

概率论与数理统计

何志坚

华南理工大学数学学院

hezhijian@scut.edu.cn



第四章：随机变量的数字特征

随机变量的自我介绍

随机变量X: 本人随机变量X, 连续型, 期望为0.1, 方差为1.2, 偏度为-1.1, 峰度为2.2....

随机变量Y: 我是随机变量Y, 也是连续型, 与随机变量X是好朋友, 我们两的相关系数是0.99. 我觉得X是个很好的随机变量!

Dr. He: 好与坏关键要看是否“合适”。

目录

1 一维随机变量的数字特征

2 随机向量的数字特征

一维随机变量的数字特征

概率分布全面地描述了随机变量的统计规律性，由分布可以计算有关随机变量事件的概率。除此之外，由分布还可以计算随机变量的一些数字特征。这些特征从侧面描述了分布的特征。

- 期望：描述分布的“平均水平”
- 方差：描述分布的“波动大小”

环数	8	9	10
甲	0.1	0.8	0.1
乙	0.8	0.1	0.1
丙	0.2	0.6	0.2

如何比较甲、乙、丙三个选手的水平高低？

离散型随机变量数学期望的定义

定义： 设离散随机变量 X 的分布列为

$$p_i = p(x_i) = P(X = x_i), \quad i = 1, 2, \dots$$

如果级数 $\sum_{i=1}^{\infty} |x_i| p(x_i) < \infty^1$, 则称 X 数学期望存在, 并称

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

为 X 的**数学期望(Expectation)**, 简称 X 的期望。

环数	8	9	10	期望
甲	0.1	0.8	0.1	$8 \times 0.1 + 9 \times 0.8 + 10 \times 0.1 = 9.0$
乙	0.8	0.1	0.1	$8 \times 0.8 + 9 \times 0.1 + 10 \times 0.1 = 8.3$
丙	0.2	0.6	0.2	$8 \times 0.2 + 9 \times 0.6 + 10 \times 0.2 = 9.0$

¹要求级数绝对收敛的目的在于使数学期望唯一。

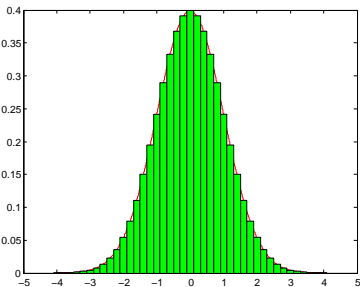
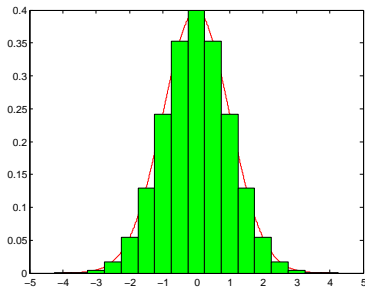
连续型随机变量数学期望的定义

定义： 设连续型随机变量 X 的密度函数为 $p(x)$. 如果

$$\int_{-\infty}^{\infty} |x| p(x) dx < \infty,$$

则称 X 数学期望存在，定义为

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



随机变量函数的数学期望

定理： 随机变量 X 的某一函数 $g(X)$ 的数学期望为

$$\mathbb{E}[g(X)] = \begin{cases} \sum_{i=1}^{\infty} g(x_i) p(x_i) & \text{离散型} \\ \int_{-\infty}^{\infty} g(x) p(x) dx & \text{连续型} \end{cases}$$

期望的性质：

- 如果 c 为常数，则 $\mathbb{E}(c) = c$.
- 对任意常数 a ，有 $\mathbb{E}(aX) = a\mathbb{E}(X)$.
- 对于任意两个函数 g_1, g_2 ，有

$$\mathbb{E}[g_1(X) \pm g_2(X)] = \mathbb{E}[g_1(X)] \pm \mathbb{E}[g_2(X)].$$

- 如果 $a \leq X \leq b$ ，则 $\mathbb{E}(X)$ 存在，且 $a \leq \mathbb{E}(X) \leq b$.

随机变量的方差与标准差

定义： 设 X 为一随机变量。如果 $\mathbb{E}(X^2) < \infty$ ，则称偏差平方 $(X - \mathbb{E}(X))^2$ 的数学期望 $\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}(X))^2]$ 为随机变量 X 的**方差(Variance)**，记为

$$\text{Var}(X) = D(X) = \mathbb{E}[(X - \mathbb{E}(X))^2] = \begin{cases} \sum_{i=1} (x_i - \mathbb{E}(X))^2 p(x_i) & \text{离散型} \\ \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mathbb{E}(X))^2 p(x) dx & \text{连续型.} \end{cases}$$

称方差的正平方根 $\sqrt{\text{Var}(X)}$ 为标准差，记为 $\sigma(X)$ 或 σ_X 。

注： 方差与标准差用来描述随机变量取值的**集中与分散程度**，如果他们越小则说明随机变量的取值越集中；反之越发散。

环数	8	9	10	期望	方差
甲	0.1	0.8	0.1	9.0	$1^2 \times 0.1 + 1^2 \times 0.1 = 0.20$
乙	0.8	0.1	0.1	8.3	$0.3^2 \times 0.8 + 0.7^2 \times 0.1 + 1.7^2 \times 0.1 = 0.41$
丙	0.2	0.6	0.2	9.0	$1^2 \times 0.2 + 1^2 \times 0.2 = 0.40$

方差的性质

方差的等价表达形式

$$\text{Var}(X) = \mathbb{E}(X^2) - [\mathbb{E}(X)]^2$$

- 如果 c 为常数, 则 $\text{Var}(c) = 0$, $\text{Var}(X + c) = \text{Var}(X)$.
- 对任意常数 a , 有 $\text{Var}(aX) = a^2 \text{Var}(X)$.
- $\text{Var}(X) = 0$ 的等价条件是存在常数 c 使得 $P(X = c) = 1$.

二项分布的期望与方差

定理： 如果 $X \sim B(n, p)$, 则 $\mathbb{E}[X] = np$, $\text{Var}[X] = np(1 - p)$.

证： 令 $q = 1 - p$.

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}[X] &= \sum_{k=0}^n kB(k; n, p) = \sum_{k=1}^n kC_n^k p^k q^{n-k} \\
 &= np \sum_{k=1}^n C_{n-1}^{k-1} p^{k-1} q^{n-k} \\
 &= np \sum_{k=0}^{n-1} C_{n-1}^k p^k q^{n-1-k} = np
 \end{aligned}$$

其中用到 $kC_n^k = nC_{n-1}^{k-1}$

二项分布的期望与方差

定理： 如果 $X \sim B(n, p)$, 则 $\mathbb{E}[X] = np$, $\text{Var}[X] = np(1 - p)$.

证：

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}[X^2] &= np \sum_{k=1}^n k C_{n-1}^{k-1} p^{k-1} q^{n-k} \\
 &= np \sum_{k=0}^{n-1} (k+1) C_{n-1}^k p^k q^{n-1-k} \\
 &= np \left(\sum_{k=0}^{n-1} k C_{n-1}^k p^k q^{n-1-k} + 1 \right) \\
 &= np((n-1)p + 1) = (np)^2 + npq.
 \end{aligned}$$

其中用到 $\sum_{i=1}^n i C_n^i p^i q^{n-i} = n(p+q)^{n-1}$. 所以

$$\text{Var}[X] = \mathbb{E}[X^2] - (\mathbb{E}[X])^2 = npq = np(1 - p).$$

泊松分布的期望与方差

定理： 如果 $X \sim \text{Pois}(\lambda)$, 则 $\mathbb{E}[X] = \text{Var}[X] = \lambda$.

证：

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[X] &= e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} k \frac{\lambda^k}{k!} = e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{\infty} k \frac{\lambda^k}{k!} \\ &= \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} = \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\lambda^k}{k!} = \lambda.\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[X^2] &= e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} k^2 \frac{\lambda^k}{k!} = \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} (k+1) \frac{\lambda^k}{k!} \\ &= \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=0}^{\infty} k \frac{\lambda^k}{k!} + \lambda = \lambda^2 + \lambda\end{aligned}$$

$$\text{Var}[X] = \mathbb{E}[X^2] - (\mathbb{E}[X])^2 = \lambda$$

几何分布的期望与方差

定理： 如果 $X \sim \text{Geo}(p)$, 则 $\mathbb{E}[X] = \frac{1}{p}$, $\text{Var}[X] = \frac{1-p}{p^2}$.

证： 设 $q = 1 - p$.

$$\mathbb{E}[X] = \sum_{k=1}^{\infty} kq^{k-1}p = p \frac{1}{(1-q)^2} = \frac{1}{p}.$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[X^2] &= p \sum_{k=1}^{\infty} k^2 q^{k-1} = p \sum_{k=1}^{\infty} [k(k-1) + k] q^{k-1} \\ &= pq \sum_{k=2}^{\infty} k(k-1) q^{k-2} + \frac{1}{p} \\ &= pq \frac{2}{(1-q)^3} + \frac{1}{p} = \frac{2q}{p^2} + \frac{1}{p} \\ \text{Var}[x] &= \mathbb{E}[X^2] - (\mathbb{E}[X])^2 = \frac{2q}{p^2} + \frac{1}{p} - \frac{1}{p^2} = \frac{q}{p^2} \end{aligned}$$

均匀分布的期望与方差

定理： 如果 $X \sim \mathbb{U}[a, b]$, 则 $\mathbb{E}[X] = (b - a)/2$, $\text{Var}[X] = (b - a)^2/12$.

证：

$$\mathbb{E}[X] = \int_a^b \frac{x}{b-a} dx = \frac{a+b}{2}$$

$$\mathbb{E}[X^2] = \int_a^b \frac{x^2}{b-a} dx = \frac{a^2 + ab + b^2}{3}$$

$$\text{Var}[X] = \mathbb{E}[X^2] - (\mathbb{E}[X])^2 = \frac{a^2 + ab + b^2}{3} - \frac{(a+b)^2}{4} = \frac{(b-a)^2}{12}$$

指数分布的期望与方差

定理： 如果 $X \sim \text{Exp}(\lambda)$, 则 $\mathbb{E}[X] = 1/\lambda$, $\text{Var}[X] = (b - a)^2/12$.

证：

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[X] &= \int_0^{\infty} x \lambda e^{-\lambda x} dx = - \int_0^{\infty} x de^{-\lambda x} \\ &= -xe^{-\lambda x} \Big|_0^{\infty} + \int_0^{\infty} e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{\lambda} \quad (\text{分部积分})\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[X^2] &= \int_0^{\infty} x^2 \lambda e^{-\lambda x} dx \\ &= -x^2 e^{-\lambda x} \Big|_0^{\infty} + 2 \int_0^{\infty} x e^{-\lambda x} dx \quad (\text{分部积分}) \\ &= \frac{2}{\lambda^2}\end{aligned}$$

$$\text{Var}[X] = \mathbb{E}[X^2] - (\mathbb{E}[X])^2 = \frac{1}{\lambda^2}$$

正态分布的期望与方差

定理： 如果 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 则 $\mathbb{E}[X] = \mu$, $\text{Var}[X] = \sigma^2$.

证：

$$\mathbb{E}[X - \mu] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx = 0.$$

所以 $\mathbb{E}[X] = \mu$.

$$\begin{aligned} \text{Var}[x] &= \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx \\ &= \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x^2 e^{-x^2/2} dx \\ &= -\frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} x e^{-x^2/2} \Big|_{-\infty}^{\infty} + \frac{\sigma^2}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-x^2/2} dx \quad (\text{分部积分}) \\ &= \sigma^2. \end{aligned}$$

柯西分布的期望与方差

定理： 柯西分布的期望与方差不存在。

证： 设 X 服从柯西分布，其密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\pi(1+x^2)}, \quad x \in \mathbb{R}.$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[|X|] &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|x|}{\pi(1+x^2)} dx = \frac{2}{\pi} \int_0^{\infty} \frac{x}{1+x^2} dx \\ &= \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \frac{1}{1+y} dy \\ &= \frac{1}{\pi} \int_1^{\infty} \frac{1}{y} dy = \infty\end{aligned}$$

总结

分布名称	记号	期望	方差
二项分布	$B(n, p)$	np	npq
泊松分布	$Pois(\lambda)$	λ	λ
几何分布	$Geo(p)$	$1/p$	q/p^2
均匀分布	$U[a, b]$	$(a + b)/2$	$(b - a)^2/12$
指数分布	$Exp(\lambda)$	$1/\lambda$	$1/\lambda^2$
正态分布	$N(\mu, \sigma^2)$	μ	σ^2
柯西分布		不存在	不存在

作业：计算上述前六种分布的期望与方差。5月11日(周五)交！

随机变量的矩

定义： 设 X 为随机变量， c 为常数， k 为正整数，如果 $\mathbb{E}[|X - c|^k] < \infty$ ，则称

$$\mathbb{E}[(X - c)^k]$$

为 X 关于点 c 的 k 阶矩。特别地，

- (1) 当 $c = 0$ ，称 $\mathbb{E}[X^k]$ 为 X 的 k 阶原点矩；
- (2) 当 $c = \mathbb{E}[X]$ ，称 $\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^k]$ 为 X 的 k 阶中心矩。

注： 期望是一阶原点矩；方差是二阶中心矩。

标准正态分布的矩

定理： 如果 $X \sim N(0, 1)$, 对任意的正整数 k , 有

$$\mathbb{E}[X^k] = \begin{cases} 0 & k \text{ 为奇数} \\ (k-1)!! & k \text{ 为偶数} \end{cases}$$

证： 当 k 为奇数时, $\mathbb{E}[X^k] = \mathbb{E}[(-X)^k] = -\mathbb{E}[X^k]$. 所以 $\mathbb{E}[X^k] = 0$. 当 k 为偶数时,

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[X^k] &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x^k e^{-x^2/2} dx = -\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x^{k-1} de^{-x^2/2} \\ &= -\frac{1}{\sqrt{2\pi}} x^{k-1} e^{-x^2/2} \Big|_{-\infty}^{\infty} + \frac{k-1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} x^{k-2} e^{-x^2/2} dx \\ &= (k-1)\mathbb{E}[X^{k-2}] \end{aligned}$$

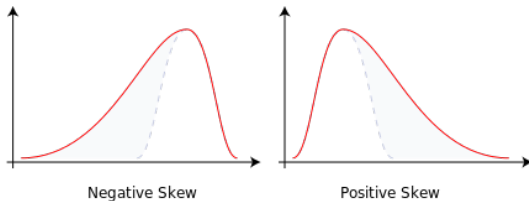
所以 $\mathbb{E}[X^k] = (k-1)!!\mathbb{E}[X^0] = (k-1)!!$.

随机变量的偏度

定义： 设 X 为随机变量，如果 $\mathbb{E}[|X|^3] < \infty$ 且 $\text{Var}[X] > 0$ ，则称

$$\beta_s := \frac{\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^3]}{(\text{Var}[X])^{3/2}} = \mathbb{E} \left[\left(\frac{X - \mathbb{E}[X]}{\sigma_X} \right)^3 \right]$$

为 X 的**偏度(skewness)**。如果 $\beta_s < 0$ 时，称该分布**左(负)偏**；如果 $\beta_s > 0$ 时，称该分布**右(正)偏**。



注： 偏度 β_s 是刻画**分布偏离对称性程度**的一个特征数。定义中的分母的作用是为了消除量纲的影响。

随机变量的峰度

定义： 设 X 为随机变量，如果 $\mathbb{E}[X^4] < \infty$ 且 $\text{Var}[X] > 0$ ，则称下式为 X 的**峰度(kurtosis)**：

$$\beta_k = \frac{\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])^4]}{(\text{Var}[X])^2} = \mathbb{E} \left[\left(\frac{X - \mathbb{E}[X]}{\sigma_X} \right)^4 \right].$$

注： 偏度 β_k 是刻画**分布尖峭程度**和**（或）尾部粗细**的一个特征数。通常与标准正态的峰度3比较。如果 $\beta_k > 3$ ，说明标准化后的分布比标准正态分布更尖峭和（或）尾部更粗；如果 $\beta_k < 3$ ，说明标准化后的分布比标准正态分布更平坦和（或）尾部更细。如果 $\beta_s \approx 0, \beta_k \approx 3$ ，常认为该分布为近似正态分布。

不同分布的峰度

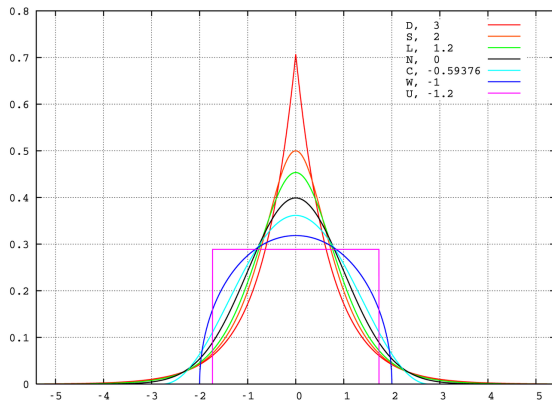


图: 图中为7种期望为0且方差为1的不同分布示意图, 其他U表示均匀分布, N表示标准正态分布。右上角的数值表示 $\beta_k - 3$ 的值

分位数

定义： 设随机变量 X 的分布函数为 $F(x)$, 密度函数为 $p(x)$. 对任意 $p \in (0, 1)$, 称满足条件

$$F(x_p) = \int_{-\infty}^{x_p} p(x) dx = p$$

的 x_p 为此分布的 p 分位数(quantile). 当 $p = 0.5$ 时, x_p 称为中位数。

例： 标准正态分布的分位数：

p	0.01	0.05	0.1	0.5	0.9	0.95	0.99
x_p	-2.33	-1.64	-1.28	0	1.28	1.64	2.33

注意到 $x_{1-p} = -x_p$

目录

1 一维随机变量的数字特征

2 随机向量的数字特征

二维随机向量函数的方差与期望

推广： 二维随机向量 (X, Y) 的某一函数 $g(X, Y)$ 的数学期望为

$$\mathbb{E}[g(X, Y)] = \begin{cases} \sum_{i=1}^{\infty} \sum_{j=1}^{\infty} g(x_i, y_j) P(X = x_i, Y = y_j) & \text{离散型} \\ \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(x, y) p(x, y) dx dy & \text{连续型} \end{cases}$$

类似地,

$$\text{Var}[g(X, Y)] = \mathbb{E}[(g(X, Y) - \mathbb{E}[g(X, Y)])^2] = \mathbb{E}[g(X, Y)^2] - (\mathbb{E}[g(X, Y)])^2$$

性质：

- 线性性: $\mathbb{E}[aX + bY] = a\mathbb{E}[X] + b\mathbb{E}[Y]$.
- 如果 X, Y 独立, $\mathbb{E}[XY] = \mathbb{E}[X]\mathbb{E}[Y]$, $\text{Var}[aX + bY] = a^2\text{Var}[X] + b^2\text{Var}[Y]$.
- 上述定义以及性质可以推广到 n 维随机向量。

二维随机向量的协方差

定义： 设 (X, Y) 为二维随机向量，且 $\text{Var}[X] > 0$, $\text{Var}[Y] > 0$. 其协方差(covariance)定义为

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

相关系数定义为

$$r(X, Y) = \rho_{X,Y} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}[X]}\sqrt{\text{Var}[Y]}} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y}.$$

如果 $r(X, Y) = 0$, 称 X, Y 不相关。

协方差的性质(I)

- 等价表达形式:

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

- 对称性:

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

- 双线性性:

$$\text{Cov}(aX + bY, Z) = a\text{Cov}(X, Z) + b\text{Cov}(Y, Z)$$

$$\text{Cov}(aX, bY) = ab\text{Cov}(X, Y)$$

-

$$\text{Var}[X] = \text{Cov}(X, X)$$

$$\text{Var}(X + Y) = \text{Var}[X] + \text{Var}[Y] + 2\text{Cov}(X, Y)$$

- 如果 X, Y 独立, $\text{Var}(X, Y) = 0$.

施瓦茨(Schwarz)不等式

定理： 设 (X, Y) 为二维随机向量，则有

$$(\mathbb{E}[XY])^2 \leq \mathbb{E}[X^2]\mathbb{E}[Y^2]$$

证： 令

$$g(t) = \mathbb{E}[(tX + Y)^2] = \mathbb{E}[X^2]t^2 + 2\mathbb{E}[XY]t + \mathbb{E}[Y^2] \geq 0.$$

如果 $\mathbb{E}[X^2] = 0$ ，则意味着 $P(X = 0) = 1$ 。所以 $\mathbb{E}[XY] = 0$ 。

如果 $\mathbb{E}[X^2] > 0$ ，则 $g(t)$ 的判别式不大于0，即

$$(2\mathbb{E}[XY])^2 - 4\mathbb{E}[X^2]\mathbb{E}[Y^2] \leq 0.$$

推论： 设 (X, Y) 为二维随机向量，则有

$$[\text{Cov}(X, Y)]^2 \leq \text{Var}[X]\text{Var}[Y].$$

相关系数的性质

定理： 设 (X, Y) 为二维随机向量，且 $\text{Var}[X] > 0$, $\text{Var}[Y] > 0$.

- 如果 X, Y 独立，则 $r(X, Y) = 0$ ，即 X, Y 不相关。

$$|r(X, Y)| \leq 1$$

- $r(X, Y) = 1$ 的充要条件是存在常数 $a > 0$ 和 b ，使得

$$P(Y = aX + b) = 1$$

$r(X, Y) = -1$ 的充要条件是存在常数 $a < 0$ 和 b ，使得

$$P(Y = aX + b) = 1$$

证： 注意到 $\text{Var}(\frac{X}{\sigma_X} \pm \frac{Y}{\sigma_Y}) = 2[1 \pm r(X, Y)]$

注： 相关系数反映 X 与 Y **线性相关的程度**。若 $r = 1$ ，称 X, Y 正相关，若 $r = -1$ ，称 X, Y 负相关。

二维正态分布的相关系数

例： 设 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$. 则

$$r(X, Y) = \rho.$$

证明：

$$\begin{aligned} \text{Cov}(X, Y) &= \mathbb{E}[(X - \mu_1)(Y - \mu_2)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu_1)(y - \mu_2) f(x, y) \, dx \, dy \\ &= \frac{\sigma_1 \sigma_2}{2\pi \sqrt{1 - \rho^2}} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} xye^{-\frac{x^2 - 2\rho xy + y^2}{2(1 - \rho^2)}} \, dx \, dy = \rho \sigma_1 \sigma_2. \end{aligned}$$

$$r(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sigma_1 \sigma_2} = \rho$$

注： 由此可得，对于二维正态分布，独立性与不相关性是等价的。但一般情况下，这种等价关系不存在（独立可以得到不相关，反之不成立）

反例

设 (X, Y) 的联合密度函数为

$$f(x, y) = \frac{3}{8\pi\sqrt{2}} \left\{ \exp\left(-\frac{9}{16}(x^2 - \frac{2}{3}xy + y^2)\right) + \exp\left(-\frac{9}{16}(x^2 + \frac{2}{3}xy + y^2)\right) \right\}$$

求 $r(X, Y)$.

解： 易知， $X \sim N(0, 1)$, $Y \sim N(0, 1)$. 容易发现 $\mathbb{E}[XY] = 0$.

又 $\mathbb{E}[X] = \mathbb{E}[Y] = 0$. 由此可得 $r(X, Y) = 0$.

注： 虽然 $r(X, Y) = 0$ ，但 X, Y 不独立。这是因为 $f(x, y) \neq f_X(x)f_Y(y)$.

例

例：已知 X, Y 相互独立，均服从正态分布 $N(0, \sigma^2)$ ， $U = aX + bY$ ， $V = aX - bY$ ，其中 a, b 是常数。

- 求 U, V 的相关系数
- U, V 是否相关，是否独立？
- 当 U, V 独立时，求它们的联合密度函数。

解： $\mathbb{E}[UV] = \mathbb{E}[(aX + bY)(aX - bY)] = a^2\mathbb{E}[X^2] - b^2\mathbb{E}[Y^2] = (a^2 - b^2)\sigma^2$. 由于 $\mathbb{E}[U] = \mathbb{E}[V] = 0$ ，所以 $\text{Cov}(X, Y) = (a^2 - b^2)\sigma^2$.

$$\text{Var}(U) = \text{Var}(V) = a^2\text{Var}(X) + b^2\text{Var}(Y) = (a^2 + b^2)\sigma^2.$$

$$r(X, Y) = \frac{a^2 - b^2}{a^2 + b^2}$$

协方差矩阵

定义： 设随机向量 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)^\top$ 的每个分量都有有限方差，定义协方差矩阵如下

$$\text{Var}(\mathbf{X}) = \begin{pmatrix} \text{Cov}(X_1, X_1) & \text{Cov}(X_1, X_2) & \cdots & \text{Cov}(X_1, X_n) \\ \text{Cov}(X_2, X_1) & \text{Cov}(X_2, X_2) & \cdots & \text{Cov}(X_2, X_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}(X_n, X_1) & \text{Cov}(X_n, X_2) & \cdots & \text{Cov}(X_n, X_n) \end{pmatrix}$$

相关系数矩阵定义如下：

$$r(\mathbf{X}) = \begin{pmatrix} 1 & r(X_1, X_2) & \cdots & r(X_1, X_n) \\ r(X_2, X_1) & 1 & \cdots & r(X_2, X_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(X_n, X_1) & r(X_n, X_2) & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$

条件数学期望

定义： 设 (X, Y) 为二维随机向量，有有限的数学期望。在 $\{Y = y\}$ 发生的条件下， X 的条件数学期望（简称条件期望），就是在条件分布 $X|Y = y$ 下求条件期望。

$$\mathbb{E}[X|Y = y] = \begin{cases} \sum_{i=1}^{\infty} x_i P(X = x_i|Y = y) & \text{离散型} \\ \int_{-\infty}^{\infty} x f_{X|Y}(x|y) dx & \text{连续型} \end{cases}$$

同样方式定义 $\mathbb{E}[Y|X = x]$.

注1： $\mathbb{E}[X|Y = y]$ 可以看成关于 y 的函数，记为 $g(y) = \mathbb{E}[X|Y = y]$.

则 $g(Y) = \mathbb{E}[X|Y]$ 为随机变量 Y 的函数。同样 $\mathbb{E}[Y|X]$ 为随机变量 X 的函数。

注2： 如果 X, Y 独立 $\mathbb{E}[X|Y] = \mathbb{E}[X]$, $\mathbb{E}[Y|X] = \mathbb{E}[Y]$.

注3： 条件期望满足前面提到期望的所有性质，比如线性性。

全期望公式

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

证明： 考虑离散的情形。

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\mathbb{E}[X|Y]] &= \sum_{j=1}^{\infty} \mathbb{E}[X|Y = y_j]P(Y = y_j) \\&= \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{i=1}^{\infty} x_i P(X = x_i|Y = y_j)P(Y = y_j) \\&= \sum_{j=1}^{\infty} \sum_{i=1}^{\infty} x_i P(X = x_i, Y = y_j) \\&= \sum_{i=1}^{\infty} x_i \sum_{j=1}^{\infty} P(X = x_i, Y = y_j) \\&= \sum_{i=1}^{\infty} x_i P(X = x_i) = \mathbb{E}[X]\end{aligned}$$

全期望公式

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

证明： 考虑连续的情形。

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

例1: 二维正态向量的条件期望

例: 若 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$, 求 $\mathbb{E}[X|Y], \mathbb{E}[Y|X]$.

解: 前一章已经证明:

$$X|Y = y \sim N(\mu_1 + \rho(y - \mu_2)\sigma_1/\sigma_2, \sigma_1^2(1 - \rho^2)),$$

$$Y|X = x \sim N(\mu_2 + \rho(x - \mu_1)\sigma_2/\sigma_1, \sigma_2^2(1 - \rho^2)).$$

所以, $\mathbb{E}[X|Y] = \mu_1 + \rho(Y - \mu_2)\sigma_1/\sigma_2$. $\mathbb{E}[Y|X] = \mu_2 + \rho(X - \mu_1)\sigma_2/\sigma_1$.

例2: 随机个随机变量的和

例: 设 X_1, X_2, \dots 为独立同分布随机变量序列, 期望为 μ_1 , N 为非负整数值随机变量, 期望为 μ_2 , 且与 X_1, X_2, \dots 独立, 求 $\mathbb{E}[\sum_{k=1}^N X_k]$.

解: 由全期望公式可得,

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} \left[\sum_{k=1}^N X_k \right] &= \mathbb{E} \left[\mathbb{E} \left[\sum_{k=1}^N X_k \middle| N \right] \right] \\
 &= \sum_{n=0}^{\infty} \mathbb{E} \left[\sum_{k=1}^N X_k \middle| N = n \right] P(N = n) \\
 &= \sum_{n=0}^{\infty} \mathbb{E} \left[\sum_{k=1}^n X_k \right] P(N = n) \\
 &= \sum_{n=0}^{\infty} \mu_1 n P(N = n) = \mu_1 \sum_{n=0}^{\infty} n P(N = n) = \mu_1 \mu_2.
 \end{aligned}$$

条件方差

定义：条件方差定义：

$$\text{Var}[X|Y] = \mathbb{E}[(\mathbb{E}[X|Y] - \mathbb{E}[X])^2] = \mathbb{E}[(\mathbb{E}[X|Y])^2] - (\mathbb{E}[X])^2$$

性质：

$$\text{Var}[X] = \text{Var}[\mathbb{E}[X|Y]] + \mathbb{E}[\text{Var}[X|Y]]$$

作业

第四章习题： 2, 8, 13, 14, 16, 21, 22

5月18日（周五）交！