 \Rightarrow Y = -X$

从而有

$$|r_{XY}| = 1 \Rightarrow$$

X, Y 有线性关系

若 $\alpha = \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{2}, r_{XY} = 0$ X, Y 不相关, 但 X, Y 不独立,

例4.2.7

若 $\alpha = 0, r_{XY} = 1 \Rightarrow Y = X$

若 $\alpha = \pi, r_{XY} = -1 \Rightarrow Y = -X$

从而有

$$|r_{XY}| = 1 \Rightarrow$$

X, Y 有线性关系

若 $\alpha = \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{2}, r_{XY} = 0$ X, Y 不相关, 但 X, Y 不独立,
 X, Y 没有线性关系, 但有函数关系

例4.2.7

若 $\alpha = 0, r_{XY} = 1 \Rightarrow Y = X$

若 $\alpha = \pi, r_{XY} = -1 \Rightarrow Y = -X$

从而有

$$|r_{XY}| = 1 \Rightarrow$$

X, Y 有线性关系

若 $\alpha = \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{2}, r_{XY} = 0$ X, Y 不相关, 但 X, Y 不独立,
 X, Y 没有线性关系, 但有函数关系

$$X^2 + Y^2 = 1$$

独立与不相关

$$r_{XY} = 0 \iff X, Y \text{ 不相关}$$

独立与不相关

$$\begin{aligned} r_{XY} = 0 &\iff X, Y \text{ 不相关} \\ &\iff \text{cov}(X, Y) = 0 \end{aligned}$$

独立与不相关

$$\begin{aligned}r_{XY} = 0 &\iff X, Y \text{ 不相关} \\ &\iff \text{cov}(X, Y) = 0 \\ &\iff E(XY) = E(X)E(Y)\end{aligned}$$

独立与不相关

$$r_{XY} = 0 \iff X, Y \text{ 不相关}$$

$$\iff \text{cov}(X, Y) = 0$$

$$\iff E(XY) = E(X)E(Y)$$

$$\iff D(X \pm Y) = D(X) + D(Y)$$

独立与不相关

$$r_{XY} = 0 \iff X, Y \text{ 不相关}$$

$$\iff \text{cov}(X, Y) = 0$$

$$\iff E(XY) = E(X)E(Y)$$

$$\iff D(X \pm Y) = D(X) + D(Y)$$

X, Y 相互独立 $\not\Rightarrow X, Y$ 不相关

两种例外情形:

(i) 若 (X, Y) 服从二维正态分布,

X, Y 相互独立 $\iff X, Y$ 不相关

(ii) 设 ξ, η 都是只有两个可能值的随机变量。试证若 ξ 与 η 不相关, 则 ξ 与 η 独立。

不妨设

$$\mathbb{P}(\xi = x_0) + \mathbb{P}(\xi = x_1) = 1, \quad x_0 < x_1$$

(ii) 设 ξ, η 都是只有两个可能值的随机变量。试证若 ξ 与 η 不相关, 则 ξ 与 η 独立。

不妨设

$$\mathbb{P}(\xi = x_0) + \mathbb{P}(\xi = x_1) = 1, \quad x_0 < x_1$$

$$\mathbb{P}(\eta = y_0) + \mathbb{P}(\eta = y_1) = 1, \quad y_0 < y_1$$

(ii) 设 ξ, η 都是只有两个可能值的随机变量。试证若 ξ 与 η 不相关, 则 ξ 与 η 独立。

不妨设

$$\mathbb{P}(\xi = x_0) + \mathbb{P}(\xi = x_1) = 1, \quad x_0 < x_1$$

$$\mathbb{P}(\eta = y_0) + \mathbb{P}(\eta = y_1) = 1, \quad y_0 < y_1$$

令

$$\tilde{\xi} = \frac{\xi - x_0}{x_1 - x_0},$$

令

$$\tilde{\xi} = \frac{\xi - x_0}{x_1 - x_0}, \quad \tilde{\eta} = \frac{\eta - y_0}{y_1 - y_0}$$

令

$$\tilde{\xi} = \frac{\xi - x_0}{x_1 - x_0}, \quad \tilde{\eta} = \frac{\eta - y_0}{y_1 - y_0}$$

则 $\tilde{\xi}, \tilde{\eta}$ 都是取值于0和1的随机变量, 现只需证明它们相互独立。

令

$$\tilde{\xi} = \frac{\xi - x_0}{x_1 - x_0}, \quad \tilde{\eta} = \frac{\eta - y_0}{y_1 - y_0}$$

则 $\tilde{\xi}, \tilde{\eta}$ 都是取值于0和1的随机变量, 现只需证明它们相互独立。由 ξ 和 η 不相关知 $\tilde{\xi}$ 和 $\tilde{\eta}$ 不相关,

令

$$\tilde{\xi} = \frac{\xi - x_0}{x_1 - x_0}, \quad \tilde{\eta} = \frac{\eta - y_0}{y_1 - y_0}$$

则 $\tilde{\xi}, \tilde{\eta}$ 都是取值于0和1的随机变量, 现只需证明它们相互独立。由 ξ 和 η 不相关知 $\tilde{\xi}$ 和 $\tilde{\eta}$ 不相关, 即

$$\mathbb{E}(\tilde{\xi}\tilde{\eta}) = \mathbb{E}(\tilde{\xi}) \cdot \mathbb{E}(\tilde{\eta})$$

亦即

$$\mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) = \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1)$$

令

$$\tilde{\xi} = \frac{\xi - x_0}{x_1 - x_0}, \quad \tilde{\eta} = \frac{\eta - y_0}{y_1 - y_0}$$

则 $\tilde{\xi}, \tilde{\eta}$ 都是取值于0和1的随机变量, 现只需证明它们相互独立。由 ξ 和 η 不相关知 $\tilde{\xi}$ 和 $\tilde{\eta}$ 不相关, 即

$$\mathbb{E}(\tilde{\xi}\tilde{\eta}) = \mathbb{E}(\tilde{\xi}) \cdot \mathbb{E}(\tilde{\eta})$$

亦即

$$\mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) = \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1)$$

从而

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1) - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \end{aligned}$$

令

$$\tilde{\xi} = \frac{\xi - x_0}{x_1 - x_0}, \quad \tilde{\eta} = \frac{\eta - y_0}{y_1 - y_0}$$

则 $\tilde{\xi}, \tilde{\eta}$ 都是取值于0和1的随机变量, 现只需证明它们相互独立。由 ξ 和 η 不相关知 $\tilde{\xi}$ 和 $\tilde{\eta}$ 不相关, 即

$$\mathbb{E}(\tilde{\xi}\tilde{\eta}) = \mathbb{E}(\tilde{\xi}) \cdot \mathbb{E}(\tilde{\eta})$$

亦即

$$\mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) = \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1)$$

从而

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1) - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1) (1 - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1)) \\ &= \end{aligned}$$

令

$$\tilde{\xi} = \frac{\xi - x_0}{x_1 - x_0}, \quad \tilde{\eta} = \frac{\eta - y_0}{y_1 - y_0}$$

则 $\tilde{\xi}, \tilde{\eta}$ 都是取值于0和1的随机变量, 现只需证明它们相互独立。由 ξ 和 η 不相关知 $\tilde{\xi}$ 和 $\tilde{\eta}$ 不相关, 即

$$\mathbb{E}(\tilde{\xi}\tilde{\eta}) = \mathbb{E}(\tilde{\xi}) \cdot \mathbb{E}(\tilde{\eta})$$

亦即

$$\mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) = \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1)$$

从而

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1) - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1) (1 - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1)) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1) \end{aligned}$$

令

$$\tilde{\xi} = \frac{\xi - x_0}{x_1 - x_0}, \quad \tilde{\eta} = \frac{\eta - y_0}{y_1 - y_0}$$

则 $\tilde{\xi}, \tilde{\eta}$ 都是取值于0和1的随机变量, 现只需证明它们相互独立。由 ξ 和 η 不相关知 $\tilde{\xi}$ 和 $\tilde{\eta}$ 不相关, 即

$$\mathbb{E}(\tilde{\xi}\tilde{\eta}) = \mathbb{E}(\tilde{\xi}) \cdot \mathbb{E}(\tilde{\eta})$$

亦即

$$\mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) = \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1)$$

从而

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1) - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1) (1 - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1)) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 1) \end{aligned}$$

类似地,

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 0) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 0) \end{aligned}$$

类似地,

$$\begin{aligned} & \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 0) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 0) \\ & \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0, \tilde{\eta} = 0) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0) - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 0) \end{aligned}$$

类似地,

$$\begin{aligned}\mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 0) &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 1) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 0) \\ \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0, \tilde{\eta} = 0) &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0) - \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0, \tilde{\eta} = 1) \\ &= \mathbb{P}(\tilde{\xi} = 0) \cdot \mathbb{P}(\tilde{\eta} = 0)\end{aligned}$$

所以 $\tilde{\xi}$ 与 $\tilde{\eta}$ 相互独立, 从而 ξ 与 η 相互独立。

思考题：设随机变量 $\xi \sim N(0, 1)$ ，试证明 ξ 与 ξ^2 不相关，但是不独立。

§4.3 条件数学期望

定义1: 离散型随机变量 Y 关于给定事件 A 的条件数学期望:

$$E[Y|A] = \sum_y yP(Y = y | A)$$

例4.3.1

掷均匀硬币4次, Y 表示出正面的次数, $A = \{Y \leq 2\}$.
解:

$$p\{Y = y\} =$$

例4.3.1

掷均匀硬币4次， Y 表示出正面的次数， $A = \{Y \leq 2\}$.
解：

$$p\{Y = y\} = \binom{4}{y} 2^{-4} = \binom{4}{y} / 16 \quad (0 \leq y \leq 4)$$

$$\Rightarrow P\{Y \leq 2\} =$$

例4.3.1

掷均匀硬币4次， Y 表示出正面的次数， $A = \{Y \leq 2\}$.
解：

$$p\{Y = y\} = \binom{4}{y} 2^{-4} = \binom{4}{y} / 16 \quad (0 \leq y \leq 4)$$

$$\Rightarrow P\{Y \leq 2\} = (1 + 4 + 6) / 16 = 11 / 16$$

$$\Rightarrow P\{Y = y \mid Y \leq 2\} =$$

例4.3.1

掷均匀硬币4次， Y 表示出正面的次数， $A = \{Y \leq 2\}$.
解：

$$p\{Y = y\} = \binom{4}{y} 2^{-4} = \binom{4}{y} / 16 \quad (0 \leq y \leq 4)$$

$$\Rightarrow P\{Y \leq 2\} = (1 + 4 + 6) / 16 = 11 / 16$$

$$\Rightarrow P\{Y = y \mid Y \leq 2\} = \binom{4}{y} / 11 \quad (0 \leq y \leq 2)$$

例4.3.1

掷均匀硬币4次， Y 表示出正面的次数， $A = \{Y \leq 2\}$.
解：

$$p\{Y = y\} = \binom{4}{y} 2^{-4} = \binom{4}{y} / 16 \quad (0 \leq y \leq 4)$$

$$\Rightarrow P\{Y \leq 2\} = (1 + 4 + 6) / 16 = 11 / 16$$

$$\Rightarrow P\{Y = y \mid Y \leq 2\} = \binom{4}{y} / 11 \quad (0 \leq y \leq 2)$$

$$E(Y \mid Y \leq 2) =$$

例4.3.1

掷均匀硬币4次， Y 表示出正面的次数， $A = \{Y \leq 2\}$.
解：

$$p\{Y = y\} = \binom{4}{y} 2^{-4} = \binom{4}{y} / 16 \quad (0 \leq y \leq 4)$$

$$\Rightarrow P\{Y \leq 2\} = (1 + 4 + 6) / 16 = 11 / 16$$

$$\Rightarrow P\{Y = y \mid Y \leq 2\} = \binom{4}{y} / 11 \quad (0 \leq y \leq 2)$$

$$E(Y \mid Y \leq 2) = \sum_{y=0}^2 y \binom{4}{y} / 11 = 16 / 11$$

性质

$$(i) E[X + Y | A] = E[X | A] + E[Y | A]$$

性质

$$(i) E[X + Y | A] = E[X | A] + E[Y | A]$$

(ii) A_1, A_2, \dots 是样本空间的一个分割, 则

$$EY = \sum_k E[X | A_k]P(A_k)$$

证明:

$$E(Y) =$$

性质

$$(i) E[X + Y | A] = E[X | A] + E[Y | A]$$

(ii) A_1, A_2, \dots 是样本空间的一个分割, 则

$$EY = \sum_k E[X | A_k]P(A_k)$$

证明:

$$E(Y) = \sum_y yP\{Y = y\}$$

=

性质

$$(i) E[X + Y | A] = E[X | A] + E[Y | A]$$

(ii) A_1, A_2, \dots 是样本空间的一个分割, 则

$$EY = \sum_k E[X | A_k]P(A_k)$$

证明:

$$\begin{aligned} E(Y) &= \sum_y yP\{Y = y\} \\ &= \sum_y \left(\sum_k P\{Y = y | A_k\}P\{A_k\} \right) \end{aligned}$$

=

性质

$$(i) E[X + Y | A] = E[X | A] + E[Y | A]$$

(ii) A_1, A_2, \dots 是样本空间的一个分割, 则

$$EY = \sum_k E[X | A_k]P(A_k)$$

证明:

$$\begin{aligned} E(Y) &= \sum_y yP\{Y = y\} \\ &= \sum_y \left(\sum_k P\{Y = y | A_k\}P\{A_k\} \right) \\ &= \sum_k \left(\sum_y yP\{Y = y | A_k\} \right) P\{A_k\} = \sum_k E(Y | A_k)P\{A_k\} \end{aligned}$$

定义2

随机变量 Y 关于给定事件 $X = x$ 的条件数学期望

(i) (X, Y) 是离散型随机变量

$$E[Y | X = x] = \sum_y yP(Y = y | X = x)$$

定义2

随机变量 Y 关于给定事件 $X = x$ 的条件数学期望

(i) (X, Y) 是离散型随机变量

$$E[Y | X = x] = \sum_y yP(Y = y | X = x)$$

(ii) (X, Y) 是连续型随机变量

$$E[Y | X = x] = \int y f_{y|x}(y | x) dy$$

定义3

随机变量 Y 关于给定随机变量 X 的条件数学期望

$$E[Y | X] = g(X)$$

其中 $g(x) = E[Y | X = x]$

定义3

随机变量 Y 关于给定随机变量 X 的条件数学期望

$$E[Y | X] = g(X)$$

其中 $g(x) = E[Y | X = x]$

全期望公式:

$$EY = E\{E[Y | X]\}$$

$$EX = E\{E[X | Y]\}$$

证明(1)

先考虑离散型的情形,

$$E[E(Y | X)] =$$

证明(1)

先考虑离散型的情形,

$$E[E(Y | X)] = E[g(X)]$$

=

证明(1)

先考虑离散型的情形,

$$E[E(Y | X)] = E[g(X)]$$

$$= \sum_x g(x)P\{X = x\}$$

=

证明(1)

先考虑离散型的情形,

$$\begin{aligned} E[E(Y | X)] &= E[g(X)] \\ &= \sum_x g(x)P\{X = x\} \\ &= \sum_x E(Y | X = x)P\{X = x\} \end{aligned}$$

=

证明(1)

先考虑离散型的情形,

$$\begin{aligned} E[E(Y | X)] &= E[g(X)] \\ &= \sum_x g(x)P\{X = x\} \\ &= \sum_x E(Y | X = x)P\{X = x\} \\ &= \sum_x \left[\sum_y yP\{Y = y | X = x\} \right] P\{X = x\} \end{aligned}$$

$$=$$

$$= \sum_x \sum_y y P\{Y = y, X = x\}$$
$$=$$

$$\begin{aligned} &= \sum_x \sum_y y P\{Y = y, X = x\} \\ &= \sum_y y \sum_x P\{Y = y, X = x\} \\ &= \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= \sum_x \sum_y y P\{Y = y, X = x\} \\ &= \sum_y y \sum_x P\{Y = y, X = x\} \\ &= \sum_y y P\{Y = y\} = E(Y) \end{aligned}$$

证明(2)

再证连续型

$$E[E[X | Y]] =$$

证明(2)

再证连续型

$$E[E[X | Y]] = \int_{-\infty}^{\infty} E[X | Y = y] f_Y(y) dy$$

=

证明(2)

再证连续型

$$\begin{aligned} E[E[X | Y]] &= \int_{-\infty}^{\infty} E[X | Y = y] f_Y(y) dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x f_{X|Y}(x, y) dx f_Y(y) dy \\ &= \end{aligned}$$

证明(2)

再证连续型

$$\begin{aligned} E[E[X | Y]] &= \int_{-\infty}^{\infty} E[X | Y = y] f_Y(y) dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x f_{X|Y}(x, y) dx f_Y(y) dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x \frac{f(x, y)}{f_Y(y)} f_Y(y) dx dy \end{aligned}$$

$$=$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x f(x, y) dx dy$$
$$=$$

$$\begin{aligned} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x f(x, y) dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy dx \\ &= \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x f(x, y) dx dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy dx \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx \\ &= E[X]. \end{aligned}$$

巴格达窃贼问题 一窃贼被关在有3个门的地牢中，其中第1个门通向自由，出这个门后走3个小时便回到地面；

巴格达窃贼问题 一窃贼被关在有3个门的地牢中，其中第1个门通向自由，出这个门后走3个小时便回到地面；第2个门通向一个地道，在此地道中走5个小时将返回地牢；

巴格达窃贼问题 一窃贼被关在有3个门的地牢中，其中第1个门通向自由，出这个门后走3个小时便回到地面；第2个门通向一个地道，在此地道中走5个小时将返回地牢；第3个门通向一个更长的地道，沿这个地道走7个小时也回到地牢。

巴格达窃贼问题 一窃贼被关在有3个门的地牢中，其中第1个门通向自由，出这个门后走3个小时便回到地面；第2个门通向一个地道，在此地道中走5个小时将返回地牢；第3个门通向一个更长的地道，沿这个地道走7个小时也回到地牢。如果窃贼每次选择3个门可能性总相等，求他为获自由而奔走的平均时间长。设窃贼需走 ξ 个小时到达地面，并设 η 代表窃贼每第一次对3个门的选择，则 $\mathbb{P}(\eta = i) = 1/3, i = 1, 2, 3$ 。运用全期望公式

$$\mathbb{E}(\xi) =$$

巴格达窃贼问题 一窃贼被关在有3个门的地牢中，其中第1个门通向自由，出这个门后走3个小时便回到地面；第2个门通向一个地道，在此地道中走5个小时将返回地牢；第3个门通向一个更长的地道，沿这个地道走7个小时也回到地牢。如果窃贼每次选择3个门可能性总相等，求他为获自由而奔走的平均时间长。设窃贼需走 ξ 个小时到达地面，并设 η 代表窃贼每第一次对3个门的选择，则 $\mathbb{P}(\eta = i) = 1/3, i = 1, 2, 3$ 。运用全期望公式

$$\mathbb{E}(\xi) = \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\eta))$$

=

巴格达窃贼问题 一窃贼被关在有3个门的地牢中，其中第1个门通向自由，出这个门后走3个小时便回到地面；第2个门通向一个地道，在此地道中走5个小时将返回地牢；第3个门通向一个更长的地道，沿这个地道走7个小时也回到地牢。如果窃贼每次选择3个门可能性总相等，求他为获自由而奔走的平均时间长。设窃贼需走 ξ 个小时到达地面，并设 η 代表窃贼每第一次对3个门的选择，则 $\mathbb{P}(\eta = i) = 1/3, i = 1, 2, 3$ 。运用全期望公式

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi) &= \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\eta)) \\ &= \sum_{i=1}^3 \mathbb{E}(\xi|\eta = i)\mathbb{P}(\eta = i) \\ &= \end{aligned}$$

巴格达窃贼问题 一窃贼被关在有3个门的地牢中，其中第1个门通向自由，出这个门后走3个小时便回到地面；第2个门通向一个地道，在此地道中走5个小时将返回地牢；第3个门通向一个更长的地道，沿这个地道走7个小时也回到地牢。如果窃贼每次选择3个门可能性总相等，求他为获自由而奔走的平均时间长。设窃贼需走 ξ 个小时到达地面，并设 η 代表窃贼每第一次对3个门的选择，则 $\mathbb{P}(\eta = i) = 1/3, i = 1, 2, 3$ 。运用全期望公式

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi) &= \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\eta)) \\ &= \sum_{i=1}^3 \mathbb{E}(\xi|\eta = i)\mathbb{P}(\eta = i) \\ &= \frac{1}{3} (3 + (5 + \mathbb{E}(\xi)) + (7 + \mathbb{E}(\xi)))\end{aligned}$$

巴格达窃贼问题 一窃贼被关在有3个门的地牢中，其中第1个门通向自由，出这个门后走3个小时便回到地面；第2个门通向一个地道，在此地道中走5个小时将返回地牢；第3个门通向一个更长的地道，沿这个地道走7个小时也回到地牢。如果窃贼每次选择3个门可能性总相等，求他为获自由而奔走的平均时间长。设窃贼需走 ξ 个小时到达地面，并设 η 代表窃贼每第一次对3个门的选择，则 $\mathbb{P}(\eta = i) = 1/3, i = 1, 2, 3$ 。运用全期望公式

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(\xi) &= \mathbb{E}(\mathbb{E}(\xi|\eta)) \\ &= \sum_{i=1}^3 \mathbb{E}(\xi|\eta = i)\mathbb{P}(\eta = i) \\ &= \frac{1}{3} (3 + (5 + \mathbb{E}(\xi)) + (7 + \mathbb{E}(\xi)))\end{aligned}$$

解方程得 $\mathbb{E}(\xi) = 15$ 。即平均来说，窃贼将在15小时后获得自由。

§4.4 随机变量分布的变换

- 概率母函数 (Probability Generating Function)

§4.4 随机变量分布的变换

- 概率母函数 (Probability Generating Function)
- 矩母函数 (Moment Generating Function)

§4.4 随机变量分布的变换

- 概率母函数 (Probability Generating Function)
- 矩母函数 (Moment Generating Function)
- 特征函数 (Characteristic Function)

作用:

△ 可将卷积运算化成乘法运算;

§4.4 随机变量分布的变换

- 概率母函数 (Probability Generating Function)
- 矩母函数 (Moment Generating Function)
- 特征函数 (Characteristic Function)

作用:

△ 可将卷积运算化成乘法运算;

△ 可将求各阶矩的积分运算化成微分运算;

§4.4 随机变量分布的变换

- 概率母函数 (Probability Generating Function)
- 矩母函数 (Moment Generating Function)
- 特征函数 (Characteristic Function)

作用:

- △ 可将卷积运算化成乘法运算;
- △ 可将求各阶矩的积分运算化成微分运算;
- △ 可将求随机变量序列的极限分布化成一般的函数极限问题;

概率母函数(Probability Generating Function)

定义：设 X 是只取正整数值的离散型随机变量，其分布列为： $p_k = P(\xi = k)$ ，定义：

$$G_X(s) = E(s^X) =$$

概率母函数(Probability Generating Function)

定义: 设 X 是只取正整数值的离散型随机变量, 其分布列为: $p_k = P(\xi = k)$, 定义:

$$G_X(s) = E(s^X) = \sum_{k=0}^{\infty} p_k s^k, \quad |s| \leq 1$$

称 $G_X(s)$ 为 X 的概率母函数

概率母函数与分布列一一对应

(1) 分布列唯一决定概率母函数

概率母函数与分布列一一对应

- (1) 分布列唯一决定概率母函数
- (2) 概率母函数唯一决定分布列, 即若

$$G_X(s) = G_Y(s), \quad \forall s \in [-1, 1]$$

则

$$P(X = k) = P(Y = k), \quad k = 0, 1, \dots$$

一些重要分布的概率母函数

Poisson分布: $p_k = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}, k = 0, 1, 2, \dots$

$$\phi(s) =$$

一些重要分布的概率母函数

Poisson分布: $p_k = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}, k = 0, 1, 2, \dots$

$$\phi(s) = E(s^\xi) =$$

一些重要分布的概率母函数

Poisson分布: $p_k = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}, k = 0, 1, 2, \dots$

$$\phi(s) = E(s^\xi) = \sum_{k=0}^{\infty} s^k \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}$$

=

一些重要分布的概率母函数

Poisson分布: $p_k = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}$, $k = 0, 1, 2, \dots$

$$\begin{aligned}\phi(s) &= E(s^\xi) = \sum_{k=0}^{\infty} s^k \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!} \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(s\lambda)^k e^{-\lambda - \lambda s + \lambda s}}{k!} \\ &= \end{aligned}$$

一些重要分布的概率母函数

Poisson分布: $p_k = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}$, $k = 0, 1, 2, \dots$

$$\begin{aligned}\phi(s) &= E(s^\xi) = \sum_{k=0}^{\infty} s^k \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!} \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(s\lambda)^k e^{-\lambda - \lambda s + \lambda s}}{k!} \\ &= e^{\lambda s - \lambda} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\lambda s)^k e^{-\lambda s}}{k!} \\ &= e^{\lambda(s-1)}\end{aligned}$$

一些重要分布的概率母函数

几何分布

$$p_k = p(1-p)^k, \quad k = 0, \dots$$

$$\begin{aligned}\phi(s) &= E(s^\xi) = \sum_{k=0}^{\infty} s^k (1-p)^k p \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} p [s(1-p)]^k \\ &= \frac{p}{1-s(1-p)}\end{aligned}$$

概率母函数与随机变量的矩

$$G_X^{(r)}(1) = E[X(X-1)\dots(X-r+1)]$$

$$G'_X(1) = E(X)$$

$$\text{Var}(X) = G_X^{(2)}(1) - [G_X^{(1)}(1)]^2 + G_X^{(1)}(1)$$

概率母函数与随机变量的矩

$$G_X^{(r)}(1) = E[X(X-1)\dots(X-r+1)]$$

$$G'_X(1) = E(X)$$

$$\text{Var}(X) = G_X^{(2)}(1) - [G_X^{(1)}(1)]^2 + G_X^{(1)}(1)$$

证明:

$$G_X^{(r)}(s) = \frac{d^r}{ds^r} [G_X(s)]$$

=

概率母函数与随机变量的矩

$$G_X^{(r)}(1) = E[X(X-1)\dots(X-r+1)]$$

$$G_X'(1) = E(X)$$

$$\text{Var}(X) = G_X^{(2)}(1) - [G_X^{(1)}(1)]^2 + G_X^{(1)}(1)$$

证明:

$$\begin{aligned} G_X^{(r)}(s) &= \frac{d^r}{ds^r} [G_X(s)] \\ &= \frac{d^r}{ds^r} \left[\sum_k p_k s^k \right] \end{aligned}$$

=

概率母函数与随机变量的矩

$$G_X^{(r)}(1) = E[X(X-1)\dots(X-r+1)]$$

$$G_X'(1) = E(X)$$

$$\text{Var}(X) = G_X^{(2)}(1) - [G_X^{(1)}(1)]^2 + G_X^{(1)}(1)$$

证明:

$$\begin{aligned} G_X^{(r)}(s) &= \frac{d^r}{ds^r} [G_X(s)] \\ &= \frac{d^r}{ds^r} \left[\sum_k p_k s^k \right] \\ &= \sum_k p_k k(k-1)\dots(k-r+1) s^{k-r} \end{aligned}$$

独立随机变量和的母函数

设 X, Y 是相互独立的随机变量, 则

$$G_{X+Y}(s) = G_X(s)G_Y(s)$$

独立随机变量和的母函数

设 X, Y 是相互独立的随机变量, 则

$$G_{X+Y}(s) = G_X(s)G_Y(s)$$

证明:

$$G_Z(s) = E(s^Z) =$$

独立随机变量和的母函数

设 X, Y 是相互独立的随机变量, 则

$$G_{X+Y}(s) = G_X(s)G_Y(s)$$

证明:

$$G_Z(s) = E(s^Z) = E(S^{X+Y})$$

=

独立随机变量和的母函数

设 X, Y 是相互独立的随机变量, 则

$$G_{X+Y}(s) = G_X(s)G_Y(s)$$

证明:

$$G_Z(s) = E(s^Z) = E(S^{X+Y})$$

$$= E(s^X)E(s^Y) \quad (5)$$

$$= G_X(s)G_Y(s)$$

独立随机变量和的母函数

设 X, Y 是相互独立的随机变量, 则

$$G_{X+Y}(s) = G_X(s)G_Y(s)$$

证明:

$$G_Z(s) = E(s^Z) = E(S^{X+Y})$$

$$= E(s^X)E(s^Y) \quad (5)$$

$$= G_X(s)G_Y(s)$$

系:

$$G_{X_1+X_2+\dots+X_n}(s) = G_{X_1}(s)\dots G_{X_n}(s)$$

其中 X_1, \dots, X_n 是相互独立的随机变量

独立随机变量的随机和的母函数

设 $N, X_1, \dots, X_n \dots$ 是相互独立的只取非负整数值的随机变量序列, 且 X_1, \dots, X_n 有相同的分布, 令:

$$S_N = X_1 + \dots + X_N$$

则:

$$G_{S_N} =$$

独立随机变量的随机和的母函数

设 $N, X_1, \dots, X_n \dots$ 是相互独立的只取非负整数值的随机变量序列, 且 X_1, \dots, X_n 有相同的分布, 令:

$$S_N = X_1 + \dots + X_N$$

则:

$$G_{S_N} = G_N(G_X(s))$$

$$E(S_N) = E(N)E(X)$$

$$\text{Var}(S_N) = E(N)\text{Var}(X) + \text{Var}(N)[E(X)]^2$$

证明

证明:

$$G_{S_N}(s) = E(s^{S_N})$$

=

证明

证明:

$$\begin{aligned} G_{S_N}(s) &= E(s^{S_N}) \\ &= \sum_{n=0}^{\infty} E(s^{S_N} | N = n)P(N = n) \\ &= \end{aligned}$$

证明

证明:

$$\begin{aligned}G_{S_N}(s) &= E(s^{S_N}) \\&= \sum_{n=0}^{\infty} E(s^{S_N} | N = n)P(N = n) \\&= \sum_{n=0}^{\infty} E(s^{S_n} | N = n)P(N = n) \\&= \end{aligned}$$

证明

证明:

$$\begin{aligned}G_{S_N}(s) &= E(s^{S_N}) \\&= \sum_{n=0}^{\infty} E(s^{S_N} | N = n)P(N = n) \\&= \sum_{n=0}^{\infty} E(s^{S_n} | N = n)P(N = n) \\&= \sum_{n=0}^{\infty} G_{X_1+\dots+X_n}(s)P(N = n) \\&= \end{aligned}$$

证明

证明:

$$\begin{aligned}G_{S_N}(s) &= E(s^{S_N}) \\&= \sum_{n=0}^{\infty} E(s^{S_N} | N = n)P(N = n) \\&= \sum_{n=0}^{\infty} E(s^{S_n} | N = n)P(N = n) \\&= \sum_{n=0}^{\infty} G_{X_1+\dots+X_n}(s)P(N = n) \\&= \sum_{n=0}^{\infty} [G_X(s)]^n P(N = n) \\&= G_N(G_X(s))\end{aligned}$$

证明 (续)

先证:

$$E(S_N) = E(N)E(X)$$

事实上

$$\begin{aligned}\frac{d}{ds}[G_{S_N}(s)] &= \frac{d}{ds}[G_N(G_X(s))] \\ &= \frac{dG_N(u)}{du} \frac{du}{ds}\end{aligned}$$

其中 $u = G_X(s)$

$$E(S_N) = \frac{d}{ds}[G_{S_N}(s)]|_{s=1} = [G_N^{(1)}(1)][G_X^{(1)}(1)] = E(N)E(X)$$

$$u = G_X(1) = 1$$

概率母函数的一个应用

掷5个骰子，求所得总和为15的概率。

例4.4.1

(Poisson鸡) 一个母鸡产 N 个鸡蛋, N 是参数为 λ 的Poisson分布, 每个鸡蛋以概率为 p 可孵化出一个小鸡, 且不同鸡蛋孵出小鸡是相互独立的。求孵化出小鸡数的分布。

设 Z 表示孵化出小鸡的数目,

例4.4.1

(Poisson鸡) 一个母鸡产 N 个鸡蛋, N 是参数为 λ 的Poisson分布, 每个鸡蛋以概率为 p 可孵化出一个小鸡, 且不同鸡蛋孵出小鸡是相互独立的。求孵化出小鸡数的分布。

设 Z 表示孵化出小鸡的数目, $Z = X_1 + \cdots + X_N$ 则

$$G_N(s) =$$

例4.4.1

(Poisson鸡) 一个母鸡产 N 个鸡蛋, N 是参数为 λ 的 Poisson 分布, 每个鸡蛋以概率为 p 可孵化出一个小鸡, 且不同鸡蛋孵出小鸡是相互独立的。求孵化出小鸡数的分布。

设 Z 表示孵化出小鸡的数目, $Z = X_1 + \cdots + X_N$ 则

$$G_N(s) = e^{\lambda(s-1)}, G_X(s) =$$

例4.4.1

(Poisson鸡) 一个母鸡产 N 个鸡蛋, N 是参数为 λ 的Poisson分布, 每个鸡蛋以概率为 p 可孵化出一个小鸡, 且不同鸡蛋孵出小鸡是相互独立的。求孵化出小鸡数的分布。

设 Z 表示孵化出小鸡的数目, $Z = X_1 + \cdots + X_N$ 则

$$G_N(s) = e^{\lambda(s-1)}, G_X(s) = q + ps$$

$$G_Z(s) =$$

例4.4.1

(Poisson鸡) 一个母鸡产 N 个鸡蛋, N 是参数为 λ 的 Poisson 分布, 每个鸡蛋以概率为 p 可孵化出一个小鸡, 且不同鸡蛋孵出小鸡是相互独立的。求孵化出小鸡数的分布。

设 Z 表示孵化出小鸡的数目, $Z = X_1 + \cdots + X_N$ 则

$$G_N(s) = e^{\lambda(s-1)}, G_X(s) = q + ps$$

$$G_Z(s) = G_N(G_X(s)) = e^{\lambda p(s-1)}$$

所以 $Z \sim \text{Poisson}(\lambda p)$

Poisson分布的再生性

$X_i \sim P(\lambda_i)$ 相互独立, 则

$$\sum_{i=1}^n X_i \sim P\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i\right)$$

$$G_{X_i}(s) = e^{\lambda_i(s-1)}$$

$$\begin{aligned} G_{X_1+X_2+\dots+X_n}(s) &= \prod_{i=1}^n e^{\lambda_i(s-1)} \\ &= e^{(\lambda_1+\lambda_2+\dots+\lambda_n)(s-1)} \end{aligned}$$

矩母函数 (Moment Generating Functions)

定义:

$$M_X(\theta) = E(e^{\theta X}) = \begin{cases} \sum e^{\theta x} P(X = x) & X \text{ 是离散型 r. v} \\ \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta x} f_X(x) dx & X \text{ 是连续型 r. v} \end{cases}$$

矩母函数 (Moment Generating Functions)

定义:

$$M_X(\theta) = E(e^{\theta X}) = \begin{cases} \sum e^{\theta x} P(X = x) & X \text{ 是离散型 r. v} \\ \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta x} f_X(x) dx & X \text{ 是连续型 r. v} \end{cases}$$

矩母函数与分布间的一一对应

矩母函数 (Moment Generating Functions)

定义:

$$M_X(\theta) = E(e^{\theta X}) = \begin{cases} \sum e^{\theta x} P(X = x) & X \text{ 是离散型 r. v} \\ \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta x} f_X(x) dx & X \text{ 是连续型 r. v} \end{cases}$$

矩母函数与分布间的一一对应

唯一性定理: 如果, $M_X(\theta) = M_Y(\theta) < \infty$ 在 θ 的某个区间上成立, 则随机变量 X 与 Y 同分布。

矩母函数与随机变量 X 的各阶矩

注意到:

$$\frac{d^r}{d\theta^r} \{M_X(\theta)\} =$$

矩母函数与随机变量 X 的各阶矩

注意到:

$$\frac{d^r}{d\theta^r} \{M_X(\theta)\} = \frac{d^r}{d\theta^r} \{E(e^{\theta X})\}$$

=

矩母函数与随机变量 X 的各阶矩

注意到:

$$\frac{d^r}{d\theta^r} \{M_X(\theta)\} = \frac{d^r}{d\theta^r} \{E(e^{\theta X})\}$$

$$= E \left\{ \frac{d^r}{d\theta^r} (e^{\theta X}) \right\}$$

=

矩母函数与随机变量 X 的各阶矩

注意到:

$$\frac{d^r}{d\theta^r} \{M_X(\theta)\} = \frac{d^r}{d\theta^r} \{E(e^{\theta X})\}$$

$$= E \left\{ \frac{d^r}{d\theta^r} (e^{\theta X}) \right\}$$

$$= E(X^r e^{\theta X})$$

于是:

矩母函数与随机变量 X 的各阶矩

注意到:

$$\frac{d^r}{d\theta^r} \{M_X(\theta)\} = \frac{d^r}{d\theta^r} \{E(e^{\theta X})\}$$

$$= E \left\{ \frac{d^r}{d\theta^r} (e^{\theta X}) \right\}$$

$$= E(X^r e^{\theta X})$$

于是:

$$\left[\frac{d^r}{d\theta^r} \{M_X(\theta)\} \right]_{\theta=0} = E(X^r)$$

性质1

性质1:

$$M_{a+bX}(\theta) = E(e^{\theta(a+bX)}) = e^{a\theta} M_X(b\theta)$$

性质1

性质1:

$$M_{a+bX}(\theta) = E(e^{\theta(a+bX)}) = e^{a\theta} M_X(b\theta)$$

例: $Z \sim N(0, 1)$ 则:

$$\begin{aligned} M_Z(\theta) &= E(e^{\theta Z}) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta z} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \\ &= \exp\left(\frac{1}{2}\theta^2\right) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2}(z - \theta)^2\right\} dz \end{aligned}$$

从而: $M_Z(\theta) = \exp\left(\frac{1}{2}\theta^2\right)$

性质1

再考虑: $X = \mu + \sigma Z, X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$$M_X(\theta) =$$

性质1

再考虑: $X = \mu + \sigma Z, X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$$M_X(\theta) = M_{\mu+\sigma Z}(\theta)$$

$$= e^{\mu\theta} M_Z(\sigma\theta)$$

=

性质1

再考虑: $X = \mu + \sigma Z, X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$$M_X(\theta) = M_{\mu+\sigma Z}(\theta)$$

$$= e^{\mu\theta} M_Z(\sigma\theta)$$

$$= \exp\left(\mu\theta + \frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)$$

于是:

$$M_{X-\mu}(\theta) = e^{-\mu\theta} M_X(\theta) =$$

性质1

再考虑: $X = \mu + \sigma Z, X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$$M_X(\theta) = M_{\mu+\sigma Z}(\theta)$$

$$= e^{\mu\theta} M_Z(\sigma\theta)$$

$$= \exp\left(\mu\theta + \frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)$$

于是:

$$M_{X-\mu}(\theta) = e^{-\mu\theta} M_X(\theta) = \exp\left(\frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)$$

=

性质1

再考虑: $X = \mu + \sigma Z, X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$$M_X(\theta) = M_{\mu+\sigma Z}(\theta)$$

$$= e^{\mu\theta} M_Z(\sigma\theta)$$

$$= \exp\left(\mu\theta + \frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)$$

于是:

$$M_{X-\mu}(\theta) = e^{-\mu\theta} M_X(\theta) = \exp\left(\frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)$$

$$= \sum_{r=0}^{\infty} \frac{\left(\frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)^r}{r!} =$$

性质1

再考虑: $X = \mu + \sigma Z, X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$$M_X(\theta) = M_{\mu+\sigma Z}(\theta)$$

$$= e^{\mu\theta} M_Z(\sigma\theta)$$

$$= \exp\left(\mu\theta + \frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)$$

于是:

$$M_{X-\mu}(\theta) = e^{-\mu\theta} M_X(\theta) = \exp\left(\frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)$$

$$= \sum_{r=0}^{\infty} \frac{\left(\frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)^r}{r!} = \sum_{r=0}^{\infty} \frac{\sigma^{2r}}{2^r r!} \theta^{2r}$$

=

性质1

再考虑: $X = \mu + \sigma Z, X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$$M_X(\theta) = M_{\mu+\sigma Z}(\theta)$$

$$= e^{\mu\theta} M_Z(\sigma\theta)$$

$$= \exp\left(\mu\theta + \frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)$$

于是:

$$M_{X-\mu}(\theta) = e^{-\mu\theta} M_X(\theta) = \exp\left(\frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)$$

$$= \sum_{r=0}^{\infty} \frac{\left(\frac{1}{2}\sigma^2\theta^2\right)^r}{r!} = \sum_{r=0}^{\infty} \frac{\sigma^{2r}}{2^r r!} \theta^{2r}$$

$$= \sum_{r=0}^{\infty} \frac{\sigma^{2r}}{2^r} \frac{(2r)!}{r!} \frac{\theta^{2r}}{(2r)!}$$

而

$$\mu_r = \left[\frac{d^r}{d\theta^r} \{M_{X-\mu}(\theta)\} \right]_{\theta=0}$$

从而

$$\mu_{2r+1} = 0, r = 1, 2, \dots$$

$$\mu_{2r} = \frac{\sigma^{2r} (2r)!}{2^r r!}, r = 0, 1, 2, \dots$$

特别

$$\mu_2 = \sigma^2, \mu_4 = 3\sigma^4$$

性质2

设 X, Y 是相互独立的随机变量, 则

$$M_{X+Y}(\theta) = M_X(\theta)M_Y(\theta)$$

证明:

$$M_{X+Y}(\theta) =$$

性质2

设 X, Y 是相互独立的随机变量, 则

$$M_{X+Y}(\theta) = M_X(\theta)M_Y(\theta)$$

证明:

$$\begin{aligned}M_{X+Y}(\theta) &= E\left(e^{\theta(X+Y)}\right) \\&= E\left(e^{\theta X}e^{\theta Y}\right) \\&= \end{aligned}$$

性质2

设 X, Y 是相互独立的随机变量, 则

$$M_{X+Y}(\theta) = M_X(\theta)M_Y(\theta)$$

证明:

$$\begin{aligned}M_{X+Y}(\theta) &= E\left(e^{\theta(X+Y)}\right) \\&= E\left(e^{\theta X}e^{\theta Y}\right) \\&= E(e^{\theta X})E(e^{\theta Y}) \\&= M_X(\theta)M_Y(\theta)\end{aligned}$$

系: 设 X_1, \dots, X_n 是独立随机变量, 则:

$$M_{X_1+X_2+\dots+X_n}(\theta) =$$

性质2

设 X, Y 是相互独立的随机变量, 则

$$M_{X+Y}(\theta) = M_X(\theta)M_Y(\theta)$$

证明:

$$\begin{aligned}M_{X+Y}(\theta) &= E\left(e^{\theta(X+Y)}\right) \\&= E\left(e^{\theta X}e^{\theta Y}\right) \\&= E(e^{\theta X})E(e^{\theta Y}) \\&= M_X(\theta)M_Y(\theta)\end{aligned}$$

系: 设 X_1, \dots, X_n 是独立随机变量, 则:

$$M_{X_1+X_2+\dots+X_n}(\theta) = M_{X_1}(\theta)M_{X_2}(\theta)\dots M_{X_n}(\theta)$$

例4.4.2

设 Z_1, \dots, Z_n 是相互独立的标准正态分布随机变量, 则:

$$V = Z_1^2 + \dots + Z_n^2 \sim \chi_n^2$$

证明: 设 Z 是标准正分布的随机变量

$$M_{Z^2}(\theta) =$$

例4.4.2

设 Z_1, \dots, Z_n 是相互独立的标准正态分布随机变量, 则:

$$V = Z_1^2 + \dots + Z_n^2 \sim \chi_n^2$$

证明: 设 Z 是标准正分布的随机变量

$$M_{Z^2}(\theta) = E(e^{\theta Z^2}) =$$

例4.4.2

设 Z_1, \dots, Z_n 是相互独立的标准正态分布随机变量, 则:

$$V = Z_1^2 + \dots + Z_n^2 \sim \chi_n^2$$

证明: 设 Z 是标准正分布的随机变量

$$M_{Z^2}(\theta) = E(e^{\theta Z^2}) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta z^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz$$

=

例4.4.2

设 Z_1, \dots, Z_n 是相互独立的标准正态分布随机变量, 则:

$$V = Z_1^2 + \dots + Z_n^2 \sim \chi_n^2$$

证明: 设 Z 是标准正分布的随机变量

$$\begin{aligned} M_{Z^2}(\theta) &= E(e^{\theta Z^2}) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta z^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(1-2\theta)z^2\right\} dz \end{aligned}$$

当 $0 < \theta < 1/2$ 时, 作变换 $y = \sqrt{1-2\theta}z$

$$M_{Z^2}(\theta) =$$

例4.4.2

设 Z_1, \dots, Z_n 是相互独立的标准正态分布随机变量, 则:

$$V = Z_1^2 + \dots + Z_n^2 \sim \chi_n^2$$

证明: 设 Z 是标准正分布的随机变量

$$\begin{aligned} M_{Z^2}(\theta) &= E(e^{\theta Z^2}) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta z^2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}z^2} dz \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(1-2\theta)z^2\right\} dz \end{aligned}$$

当 $0 < \theta < 1/2$ 时, 作变换 $y = \sqrt{1-2\theta}z$

$$M_{Z^2}(\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}y^2} \frac{1}{\sqrt{(1-2\theta)}} dy = (1-2\theta)^{-\frac{1}{2}}, \quad 0 < \theta < 1/2$$

例4.4.2(证明)

于是:

$$M_V(\theta) =$$

例4.4.2(证明)

于是:

$$M_V(\theta) = (1 - 2\theta)^{-\frac{1}{2}}(1 - 2\theta)^{-\frac{1}{2}} \dots (1 - 2\theta)^{-\frac{1}{2}}$$
$$=$$

例4.4.2(证明)

于是:

$$\begin{aligned}M_V(\theta) &= (1 - 2\theta)^{-\frac{1}{2}}(1 - 2\theta)^{-\frac{1}{2}} \dots (1 - 2\theta)^{-\frac{1}{2}} \\ &= (1 - 2\theta)^{-\frac{n}{2}}, \quad 0 < \theta < \frac{1}{2}\end{aligned}$$

另一方面, χ_n^2 的密度函数为

例4.4.2(证明)

于是:

$$\begin{aligned}M_V(\theta) &= (1 - 2\theta)^{-\frac{1}{2}}(1 - 2\theta)^{-\frac{1}{2}} \dots (1 - 2\theta)^{-\frac{1}{2}} \\ &= (1 - 2\theta)^{-\frac{n}{2}}, \quad 0 < \theta < \frac{1}{2}\end{aligned}$$

另一方面, χ_n^2 的密度函数为

$$\frac{1}{2^{\frac{n}{2}}\Gamma(\frac{n}{2})} w^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}w}, \quad w \geq 0$$

例4.4.2(证明)

其矩母函数为:

例4.4.2(证明)

其矩母函数为:

$$\int_0^{\infty} e^{\theta w} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} w^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}w} dw$$

=

例4.4.2(证明)

其矩母函数为:

$$\begin{aligned} & \int_0^{\infty} e^{\theta w} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} w^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}w} dw \\ &= \int_0^{\infty} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} w^{\frac{n}{2}-1} \exp\{-\frac{1}{2}w(1-2\theta)\} dw \\ &= \end{aligned}$$

例4.4.2(证明)

其矩母函数为:

$$\begin{aligned} & \int_0^{\infty} e^{\theta w} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} w^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}w} dw \\ &= \int_0^{\infty} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} w^{\frac{n}{2}-1} \exp\{-\frac{1}{2}w(1-2\theta)\} dw \\ &= (1-2\theta)^{-\frac{n}{2}} \frac{1}{\Gamma(\frac{n}{2})} \int_0^{\infty} t^{\frac{n}{2}-1} e^{-t} dt \\ &= \end{aligned}$$

例4.4.2(证明)

其矩母函数为:

$$\begin{aligned} & \int_0^{\infty} e^{\theta w} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} w^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}w} dw \\ &= \int_0^{\infty} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} w^{\frac{n}{2}-1} \exp\{-\frac{1}{2}w(1-2\theta)\} dw \\ &= (1-2\theta)^{-\frac{n}{2}} \frac{1}{\Gamma(\frac{n}{2})} \int_0^{\infty} t^{\frac{n}{2}-1} e^{-t} dt \\ &= (1-2\theta)^{-\frac{n}{2}} \\ &= \end{aligned}$$

例4.4.2(证明)

其矩母函数为:

$$\begin{aligned} & \int_0^{\infty} e^{\theta w} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} w^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}w} dw \\ &= \int_0^{\infty} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} w^{\frac{n}{2}-1} \exp\{-\frac{1}{2}w(1-2\theta)\} dw \\ &= (1-2\theta)^{-\frac{n}{2}} \frac{1}{\Gamma(\frac{n}{2})} \int_0^{\infty} t^{\frac{n}{2}-1} e^{-t} dt \\ &= (1-2\theta)^{-\frac{n}{2}} \\ &= M_V(\theta) \end{aligned}$$

多元矩母函数

定义:

$$M_{X,Y}(\theta_1, \theta_2) =$$

多元矩母函数

定义:

$$M_{X,Y}(\theta_1, \theta_2) = E(e^{\theta_1 X + \theta_2 Y})$$

多元矩母函数

定义:

$$M_{X,Y}(\theta_1, \theta_2) = E(e^{\theta_1 X + \theta_2 Y})$$

性质1:

$$\left[\frac{\partial^{r+s} M_{X,Y}(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1^r \partial \theta_2^s} \right]_{\theta_1=\theta_2=0} = E(X^r Y^s)$$

多元矩母函数

定义:

$$M_{X,Y}(\theta_1, \theta_2) = E(e^{\theta_1 X + \theta_2 Y})$$

性质1:

$$\left[\frac{\partial^{r+s} M_{X,Y}(\theta_1, \theta_2)}{\partial \theta_1^r \partial \theta_2^s} \right]_{\theta_1=\theta_2=0} = E(X^r Y^s)$$

性质2:

$$M_{aX+bY}(\theta) = E\left(e^{(aX+bY)\theta}\right) = E\left(e^{(a\theta)X+(b\theta)Y}\right) = M_{X,Y}(a\theta, b\theta)$$

例4.4.3

$$(U, V) \sim N(0, 0; 1, 1; \rho)$$

例4.4.3

$$(U, V) \sim N(0, 0; 1, 1; \rho)$$

$$M_{U,V}(\theta_1, \theta_2) =$$

例4.4.3

$$(U, V) \sim N(0, 0; 1, 1; \rho)$$

$$M_{U,V}(\theta_1, \theta_2) = E(e^{\theta_1 U + \theta_2 V})$$

=

例4.4.3

$$(U, V) \sim N(0, 0; 1, 1; \rho)$$

$$M_{U,V}(\theta_1, \theta_2) = E(e^{\theta_1 U + \theta_2 V})$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta_1 u + \theta_2 v} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}[u^2 - 2\rho uv + v^2]\right\} dudv$$

=

例4.4.3

$$(U, V) \sim N(0, 0; 1, 1; \rho)$$

$$M_{U,V}(\theta_1, \theta_2) = E(e^{\theta_1 U + \theta_2 V})$$

$$\begin{aligned} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta_1 u + \theta_2 v} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}[u^2 - 2\rho uv + v^2]\right\} dudv \\ &= \exp\left\{\frac{1}{2}(\theta_1^2 + 2\rho\theta_1\theta_2 + \theta_2^2)\right\} \end{aligned}$$

例4.4.3

$$(U, V) \sim N(0, 0; 1, 1; \rho)$$

$$M_{U,V}(\theta_1, \theta_2) = E(e^{\theta_1 U + \theta_2 V})$$

$$\begin{aligned} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta_1 u + \theta_2 v} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}[u^2 - 2\rho uv + v^2]\right\} dudv \\ &= \exp\left\{\frac{1}{2}(\theta_1^2 + 2\rho\theta_1\theta_2 + \theta_2^2)\right\} \end{aligned}$$

$$\text{令: } X = \mu_x + \sigma_x U, Y = \mu_y + \sigma_y V$$

例4.4.3

$$(U, V) \sim N(0, 0; 1, 1; \rho)$$

$$M_{U,V}(\theta_1, \theta_2) = E(e^{\theta_1 U + \theta_2 V})$$

$$\begin{aligned} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} e^{\theta_1 u + \theta_2 v} \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)}[u^2 - 2\rho uv + v^2]\right\} dudv \\ &= \exp\left\{\frac{1}{2}(\theta_1^2 + 2\rho\theta_1\theta_2 + \theta_2^2)\right\} \end{aligned}$$

令: $X = \mu_x + \sigma_x U, Y = \mu_y + \sigma_y V$

则:

$(U, V) \sim N(0, 0; 1, 1; \rho) \iff (X, Y) \sim N(\mu_x, \mu_y; \sigma_x^2, \sigma_y^2; \rho)$ (为什么?)

例4.4.3 (续)

从而

$$M_{X,Y}(\theta_1, \theta_2) =$$

例4.4.3 (续)

从而

$$M_{X,Y}(\theta_1, \theta_2) = E \left[e^{\theta_1(\mu_x + \sigma_x U) + \theta_2(\mu_y + \sigma_y V)} \right]$$
$$=$$

例4.4.3 (续)

从而

$$\begin{aligned}M_{X,Y}(\theta_1, \theta_2) &= E\left[e^{\theta_1(\mu_x + \sigma_x U) + \theta_2(\mu_y + \sigma_y V)}\right] \\ &= e^{(\theta_1 \mu_x + \theta_2 \mu_y)} M_{U,V}(\theta_1 \sigma_x, \theta_2 \sigma_y)\end{aligned}$$

=

例4.4.3 (续)

从而

$$\begin{aligned}M_{X,Y}(\theta_1, \theta_2) &= E\left[e^{\theta_1(\mu_x + \sigma_x U) + \theta_2(\mu_y + \sigma_y V)}\right] \\&= e^{(\theta_1 \mu_x + \theta_2 \mu_y)} M_{U,V}(\theta_1 \sigma_x, \theta_2 \sigma_y) \\&= \exp\left\{(\theta_1 \mu_x + \theta_2 \mu_y) + \frac{1}{2}(\theta_1^2 \sigma_x^2 + 2\theta_1 \theta_2 \rho \sigma_x \sigma_y + \theta_2^2 \sigma_y^2)\right\}\end{aligned}$$

例4.4.4

若 $(X, Y) \sim N(\mu_x, \mu_y; \sigma_x^2, \sigma_y^2; \rho)$ 则对任意常数 a, b 有:
 $aX + bY \sim N(a\mu_x + b\mu_y, a^2\sigma_x^2 + 2ab\rho\sigma_x\sigma_y + b^2\sigma_y^2)$ 。
事实上,

$$M_{aX+bY}(\theta) =$$

例4.4.4

若 $(X, Y) \sim N(\mu_x, \mu_y; \sigma_x^2, \sigma_y^2; \rho)$ 则对任意常数 a, b 有:
 $aX + bY \sim N(a\mu_x + b\mu_y, a^2\sigma_x^2 + 2ab\rho\sigma_x\sigma_y + b^2\sigma_y^2)$ 。
事实上,

$$M_{aX+bY}(\theta) = Ee^{\theta(aX+bY)} =$$

例4.4.4

若 $(X, Y) \sim N(\mu_x, \mu_y; \sigma_x^2, \sigma_y^2; \rho)$ 则对任意常数 a, b 有:
 $aX + bY \sim N(a\mu_x + b\mu_y, a^2\sigma_x^2 + 2ab\rho\sigma_x\sigma_y + b^2\sigma_y^2)$ 。
事实上,

$$M_{aX+bY}(\theta) = Ee^{\theta(aX+bY)} = M_{X,Y}(a\theta, b\theta)$$

=

例4.4.4

若 $(X, Y) \sim N(\mu_x, \mu_y; \sigma_x^2, \sigma_y^2; \rho)$ 则对任意常数 a, b 有:
 $aX + bY \sim N(a\mu_x + b\mu_y, a^2\sigma_x^2 + 2ab\rho\sigma_x\sigma_y + b^2\sigma_y^2)$ 。
事实上,

$$\begin{aligned}M_{aX+bY}(\theta) &= Ee^{\theta(aX+bY)} = M_{X,Y}(a\theta, b\theta) \\ &= \exp\{(a\mu_x + b\mu_y)\theta + \frac{1}{2}(a^2\sigma_x^2 + 2abcov(X, Y) + b^2\sigma_y^2)\theta^2\}\end{aligned}$$

例4.4.4 (续)

这正好是分布

$$N(a\mu_x + b\mu_y, a^2\sigma_x^2 + 2abcov(X, Y) + b^2\sigma_y^2)$$

的矩母函数。故：

$$aX+bY \sim N(aE(X)+bE(Y), a^2Var(X)+2abCov(X, Y)+b^2Var(Y))$$

例4.4.4 (续)

这正好是分布

$$N(a\mu_x + b\mu_y, a^2\sigma_x^2 + 2abcov(X, Y) + b^2\sigma_y^2)$$

的矩母函数。故：

$$aX+bY \sim N(aE(X)+bE(Y), a^2Var(X)+2abCov(X, Y)+b^2Var(Y))$$

更一般地，设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从多元正态分布，则：

$$\sum_{i=1}^n a_i X_i \sim$$

例4.4.4 (续)

这正好是分布

$$N(a\mu_x + b\mu_y, a^2\sigma_x^2 + 2abcov(X, Y) + b^2\sigma_y^2)$$

的矩母函数。故：

$$aX+bY \sim N(aE(X)+bE(Y), a^2Var(X)+2abCov(X, Y)+b^2Var(Y))$$

更一般地，设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从多元正态分布，则：

$$\sum_{i=1}^n a_i X_i \sim N\left(\sum_{i=1}^n a_i E(X_i), \sum_{i=1}^n a_i^2 Var(X_i) + 2 \sum_{i < j} a_i a_j Cov(X_i, X_j)\right)$$

复数复习

(1) 欧拉公式: $e^{itx} = \cos(tx) + i \sin(tx)$

复数复习

(1) 欧拉公式: $e^{itx} = \cos(tx) + i \sin(tx)$

(2) 复数的共轭: $\overline{a + bi} = a - bi$

复数复习

(1) 欧拉公式: $e^{itx} = \cos(tx) + i \sin(tx)$

(2) 复数的共轭: $\overline{a + bi} = a - bi$

(3) 复数的模: $|a + bi| = \sqrt{a^2 + b^2}$

复数复习

(1) 欧拉公式: $e^{itx} = \cos(tx) + i \sin(tx)$

(2) 复数的共轭: $\overline{a + bi} = a - bi$

(3) 复数的模: $|a + bi| = \sqrt{a^2 + b^2}$

存在实数 θ , 使得复数 z 的三角表示式

为 $z = |z|e^{i\theta} \triangleq |z|(\cos(\theta) + i \sin(\theta))$, 称 θ 为复数 z 的辐角。

复值随机变量

设 ξ, η 为随机变量, 称 $\zeta = \xi + i\eta$ 为复值随机变量,

$$\mathbb{E}(\zeta) \triangleq$$

复值随机变量

设 ξ, η 为随机变量, 称 $\zeta = \xi + i\eta$ 为复值随机变量,

$$\mathbb{E}(\zeta) \triangleq \mathbb{E}(\xi) + i\mathbb{E}(\eta)$$

为 ζ 的数学期望。

复值随机变量

设 ξ, η 为随机变量, 称 $\zeta = \xi + i\eta$ 为复值随机变量,

$$\mathbb{E}(\zeta) \triangleq \mathbb{E}(\xi) + i\mathbb{E}(\eta)$$

为 ζ 的数学期望。

若随机向量 (ξ_1, η_1) 与 (ξ_2, η_2) 相互独立, 则称复值随机变量 $\zeta_1 = \xi_1 + i\eta_1$ 与 $\zeta_2 = \xi_2 + i\eta_2$ 相互独立。

特征函数

定义: 设 X 是一随机变量, 称

$$\varphi(t) = E\{\exp(itX)\}$$

为 X 的特征函数. $i = \sqrt{-1}$ 是虚数单位.

特征函数

定义: 设 X 是一随机变量, 称

$$\varphi(t) = E\{\exp(itX)\}$$

为 X 的特征函数. $i = \sqrt{-1}$ 是虚数单位.

(1) 当 X 为离散随机变量时,

$$\varphi(t) = \sum_{k=1}^{\infty} e^{itx_k} p_k$$

特征函数

定义: 设 X 是一随机变量, 称

$$\varphi(t) = E\{\exp(itX)\}$$

为 X 的特征函数. $i = \sqrt{-1}$ 是虚数单位.

(1) 当 X 为离散随机变量时,

$$\varphi(t) = \sum_{k=1}^{\infty} e^{itx_k} p_k$$

即:

$$\varphi(t) = \sum_k \cos(tx_k) p_k + i \sum_k \sin(tx_k) p_k$$

特征函数

定义: 设 X 是一随机变量, 称

$$\varphi(t) = E\{\exp(itX)\}$$

为 X 的特征函数. $i = \sqrt{-1}$ 是虚数单位.

(1) 当 X 为离散随机变量时,

$$\varphi(t) = \sum_{k=1}^{\infty} e^{itx_k} p_k$$

即:

$$\varphi(t) = \sum_k \cos(tx_k) p_k + i \sum_k \sin(tx_k) p_k$$

(2)当 X 为连续随机变量时,

(2)当 X 为连续随机变量时,

$$\varphi(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{itx} p(x) dx$$

(2)当 X 为连续随机变量时,

$$\varphi(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{itx} p(x) dx$$

$$\begin{aligned} \varphi(t) = & \int_{-\infty}^{\infty} \cos(tx) p(x) dx \\ & + i \int_{-\infty}^{\infty} \sin(tx) p(x) dx \end{aligned}$$

注: 对任意随机变量 X , 其特征函数总存在。

设 $\xi \sim \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ q & p \end{pmatrix}$, $\eta \sim P(\lambda)$, $\zeta \sim G(p)$, 求它们的特征函数。

设 $\xi \sim \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ q & p \end{pmatrix}$, $\eta \sim P(\lambda)$, $\zeta \sim G(p)$, 求它们的特征函数。

$$f_{\xi}(t) = q + pe^{it}$$

设 $\xi \sim \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ q & p \end{pmatrix}$, $\eta \sim P(\lambda)$, $\zeta \sim G(p)$, 求它们的特征函数。

$$f_{\xi}(t) = q + pe^{it}$$

$$f_{\eta}(t) = \sum_{k=0}^{\infty} e^{itk} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} =$$

设 $\xi \sim \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ q & p \end{pmatrix}$, $\eta \sim P(\lambda)$, $\zeta \sim G(p)$, 求它们的特征函数。

$$f_{\xi}(t) = q + pe^{it}$$

$$f_{\eta}(t) = \sum_{k=0}^{\infty} e^{itk} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = e^{\lambda(e^{it}-1)}$$

设 $\xi \sim \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ q & p \end{pmatrix}$, $\eta \sim P(\lambda)$, $\zeta \sim G(p)$, 求它们的特征函数。

$$f_{\xi}(t) = q + pe^{it}$$

$$f_{\eta}(t) = \sum_{k=0}^{\infty} e^{itk} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = e^{\lambda(e^{it}-1)}$$

$$f_{\zeta}(t) = \sum_{k=1}^{\infty} e^{itk} q^{k-1} p =$$

设 $\xi \sim \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ q & p \end{pmatrix}$, $\eta \sim P(\lambda)$, $\zeta \sim G(p)$, 求它们的特征函数。

$$f_{\xi}(t) = q + pe^{it}$$

$$f_{\eta}(t) = \sum_{k=0}^{\infty} e^{itk} \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = e^{\lambda(e^{it}-1)}$$

$$f_{\zeta}(t) = \sum_{k=1}^{\infty} e^{itk} q^{k-1} p = \frac{pe^{it}}{1 - qe^{it}}$$

(1) 对于复数 z 有

$$\sum_{k=0}^{\infty} z^k = \frac{1}{1-z}, \quad |z| < 1$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{z^k}{k!} = e^z$$

(2)

(1) 对于复数 z 有

$$\sum_{k=0}^{\infty} z^k = \frac{1}{1-z}, \quad |z| < 1$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{z^k}{k!} = e^z$$

(2) 对于任何复数 z_1 和 z_2 有 $e^{z_1}e^{z_2} = e^{z_1+z_2}$

设 $\xi \sim \Gamma(\lambda, 1)$, 求其特征函数。

设 $\xi \sim \Gamma(\lambda, 1)$, 求其特征函数。

$$\begin{aligned} f(t) &= \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} \cos(tx) dx \\ &\quad + i \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} \sin(tx) dx \end{aligned}$$

设 $\xi \sim \Gamma(\lambda, 1)$, 求其特征函数。

$$f(t) = \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} \cos(tx) dx \\ + i \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} \sin(tx) dx$$

记

$$J_1 = \int_0^{\infty} e^{-\lambda x} \cos(tx) dx$$

设 $\xi \sim \Gamma(\lambda, 1)$, 求其特征函数。

$$f(t) = \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} \cos(tx) dx \\ + i \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} \sin(tx) dx$$

记

$$J_1 = \int_0^{\infty} e^{-\lambda x} \cos(tx) dx \\ J_2 = \int_0^{\infty} e^{-\lambda x} \sin(tx) dx$$

设 $\xi \sim \Gamma(\lambda, 1)$, 求其特征函数。

$$f(t) = \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} \cos(tx) dx \\ + i \int_0^{\infty} \lambda e^{-\lambda x} \sin(tx) dx$$

记

$$J_1 = \int_0^{\infty} e^{-\lambda x} \cos(tx) dx \\ J_2 = \int_0^{\infty} e^{-\lambda x} \sin(tx) dx$$

利用分部积分公式得

$$J_1 = \frac{\lambda}{t} J_2, \quad J_2 = \frac{1}{t} - \frac{\lambda}{t} J_1$$

利用分部积分公式得

$$J_1 = \frac{\lambda}{t} J_2, \quad J_2 = \frac{1}{t} - \frac{\lambda}{t} J_1$$

因此

$$J_1 = \frac{\lambda}{\lambda^2 + t^2}, \quad J_2 = \frac{t}{\lambda^2 + t^2}$$

利用分部积分公式得

$$J_1 = \frac{\lambda}{t} J_2, \quad J_2 = \frac{1}{t} - \frac{\lambda}{t} J_1$$

因此

$$J_1 = \frac{\lambda}{\lambda^2 + t^2}, \quad J_2 = \frac{t}{\lambda^2 + t^2}$$

所以 ξ 的特征函数

$$f(t) = \left(1 - i \frac{t}{\lambda}\right)^{-1}$$

(反演公式)

(反演公式) 设 $f(t)$ 和 $F(x)$ 分别是随机变量 ξ 的特征函数和分布函数, 则对任何实数 a, b 有

$$\begin{aligned} & \frac{F(b+0) + F(b)}{2} - \frac{F(a+0) + F(a)}{2} \\ = & \lim_{c \rightarrow \infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-c}^c \frac{e^{-ita} - e^{-itb}}{it} f(t) dt \end{aligned}$$

当 a 和 b 为 $F(x)$ 的连续点时, 等号左端变为 $F(b) - F(a)$ 。

(反演公式) 设 $f(t)$ 和 $F(x)$ 分别是随机变量 ξ 的特征函数和分布函数, 则对任何实数 a, b 有

$$\begin{aligned} & \frac{F(b+0) + F(b)}{2} - \frac{F(a+0) + F(a)}{2} \\ = & \lim_{c \rightarrow \infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-c}^c \frac{e^{-ita} - e^{-itb}}{it} f(t) dt \end{aligned}$$

当 a 和 b 为 $F(x)$ 的连续点时, 等号左端变为 $F(b) - F(a)$ 。

(唯一性定理) 分布函数由特征函数所唯一确定。

(反演公式) 设 $f(t)$ 和 $F(x)$ 分别是随机变量 ξ 的特征函数和分布函数, 则对任何实数 a, b 有

$$\begin{aligned} & \frac{F(b+0) + F(b)}{2} - \frac{F(a+0) + F(a)}{2} \\ = & \lim_{c \rightarrow \infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-c}^c \frac{e^{-ita} - e^{-itb}}{it} f(t) dt \end{aligned}$$

当 a 和 b 为 $F(x)$ 的连续点时, 等号左端变为 $F(b) - F(a)$ 。

(唯一性定理) 分布函数由特征函数所唯一确定。

分布、分布函数和特征函数相互唯一确定。可以由特征函数确定分布, 因此应记住一些常用分布的特征函数。

(反演公式) 设 $f(t)$ 和 $F(x)$ 分别是随机变量 ξ 的特征函数和分布函数, 则对任何实数 a, b 有

$$\begin{aligned} & \frac{F(b+0) + F(b)}{2} - \frac{F(a+0) + F(a)}{2} \\ = & \lim_{c \rightarrow \infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-c}^c \frac{e^{-ita} - e^{-itb}}{it} f(t) dt \end{aligned}$$

当 a 和 b 为 $F(x)$ 的连续点时, 等号左端变为 $F(b) - F(a)$ 。

(唯一性定理) 分布函数由特征函数所唯一确定。

分布、分布函数和特征函数相互唯一确定。可以由特征函数确定分布, 因此应记住一些常用分布的特征函数。

若特征函数 $f(t)$ 绝对可积, 则对应的分布函数 $F(x)$ 为连续型,

(反演公式) 设 $f(t)$ 和 $F(x)$ 分别是随机变量 ξ 的特征函数和分布函数, 则对任何实数 a, b 有

$$\begin{aligned} & \frac{F(b+0) + F(b)}{2} - \frac{F(a+0) + F(a)}{2} \\ = & \lim_{c \rightarrow \infty} \frac{1}{2\pi} \int_{-c}^c \frac{e^{-ita} - e^{-itb}}{it} f(t) dt \end{aligned}$$

当 a 和 b 为 $F(x)$ 的连续点时, 等号左端变为 $F(b) - F(a)$ 。

(唯一性定理) 分布函数由特征函数所唯一确定。

分布、分布函数和特征函数相互唯一确定。可以由特征函数确定分布, 因此应记住一些常用分布的特征函数。

若特征函数 $f(t)$ 绝对可积, 则对应的分布函数 $F(x)$ 为连续型, 且其密度函数为

$$p(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-itx} f(t) dt$$

设 $f(t)$ 是某随机变量 ξ 的特征函数, 则有
 1°

设 $f(t)$ 是某随机变量 ξ 的特征函数, 则有
 $1^\circ |f(t)| \leq f(0) = 1$ 。

设 $f(t)$ 是某随机变量 ξ 的特征函数, 则有

$$1^\circ |f(t)| \leq f(0) = 1.$$

2°

设 $f(t)$ 是某随机变量 ξ 的特征函数, 则有

1° $|f(t)| \leq f(0) = 1$ 。

2° 共轭对称性: $f(-t) = \overline{f(t)}$ 。

设 $f(t)$ 是某随机变量 ξ 的特征函数, 则有

1° $|f(t)| \leq f(0) = 1$ 。

2° 共轭对称性: $f(-t) = \overline{f(t)}$ 。

3°

设 $f(t)$ 是某随机变量 ξ 的特征函数, 则有

1° $|f(t)| \leq f(0) = 1$ 。

2° 共轭对称性: $f(-t) = \overline{f(t)}$ 。

3° $f(t)$ 在 $t \in (-\infty, \infty)$ 上一致连续。

设 $f(t)$ 是某随机变量 ξ 的特征函数, 则有

$$1^\circ |f(t)| \leq f(0) = 1.$$

$$2^\circ \text{共轭对称性: } f(-t) = \overline{f(t)}.$$

3 $^\circ$ $f(t)$ 在 $t \in (-\infty, \infty)$ 上一致连续。

最后, 对任何实数 a, b , 随机变量 $a + b\xi$ 的特征函数

$$f_{a+b\xi}(t) = \mathbb{E} \left(e^{it(a+b\xi)} \right) =$$

设 $f(t)$ 是某随机变量 ξ 的特征函数, 则有

$$1^\circ |f(t)| \leq f(0) = 1.$$

$$2^\circ \text{共轭对称性: } f(-t) = \overline{f(t)}.$$

3° $f(t)$ 在 $t \in (-\infty, \infty)$ 上一致连续。

最后, 对任何实数 a, b , 随机变量 $a + b\xi$ 的特征函数

$$f_{a+b\xi}(t) = \mathbb{E} \left(e^{it(a+b\xi)} \right) = e^{iat} \mathbb{E} \left(e^{i(tb)\xi} \right)$$

注意到 $\xi = a + \sigma\eta$ 得

$$f_{\xi}(t) = e^{iat - \frac{1}{2}\sigma^2 t^2}$$

注意到 $\xi = a + \sigma\eta$ 得

$$f_{\xi}(t) = e^{iat - \frac{1}{2}\sigma^2 t^2}$$

随机变量的矩与特征函数:

注意到 $\xi = a + \sigma\eta$ 得

$$f_{\xi}(t) = e^{iat - \frac{1}{2}\sigma^2 t^2}$$

随机变量的矩与特征函数:

设随机变量 ξ 的 k 阶原点矩有限, 则其特征函数 k 阶可微, 且有

$$f^{(k)}(t) = \mathbb{E}((i\xi)^k e^{it\xi})$$

注意到 $\xi = a + \sigma\eta$ 得

$$f_{\xi}(t) = e^{iat - \frac{1}{2}\sigma^2 t^2}$$

随机变量的矩与特征函数:

设随机变量 ξ 的 k 阶原点矩有限, 则其特征函数 k 阶可微, 且有

$$f^{(k)}(t) = \mathbb{E}((i\xi)^k e^{it\xi})$$

这意味着可以用特征函数来计算原点矩与中心矩, 当然也可以帮助计算均值与方差。例如

$$m_k = i^{-k} f^{(k)}(0)$$

独立随机变量和的特征函数:

注意到 $\xi = a + \sigma\eta$ 得

$$f_{\xi}(t) = e^{iat - \frac{1}{2}\sigma^2 t^2}$$

随机变量的矩与特征函数:

设随机变量 ξ 的 k 阶原点矩有限, 则其特征函数 k 阶可微, 且有

$$f^{(k)}(t) = \mathbb{E}((i\xi)^k e^{it\xi})$$

这意味着可以用特征函数来计算原点矩与中心矩, 当然也可以帮助计算均值与方差。例如

$$m_k = i^{-k} f^{(k)}(0)$$

独立随机变量和的特征函数:

设随机变量 ξ_1 与 ξ_2 相互独立, 则它们之和的特征函数等于各自特征函数之积, 即有

$$f_{\xi_1 + \xi_2}(t) = f_{\xi_1}(t) f_{\xi_2}(t)$$

求二项分布 $B(n, p)$ 的特征函数。

求二项分布 $B(n, p)$ 的特征函数。

取相互独立同分布的随机变量 ξ_1, \dots, ξ_n , 使得 $\xi_1 \sim B(1, p)$ 。则

$$\sum_{j=1}^n \xi_j \sim B(n, p)$$

求二项分布 $B(n, p)$ 的特征函数。

取相互独立同分布的随机变量 ξ_1, \dots, ξ_n , 使得 $\xi_1 \sim B(1, p)$ 。则

$$\sum_{j=1}^n \xi_j \sim B(n, p)$$

注意到 ξ_1 的特征函数为 $q + pe^{it}$, 可得二项分布的特征函数为

$$f(t) = (q + pe^{it})^n$$