

可列可加性: $A_1, A_2, \dots \in \mathcal{F}$ 互不相容 \Rightarrow
 $P(A_1 \cup A_2 \cup \dots) = P(A_1) + P(A_2) + \dots$ 。

半可加性: $P(A_1 \cup \dots \cup A_n) \leq \sum_{i=1}^n P(A_i)$ 。

三事件独立: $P(ABC)=P(A)P(B)P(C)$; $P(AB)=P(A)P(B)$; $P(AC)=P(A)P(C)$; $P(BC)=P(B)P(C)$ (任意有限事件独立)

- 1 F_X 是单调不减、右连续函数, 满足
 $F_X(-\infty) = 0 \leq F_X(x) \leq 1 = F_X(+\infty)$;
- 2 对任何区间 $B \subset \mathbb{R}$, $P(X \in B)$ 可用 F_X 表达。特别是,
 $P(X = x) = F_X(x) - \lim_{z \rightarrow x-} F_X(z)$, 如果 F_X 在 x 连续,
 则 $P(X = x) = 0$ 。

如果级数

$$\sum_n x_n p_n$$

绝对收敛, 即

$$\sum_n |x_n| p_n < +\infty,$$

则称 X 有数学期望, 并且记 $EX = \sum_n x_n p_n$, 称它是 X 的数学期望

设 X 是一个连续型随机变量, 它的概率密度函数为 p 。如果积分 $\int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx$ 绝对收敛, 即 $\int_{-\infty}^{\infty} |x|p(x)dx < +\infty$, 则称 X 有数学期望, 并且记 $EX = \int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx$, 称它为 X 的数学期望

性质

离散型: $EX = \sum_{n=0}^{\infty} P(X > n) - \sum_{n=0}^{\infty} P(X < -n)$; ($X(\Omega) \subset \mathbb{Z}$)

连续型: $EX = \int_0^{+\infty} P(X > x)dx - \int_{-\infty}^0 P(X < x)dx$ 。

$$\begin{aligned} \bullet P(|X| > 0) &= P\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} \{|X| > 1/n\}\right) \leq \sum_{n=1}^{\infty} P(|X| > 1/n) \\ &\leq \sum_{n=1}^{\infty} n^2 \text{Var}(X) = 0. \quad (\text{Chebyshev不等式}) \end{aligned}$$

17、几何分布的无记忆性

称离散随机变量 X 具有**无记忆性**，若：

$$P(X > m + n | X > m) = P(X > n), \quad \forall m, n \in \mathbb{N}. \quad (1)$$

反之，若 X 只取自然数值，且具有无记忆性，则 $X \sim G(p)$ 。

定理 无记忆性的连续型随机变量必是指数分布的：

$$P(X > s + t) = P(X > s)P(X > t) \Rightarrow X \sim \text{Exp}(\lambda).$$

Γ 分布的特例：

- ① $\Gamma(1, \lambda) = \text{Exp}(\lambda)$;
- ② $\Gamma(n/2, 1/2) = \chi^2(n)$ 是自由度为 n 的 χ^2 分布。

若 $X \sim \chi^2(n)$ ，则 $EX = n$ ， $\text{Var}(X) = 2n$ 。

- 若 $y = g(x)$ 为单调连续函数且其逆函数 $x = h(y)$ 连续可微，则 $Y = g(X)$ 是连续型随机变量且密度函数为

$$p_Y(y) = p_X[h(y)]|h'(y)|, \quad y \in g(\mathbb{R}).$$

- ③ 若 $X \sim \Gamma(\alpha, \lambda)$ ，则 $Y = kX \sim \Gamma(\alpha, \lambda/k)$ ，其中 $k > 0$ ；特别的， $2\lambda X \sim \chi^2(2\alpha)$ 。
- ④ 若 X 的分布函数 $F(x)$ 为严格单调增的连续函数，则 $Y = F(X) \sim U(0, 1)$ 。

- ② 若 $N(0, 1)$ 的 p 分位数为 u_p ，则 $N(\mu, \sigma^2)$ 的 p 分位数

$$x_p = \mu + \sigma u_p.$$

7、多项分布

定义

- 用 r 种颜色对 n 个球进行独立随机染色，每个球被染成第 i 种颜色的概率为 p_i ($p_1 + \dots + p_r = 1$)。
- 记 X_i 是第 i 种颜色的球的个数， $i = 1, 2, \dots, r$ 。
- 则对 $n_1 + n_2 + \dots + n_r = n$,

$$P(X_1 = n_1, X_2 = n_2, \dots, X_r = n_r) = \frac{n!}{n_1! n_2! \dots n_r!} p_1^{n_1} p_2^{n_2} \dots p_r^{n_r}$$

- 我们称 (X_1, X_2, \dots, X_r) 服从多项分布 (*polynomial distribution*)，记为 $M(n, p_1, p_2, \dots, p_r)$ 。
- 这是因为上述概率值是 $(p_1 z_1 + \dots + p_r z_r)^n$ 的展开式中 $z_1^{n_1} \dots z_r^{n_r}$ 的系数。

$$\begin{aligned} p(x, y) &= \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} e^{-\frac{x^2-2\rho xy+y^2}{2(1-\rho^2)}} = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}} e^{-\frac{(x-\rho y)^2}{2(1-\rho^2)} - y^2/2} \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} g(x, y), \end{aligned}$$

$$g(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(1-\rho^2)}} e^{-\frac{(x-\rho y)^2}{2(1-\rho^2)}}; \quad (\sim N(\rho y, 1-\rho^2))$$

$$\begin{aligned} p_Y(y) &= \int_{-\infty}^{\infty} p(x, y) dx = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} g(x, y) dx \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} \int_{-\infty}^{\infty} g(x, y) dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^2/2} \end{aligned}$$

$$\Rightarrow Y \sim N(0, 1) \quad \text{同理} \quad X \sim N(0, 1).$$

定理

若 X 与 Y 互相独立， g 和 h 为两实 (Borel) 函数，则 $g(X)$ 与 $h(Y)$ 也互相独立。

对数正态

$X \sim Ga(\alpha, \lambda)$, 则 $kX \sim Ga(\alpha, \lambda/k)$

$X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 则 $aX + b \sim N(a\mu + b, a^2\sigma^2)$

可加性 (必须独立) :

$$P(\lambda_1) * P(\lambda_2) \sim P(\lambda_1 + \lambda_2)$$

$$b(n, p) * b(m, p) \sim b(m + n, p)$$

考虑几何分布, X, Y 最小值均为1, $X+Y$ 为2, 则 $X+Y$ 必然不是几何分布

$$N(\mu_1, \sigma_1^2) * N(\mu_2, \sigma_2^2) \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

$$Ga(\alpha_1, \lambda) * Ga(\alpha_2, \lambda) \sim Ga(\alpha_1 + \alpha_2, \lambda)$$

以此, 指数分布相加为伽马分布, 卡方分布有可加性

③ 设 $X_i \stackrel{i.i.d.}{\sim} N(0, 1), i = 1, \dots, n$, 则 $\sum_{i=1}^n X_i^2 \sim \chi^2(n)$

定理

设 (X, Y) 的联合概率密度为 $p(x, y)$, 则 $Z = X + Y$ 的概率密度为 $p_Z(z) = \int_{-\infty}^{\infty} p(z - y, y) dy$ 。

次序统计量:

① 严格地说, 第 k 个次序统计量 $X_{(k)}$ 满足

$$X_{(k)} = \min_{1 \leq i_1 < i_2 < \dots < i_k \leq n} \max\{X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_k}\}.$$

且密度函数为 $p_k(x) = \frac{n!}{(k-1)!(n-k)!} F(x)^{k-1} [1 - F(x)]^{n-k} p(x)$.


② 次序统计量 $(X_{(i)}, X_{(j)})(i < j)$ 的联合密度函数为: 当 $x \leq y$,


$$p_{ij}(x, y) = \frac{n! F(x)^{i-1} [F(y) - F(x)]^{j-i-1} [1 - F(y)]^{n-j} p(x) p(y)}{(i-1)!(j-i-1)!(n-j)!}.$$

注意不要忘记 $p(x), p(y)$

性质

若 X 与 Y 相互独立, 则

① $E(XY) = EXEY$; 

② $Var(X \pm Y) = Var(X) + Var(Y)$. 

推论

若 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立, 则

① $E(X_1 X_2 \dots X_n) = EX_1 EX_2 \dots EX_n$;

② $Var\left(\sum_{i=1}^n a_i X_i\right) = \sum_{i=1}^n a_i^2 Var(X_i)$.

注:

在随机变量所构成的内积空间中,

- 协方差 $\text{Cov}(X, Y)$ 定义了向量 $X - EX$ 和 $Y - EY$ 的内积,
- 方差 $\text{Var}(X)$ 是 $X - EX$ 的长度的平方,
- 标准差 $\sigma(X)$ 是 $X - EX$ 的长度,
- 相关系数 $r(X, Y)$ 确定了向量 $X - EX$ 和 $Y - EY$ 的夹角余弦,
- 期望 EX 是 X 在常数子空间上的投影。

协方差矩阵 $\text{Cov}(\mathbf{X})$ 是对称非负定矩阵, 原因是其特征值均为随机变量在某个线性变换下的方差

$$\text{Cov}\left(\sum_{i=1}^n a_i X_i, \sum_{i=1}^n b_i X_i\right) = (a_1, \dots, a_n) \text{Cov}(\mathbf{X}) (b_1, \dots, b_n)^T.$$

推论

若 $(X, Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$, 则 X 与 Y 不相关与独立等价。

用 $p(x, y) = p(x)p(y)$ 证

条件概率:

$$P(A|B) = P_B(A) = \sum P_B(A|C_i)P_B(C_i) = \sum P(A|BC_i)P(C_i|B)$$

定义

- 设 (X, Y) 是连续型随机变量, p_Y 在 y 连续且 $p_Y(y) > 0$ 。则称 $F_{X|Y}(\cdot|y) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, $F_{X|Y}(x|y) = \int_{-\infty}^x \frac{p_{X,Y}(u, y)}{p_Y(y)} du$ 为在已知 $Y = y$ 发生的情况下 X 的条件分布函数。
- 在已知 $Y = y$ 发生的情况下 X 的条件密度函数为:

$$p_{X|Y}(x|y) = \frac{p_{X,Y}(x, y)}{p_Y(y)}.$$

- ① 乘法公式的密度形式: $p_{X,Y}(x, y) = p_Y(y)p_{X|Y}(x|y)$ 。
- ② 全概公式的密度形式: $p_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} p_Y(y)p_{X|Y}(x|y)dy$ 。
- ③ Bayes公式的密度形式: $p_{X|Y}(x|y) = \frac{p_X(x)p_{Y|X}(y|x)}{\int_{-\infty}^{\infty} p_X(x)p_{Y|X}(y|x)dx}$ 。
- ④ 如果 $p_{X,Y}(x, y) = g(y)h(x, y)$, 而且对任意给定的 y , $h(\cdot, y)$ 非负可积且 $\int_{-\infty}^{\infty} h(x, y)dx = 1$, 则

$$g(y) = p_Y(y), \quad h(x, y) = p_{X|Y}(x|y)$$

$$\int p_{X|Y}(x, y)dx = 1$$

$$\int p_{X|Y}(x, y)p_Y(y)dy = P(x)$$

1、条件数学期望

定义

- ① 如果 (X, Y) 是概率空间 (Ω, \mathcal{F}, P) 上的离散型随机变量，且满足 $P(Y = y) > 0$ ，则如果级数

$$\sum_x x P_{X|Y}(x|y)$$

绝对收敛，则称它的值为 X 在已知 $Y = y$ 的条件下的条件数学期望（*conditional expectation*），记为 $E(X|Y = y)$ 。

- ② 不难证明：若 EX 存在，则对满足 $P(Y = y) > 0$ 的任意 y ， $E(X|Y = y)$ 存在。将它看成 y 的函数，记为

$$f(y) = E(X|Y = y),$$

则定义随机变量 $f(Y)$ 为 X 对 Y 的条件数学期望（*conditional expectation*），记为 $E(X|Y)$ 。

Xsu1023 4月22日

回复

X

定义上面的是第一型，算出来是实数

定义下面的是第二型，是一个关于 y 的函数

添加回复...

发送

13、正态分布条件期望与方差

$$(X, Y) \sim N(0, 0, 1, 1, \rho)$$

- $p_{X|Y}(x|y) = p(x, y)/p_Y(y) = g(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi(1-\rho^2)}} e^{-\frac{(x-\rho y)^2}{2(1-\rho^2)}}$;
- $X|Y = y \sim N(\rho y, 1 - \rho^2)$;
- $E(X|Y = y) = \rho y$, $E(X|Y) = \rho Y$;
- $\text{Var}(X|Y) = 1 - \rho^2$ 。

$$(X, Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$$

- $X^* = (X - \mu_1)/\sigma_1$, $Y^* = (Y - \mu_2)/\sigma_2$;
- $(X^*, Y^*) \sim N(0, 0, 1, 1, \rho)$, $X^*|Y^* = y \sim N(\rho y, 1 - \rho^2)$;
- $(X^*|Y = y) = (X^*|Y^* = \frac{y-\mu_2}{\sigma_2}) \sim N(\rho(y - \mu_2)/\sigma_2, 1 - \rho^2)$;
- $(X|Y = y) = (\sigma_1 X^* + \mu_1|Y = y) \sim N\left(\mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2}(y - \mu_2), (1 - \rho^2)\sigma_1^2\right)$;
- $E(X|Y) = \mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2}(Y - \mu_2)$;
- $\text{Var}(X|Y) = (1 - \rho^2)\sigma_1^2$ 。

重期望公式: $E(E(X|Y)) = EX$

推论（正态分布在线性变换下的不变性）

若矩阵 B 行满秩且 $X \sim N(\mu, \Sigma)$ ，则 $BX + b \sim N(B\mu + b, B\Sigma B^T)$ 。

证明：（2）、（3）

- 取一正交矩阵 A 使其首行为 $\left(\frac{1}{\sqrt{n}}, \dots, \frac{1}{\sqrt{n}}\right)$,
- 令 $Y = AX$, 则 Y 服从 n 维正态分布,
- 并且 $EY = 0$, $\text{Cov}(Y) = \text{Cov}(AX) = AA^T = I$ 。
- 故 $Y = (Y_1, \dots, Y_n)^T \sim N(0, I)$ 。

$$\begin{aligned}
 (n-1)S^2 &= \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2 = X^T X - n\bar{X}^2 \\
 &= (A^{-1}Y)^T (A^{-1}Y) - Y_1^2 = Y^T A A^{-1} Y - Y_1^2 \\
 &= Y^T Y - Y_1^2 = Y_2^2 + \dots + Y_n^2 \\
 &\sim \chi^2(n-1),
 \end{aligned}$$

而且 $\bar{X} = Y_1/\sqrt{n}$ 与 $S^2 = (Y_2^2 + \dots + Y_n^2)/(n-1)$ 独立。

- 作标准化: $Y = (X - \mu e)/\sigma$, 则 $Y \sim N(0, I)$ 。

$$\begin{aligned}
 (2) \quad \bar{X} &= e^T X/n = e^T (\sigma Y + \mu e)/n = \sigma e^T Y/n + \mu = \sigma \bar{Y} + \mu \\
 &\sim N(\mu, \sigma^2/n). \quad (\text{因为 } \bar{Y} \sim N(0, 1/n))
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 (3) \quad \frac{(n-1)S_X^2}{\sigma^2} &= \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma} - \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \right)^2 \\
 &= \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = (n-1)S_Y^2 \sim \chi^2(n-1).
 \end{aligned}$$

$$(1) \quad \text{样本均值 } \bar{X} = \sigma \bar{Y} + \mu \text{ 和样本方差 } S^2 = \sigma^2 S_Y^2 \text{ 相互独立,}$$

$$(4) \quad \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{S} = \frac{\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma}}{\sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}/(n-1)}} \sim t(n-1).$$

推论

设 $X = (X_1, \dots, X_m)^T \sim N(\mu_1 \mathbf{e}, \sigma_1^2 I)$, $Y = (Y_1, \dots, Y_n)^T \sim N(\mu_2 \mathbf{e}, \sigma_2^2 I)$ 独立, 其中 \mathbf{e} 为全一向量, I 为单位矩阵, 记均值

$\bar{X} = \sum_{i=1}^m X_i/m$, $\bar{Y} = \sum_{i=1}^n Y_i/n$, 样本方差

$S_X^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2$, $S_Y^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$ 。则

① 样本方差之比 $\frac{S_X^2/\sigma_1^2}{S_Y^2/\sigma_2^2} \sim F(m-1, n-1)$;

② 当方差相等 $\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma$ 时, 有

$$\frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}} \sqrt{\frac{(m-1)S_X^2 + (n-1)S_Y^2}{m+n-2}}} \sim t(m+n-2).$$

证明: (2)

• 若 $X_n \xrightarrow{P} 0$, 则 $X_n^2 \xrightarrow{P} 0$:

$$P(|X_n^2| \geq \epsilon) = P(|X_n| \geq \sqrt{\epsilon}) \rightarrow 0, \quad (n \rightarrow \infty).$$

• 若 $X_n \xrightarrow{P} a$, 则 $cX_n \xrightarrow{P} ca$: 若 $c \neq 0$, 则

$$P(|cX_n - ca| \geq \epsilon) = P(|X_n - a| \geq \epsilon/|c|) \rightarrow 0, \quad (n \rightarrow \infty).$$

• 若 $X_n \xrightarrow{P} a$, 则 $X_n^2 \xrightarrow{P} a^2$:

$$X_n - a \xrightarrow{P} 0, \quad (X_n - a)^2 \xrightarrow{P} 0, \quad 2a(X_n - a) \xrightarrow{P} 0,$$

$$X_n^2 - a^2 = (X_n - a)^2 + 2a(X_n - a) \xrightarrow{P} 0, \quad \text{即 } X_n^2 \xrightarrow{P} a^2.$$

• 同理 $Y_n^2 \xrightarrow{P} b^2$, $(X_n + Y_n)^2 \xrightarrow{P} (a + b)^2$ 。

$$X_n Y_n = [(X_n + Y_n)^2 - X_n^2 - Y_n^2]/2 \xrightarrow{P} [(a + b)^2 - a^2 - b^2]/2 = ab.$$

证明：（3）

- 先证： $1/Y_n \xrightarrow{P} 1/b$ 。
- $P(|1/Y_n - 1/b| \geq \epsilon) = P[|(Y_n - b)/(bY_n)| \geq \epsilon]$
 $= P\left(\left|\frac{Y_n - b}{bY_n}\right| \geq \epsilon, |Y_n - b| \geq \epsilon\right)$
 $+ P\left(\left|\frac{Y_n - b}{b^2 + b(Y_n - b)}\right| \geq \epsilon, |Y_n - b| < \epsilon\right)$
 $\leq P(|Y_n - b| \geq \epsilon) + P\left(\frac{|Y_n - b|}{b^2 - |b|\epsilon} \geq \epsilon\right)$
 $= P(|Y_n - b| \geq \epsilon) + P[|Y_n - b| \geq \epsilon(b^2 - |b|\epsilon)]$
 $\rightarrow 0, \quad (n \rightarrow \infty)。$
- $X_n/Y_n = X_n \times 1/Y_n \xrightarrow{P} a/b$ 。

定理

- $X_n \xrightarrow{P} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{L} X$;
- 特别地，若 $X = c$ 为常数，则 $X_n \xrightarrow{P} c \Leftrightarrow X_n \xrightarrow{L} c$ 。
- 设 X 服从 $P(X = 1) = P(X = -1) = 1/2$ ，令 $X_n = -X$ ，
- 则 X_n 与 X 同分布，故 $X_n \xrightarrow{L} X$ 。
- 但若 $0 < \epsilon < 2$ ，则 $P(|X_n - X| \geq \epsilon) = P(2|X| \geq \epsilon) = 1$ ，
- 即 X_n 不依概率收敛于 X 。

Markov大数定律： $\frac{1}{n^2} Var(\sum X_i) \rightarrow 0$ ，则 $\frac{1}{n} \sum X_i - \frac{1}{n} \sum EX_i \xrightarrow{P} 0$

Chebyshev：独立同分布，且数学期望存在，方差有限

Khinchin：独立同分布，且数学期望存在

Bernoulli：每次 p ， n 次的次数总和为 S_n ，则 $S_n/n \xrightarrow{P} p$

注意，用大数定律时要注意条件，比如数学期望存在等条件

Monte-Carol算法：随机投点法、平均值法

正态 $N(\mu, \sigma^2)$ 随机数的产生：

- ① 由中心极限定理知，若 x_1, x_2, \dots, x_{12} 是独立的 $(0,1)$ 上均匀随机数，则可用 $y = \sum_{i=1}^{12} x_i - 6$ 近似地作为标准正态随机数。
- ② $z = \sigma y + \mu$ 可看成服从正态 $N(\mu, \sigma^2)$ 的一个随机数。
- ③ 重复（1）和（2） n 次可得服从正态 $N(\mu, \sigma^2)$ 的 n 个随机数。

$$E(X|A) = \int x p_A(x) dx$$

对于离散的事件 $\{B_i\}$,

$$E(X) = \sum E(X|Y = y_i)p(Y = y_i)$$

$$E(X) = \int E(X|Y = y)p_Y(y)dy$$

$$E(X|Y) = \int x p_{X|Y}(x, y) dx \quad (P_{X|Y}(x, y) = \frac{p(x, y)}{p(y)})$$

$$P_{X|A}(x) = [P(X \leq x|A)]' \quad (\text{分布函数} \rightarrow \text{密度函数, 前提是A与X不相关})$$

求概率分布:

- 从定义求 $F(z) = p(f(x, y) \leq z) = \iint_{f(x, y) \leq z} p(x, y) dx dy$, 再求 $p(z) = F'(z)$
- 特殊分布: 泊松分布可加、二项分布可加、正态分布可加、最大/最小值分布
- 独立分布 $Z = X + Y$ 的卷积 $p(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} p_X(x)p_Y(z - x)dx$
- 变量变换, 双射下 $p(u, v) = p(x(u, v), y(u, v))|J(G^{-1})|, (u, v) \in G(U)$
特别地, 一维有 $p(y) = p(x)|(g^{-1})'(x)|$

求期望:

- 算出概率分布, 积分
- 用 $E(X+Y) = E(X) + E(Y)$, 可以借助指示变量
- 直接积分 $EZ = \iint z(x, y)p(x, y) dx dy$

公式:

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

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

6、条件分布的例

例

袋中装有 a 个白球, b 个黑球, 每次取出一球后, 总是放入一个白球。问在第 n 次取白球的情况下, 第 $n + 1$ 次取的还是白球的概率与第 n 次取白球的概率相同吗?

18、电力供应

例

一工厂的利润 Z 以如下方式决定于生产耗电量 Y 和供电量 X ,

$$Z = \begin{cases} 30Y, & \text{若 } Y \leq X; \\ 30X + 10(Y - X), & \text{若 } Y > X. \end{cases}$$

其中 $X \sim U(10, 30)$, $Y \sim U(10, 20)$ 。求 EZ 。

r^{20}

Xsu1023 0:25

回复 x

俩重积分公式就完了:

$$EZ = E(Z|x)p(x) = E(Z|x, y)p(y|x)p(x) = E(Z|x, t)$$

21、赌徒输光问题续

记 T_i 表示甲最初有 i 元赌博所需的时间, 求 $t_i = E(T_i)$ 。

条件概率实际上是把原来的概率空间切成了多块概率空间, 条件期望就是在每个概率空间下的期望加权 (该概率空间的 p) 求和

22、Poisson分布和指数分布

例

一商店在 t 时刻的男顾客数是服从参数为 λt 的Poisson分布，女顾客数是服从参数为 μt 的Poisson分布，且相互独立。则第一位顾客是男性的概率为 $\lambda/(\lambda + \mu)$ 。

注2：最大似然估计具有不变性：

- 若 $\hat{\theta}$ 是未知参数 θ 的最大似然估计，则 $g(\theta)$ 的最大似然估计为 $g(\hat{\theta})$ 。
- 于是正态总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的
 1. 标准差 σ 的MLE是 s_n ;
 2. 分布函数 $F(x) = \Phi((x-\mu)/\sigma)$ 的MLE是 $\Phi((x-\bar{x})/s_n)$;
 3. 总体 α 分位数 $x_\alpha = \mu + \sigma u_\alpha$ 的MLE是 $\bar{x} + s_n u_\alpha$ ，其中 u_α 为 $N(0,1)$ 分布的 α 分位数。

例7. 设 x_1, \dots, x_n 为取自参数为 λ 的指数分布总体的样本， $x > 0$ 为一给定实数，求 $p = F(x)$ 的最大似然估计。

例8. 设 x_1, \dots, x_n 为取自 $U(0, \theta)$ 总体的样本， $\theta > 0$ 未知，求参数 θ 的最大似然估计。

解：

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n p(x_i; \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n}, & 0 < x_i < \theta, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

续例2. 已知 $\hat{\theta}_M$ 与 $\frac{n+1}{n}\hat{\theta}_{MLE}$ 都是 θ 的无偏估计, 通过比较方差知后者比前者有效。

定义

- 设 X 是概率空间 (Ω, \mathcal{F}, P) 上的随机变量, 事件 $A \in \mathcal{F}$ 满足 $P(A) > 0$ 。则称

$$F_{X|A} : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, \quad F_{X|A}(x) = P(X \leq x|A) = \frac{P(X \leq x, A)}{P(A)}$$

为在已知 A 发生的情况下 X 的条件分布函数。

- 如果存在非负可积函数 $p_{X|A} : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 使得条件分布函数

$$F_{X|A}(x) = \int_{-\infty}^x p_{X|A}(u) du,$$

则称 $p_{X|A}$ 为在已知 A 发生的情况下 X 的条件密度函数。

- ② 若 $P(A) > 0$, 则 $E(X|A) = E(XI_A)/E I_A = E(XI_A)/P(A)$ 。

证明: (2)

$$\begin{aligned} E(XI_A) &= E[E(XI_A|I_A)] = E(XI_A|A)P(A) + E(XI_A|\bar{A})P(\bar{A}) \\ &= E(X|A)P(A). \end{aligned}$$

$$(X, Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$$

- $X^* = (X - \mu_1)/\sigma_1, Y^* = (Y - \mu_2)/\sigma_2$;
- $(X^*, Y^*) \sim N(0, 0, 1, 1, \rho), X^*|Y^* = y \sim N(\rho y, 1 - \rho^2)$;
- $(X^*|Y = y) = (X^*|Y^* = \frac{y - \mu_2}{\sigma_2}) \sim N(\rho(y - \mu_2)/\sigma_2, 1 - \rho^2)$;
- $(X|Y = y) = (\sigma_1 X^* + \mu_1|Y = y) \sim N\left(\mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2}(y - \mu_2), (1 - \rho^2)\sigma_1^2\right)$;
- $E(X|Y) = \mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2}(Y - \mu_2)$;
- $Var(X|Y) = (1 - \rho^2)\sigma_1^2$ 。

