

习题 1 绪论

1、试举出一个有限总体的例子. 并指出其概率分布.

略

2、试举出一个无限总体的例子. 并指出其概率分布.

略

3、一个总体有 N 个元素, 其指标分别为 $a_1 > a_2 > \dots > a_N$, 指定自然数 $M < N, n < N$,

并设 $m = nM/N$ 为整数. 在 (a_1, \dots, a_M) 中不放回地随机抽出 m 个, 在 (a_{M+1}, \dots, a_N) 中不放回地随机抽出 $n - m$ 个. 写出所得样本的分布.

解:

设所得样本为 (X_1, \dots, X_n) , 则前 m 个个体的 (X_1, \dots, X_m) 在 (a_1, \dots, a_M) 中不放回抽取

共有 $A_M^m = \frac{M!}{m!}$ 种等可能结果, 后 $n - m$ 个个体的 (X_{m+1}, \dots, X_n) 在 (a_{M+1}, \dots, a_N) 中抽取

共有 $A_{N-M}^{n-m} = \frac{(N-M)!}{(n-m)!}$ 种等可能结果. 故 (X_1, \dots, X_n) 共有 $A_M^m \cdot A_{N-M}^{n-m}$ 种等可能结果.

$$\text{故 } P(X_1 = x_1, \dots, X_m = x_m, X_{m+1} = x_{m+1}, \dots, X_n = x_n) = \frac{1}{A_M^m \cdot A_{N-M}^{n-m}} = \frac{m!(n-m)!}{M!(N-M)!}.$$

4、一物体的重量 a 未知, 有两架天平可用, 其随机误差分别服从正态分布 $N(0, \sigma_1^2)$ 和

$N(0, \sigma_2^2)$, σ_1^2 和 σ_2^2 都未知. 先把物件在第一架天平上称两次得 X_1, X_2 , 再在第二架天平上称

两次得 X_3, X_4 , 然后视 $|X_1 - X_2| \leq |X_3 - X_4|$ 或否而在第一架天平或第二架天平上再称

$n - 4$ 次得 X_5, \dots, X_n . 写出 (X_1, \dots, X_n) 的密度.

解:

$$\text{由题意可知 } X_1, X_2 \sim N(a, \sigma_1^2), f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(x-a)^2}{\sigma_1^2}},$$

$$X_3, X_4 \sim N(a, \sigma_2^2), f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(x-a)^2}{\sigma_2^2}}$$

$$\text{当 } |X_1 - X_2| \leq |X_3 - X_4| \text{ 时 } X_i \sim N(a, \sigma_1^2), f_{X_i}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(x-a)^2}{\sigma_1^2}}$$

$$\text{当 } |X_1 - X_2| \geq |X_3 - X_4| \text{ 时 } X_i \sim N(a, \sigma_2^2), f_{X_i}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(x-a)^2}{\sigma_2^2}},$$

又因为 X_1, \dots, X_n 相互独立,

$$\text{故 } f_{X_1, \dots, X_n}(x_1, \dots, x_n) =$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n \sigma_1^{n-2} \sigma_2^2} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^2 (x_i - a)^2 + \sum_{k=5}^n (x_k - a)^2 - \sum_{j=3}^4 (x_j - a)^2}{\sigma_1^2} - \frac{\sum_{j=3}^4 (x_j - a)^2}{\sigma_2^2} \right\}, |X_1 - X_2| \leq |X_3 - X_4| \\ \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n \sigma_1^2 \sigma_2^{n-2}} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^2 (x_i - a)^2}{\sigma_1^2} - \frac{\sum_{j=3}^n (x_j - a)^2}{\sigma_2^2} \right\}, |X_1 - X_2| \geq |X_3 - X_4| \end{array} \right.$$

5、设总体 X 服从两点分布 $b(1, p)$ (即 $P(X=1) = p, P(X=0) = 1-p$), 其中 p 是未知参数,

$\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_5)$ 为从此总体中抽取的简单样本.

- (1) 写出样本空间 \mathcal{X} 和 \mathbf{X} 的概率分布.
- (2) 指出 $X_1 + X_2, \min_{1 \leq i \leq 5} X_i, X_5 + 2p, X_5 - E(X_1), (X_5 - X_1)^2/D(X_1)$ 哪些是统计量, 哪些不是, 为什么?
- (3) 设样本观察值 (X_1, \dots, X_n) 中有 m 个 1, $n-m$ 个 0, 求此样本的经验分布函数.

解:

(1)、 $\mathcal{X} = \{(X_1, \dots, X_5): X_i = 0 \text{ 或 } 1, i = 1, 2, 3, 4, 5\}, \sum_{i=1}^5 X_i \sim b(5, p)$

(2)、 $X_1 + X_2$ 和 $\min_{1 \leq i \leq 5} X_i$ 是统计量, $X_5 + 2p, X_5 - E(X_1), (X_5 - X_1)^2/D(X_1)$ 不是统计量, 因为它们的值还和未知参数 p 有关.

(3)、
$$F_{(n)}(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ \frac{n-m}{n}, & 0 \leq x < 1 \\ 1, & 1 \leq x \end{cases}$$

6、设 $a \neq 0$ 和 b 皆为常数, 令 $y_i = ax_i + b, i = 1, 2, \dots, n$. 试证明 y_1, \dots, y_n 的样本均值 \bar{y} ,

样本方差 S_y^2 和 x_1, \dots, x_n 的样本均值 \bar{x} , 样本方差 S_x^2 之间存在下列关系:

$$\bar{y} = a\bar{x} + b, \quad S_y^2 = a^2 S_x^2.$$

根据这个结果, 利用适当的变换, 求下列一组数据的样本均值和样本方差.

480, 550, 500, 590, 510, 560, 490, 600, 580.

解:

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i = \frac{1}{n} \left(a \sum_{i=1}^n x_i + nb \right) = a\bar{x} + b$$

$$S_y^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (ax_i + b - a\bar{x} - b)^2 = \frac{a^2}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = a^2 S_x^2$$

则对此样本数据作下列变换 $y_i = 10x_i + 500, i = 1, 2, \dots, 9$

则 $x_i, i = 1, 2, \dots, 9$ 依次为 $-2, 5, 0, 9, 1, 6, -1, 10, 8$, 则 $\bar{x} = 4, S_x^2 = 21$

故 $\bar{y} = 10\bar{x} + 500 = 540, S_y^2 = 100S_x^2 = 2100$, 故样本均值为 540, 样本方差为 2100.

7、设容量为 10 的样本观察值为

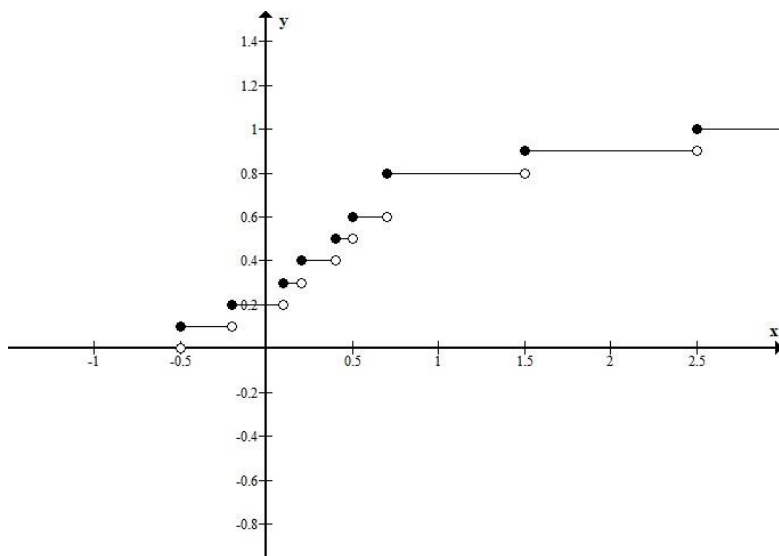
0.5, 0.7, 0.2, 0.7, 0.4, 2.5, 1.5, -0.2, -0.5, 0.1.

试绘出经验分布函数的图形.

解:

$$\text{经验分布函数 } f(x) = \begin{cases} 0, & x < -0.5 \\ 0.1, & -0.5 \leq x < 0.2 \\ 0.2, & -0.2 \leq x < 0.1 \\ 0.3, & 0.1 \leq x < 0.2 \\ 0.4, & 0.2 \leq x < 0.4 \\ 0.5, & 0.4 \leq x < 0.5 \\ 0.6, & 0.5 \leq x < 0.7 \\ 0.8, & 0.7 \leq x < 1.5 \\ 0.9, & 1.5 \leq x < 2.5 \\ 1, & 2.5 \leq x \end{cases}$$

图形如图所示:



8、设 X_1, \dots, X_n 是取自总体分布函数为 $F(x)$ 的样本, $F_n(x)$ 为其经验分布函数. 证明对任意给定的实数 x ,

$$P\left(\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = F(x)\right) = 1$$

$$P\left(\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x+0) = F(x+0)\right) = 1$$

解:

令随机变量 $Y_i = I_{(-\infty, x]}(X_i), i = 1, \dots, n$, 则易见 $Y_1, \dots, Y_n \text{ i.i.d. } \sim b(1, F(x))$, 即 Y_1, \dots, Y_n 为独立同分布的伯努利随机变量序列, $P(Y_i = 0) = 1 - F(x), P(Y_i = 1) = F(x)$, 且有 $F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$,

由 Borel 强大数定律可知 $F_n(x) \xrightarrow{a.s.} F(x)$, 也即 $P\left(\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = F(x)\right) = 1$

又因为分布函数右连续, 故 $P\left(\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x+0) = F(x+0)\right) = 1$

9、在正态总体 $N(50, 6^2)$ 中抽取容量为 36 的简单样本, 求样本均值 \bar{X} 落在 50.6 和 51.8 之间的概率.

解:

$$\bar{X} \sim N(50, 1), P(50.6 < \bar{X} < 51.8) = P(0.6 < \bar{X} - 50 < 1.8) = \Phi(1.8) - \Phi(0.6) = 0.2384.$$

10、设 X_1, \dots, X_{100} 是取自总体 $X \sim N(\mu, 1)$ 的样本, 试确定常数 c , 使得对任意的 $\mu > 0$,

$P(|\bar{X}| < c)$ 都不超过 0.05.

解:

$$\text{由题意可知 } \bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{1}{100}\right), \text{ 则 } P(|\bar{X}| < c) = P\left(\frac{-c - \mu}{1/10} < \frac{\bar{X} - \mu}{1/10} < \frac{c - \mu}{1/10}\right)$$

$$= \Phi(10(c - \mu)) - \Phi(-10(c + \mu)) \leq 0.05.$$

$$\text{又因为 } \mu > 0, \text{ 故 } \Phi(10(c - \mu)) - \Phi(-10(c + \mu)) < \Phi(10c) - \Phi(-10c)$$

$$= 2\Phi(10c) - 1 \leq 0.05, \text{ 得 } c \leq 0.006.$$

11、设 X_1, \dots, X_n 是取自总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 的简单样本, 假如要以 99.7% 的概率保证偏差

$|\bar{X} - \mu| < 0.1$, 试问在 $\sigma^2 = 0.5$ 时, 样本容量 n 应取多大?

解:

$$P(|\bar{X} - \mu| < 0.1) = P\left(\frac{|\bar{X} - \mu|}{\sigma/\sqrt{n}} < \frac{0.1\sqrt{n}}{\sigma}\right) = 2\Phi\left(\frac{0.1\sqrt{n}}{\sigma}\right) - 1 = 0.997,$$

$$\text{即 } \Phi\left(\frac{0.1\sqrt{n}}{\sigma}\right) = 0.9985, \text{ 解得 } n = 441$$

12、利用切比雪夫不等式求一枚均匀硬币需抛掷多少次才能使样本均值 \bar{X} 落在 0.4 和 0.6

之间的概率至少为 0.9 (此处 $X_i = 1$ 表示抛掷硬币出现正面, 否则 $X_i = 0, i = 1, \dots, n$) ?

若用中心极限定理计算这个问题, 需抛掷的次数又是多少?

解:

切比雪夫不等式: $\forall \varepsilon > 0, P(|X - E(X)| \geq \varepsilon) \leq \frac{D(X)}{\varepsilon^2}$

$X_i \sim b\left(1, \frac{1}{2}\right)$, 则 $\sum_{i=1}^n X_i \sim b\left(n, \frac{1}{2}\right)$, $n\bar{X} \sim b\left(n, \frac{1}{2}\right)$, $E(n\bar{X}) = 0.5n$, $D(n\bar{X}) = 0.25n$,

则 $P(0.4 < \bar{X} < 0.6) = P(0.4n < n\bar{X} < 0.6n)$

$$= P(|n\bar{X} - 0.5n| < 0.1n) > 1 - \frac{0.25n}{(0.1n)^2} = 1 - \frac{25}{n} \geq 0.9, n \geq 250.$$

中心极限定理: 当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\frac{n\bar{X} - 0.5n}{\sqrt{0.25n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$, 即 $\frac{\bar{X} - 0.5}{\sqrt{0.25/n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$.

$$\text{则 } P(0.4 < \bar{X} < 0.6) = P\left(-\frac{0.1}{\sqrt{0.25/n}} < \frac{\bar{X} - 0.5}{\sqrt{0.25/n}} < \frac{0.1}{\sqrt{0.25/n}}\right) = 2\Phi\left(\frac{0.1}{\sqrt{0.25/n}}\right) - 1 \geq 0.9$$

得 $n \geq 68$.

习题 2 抽样分布及若干预备知识

1、设从正态总体 $(20, 9)$ 中分别抽取容量为 10 和 15 的两组独立样本，记这两组样本的样本均值和样本方差分别为 \bar{X} , \bar{Y} 和 S_X^2 , S_Y^2 .

(1) 求两样本均值差的绝对值大于 0.3 的概率. (2) 求 $9S_X^2 + 14S_Y^2$ 大于 164 的概率.

解: (1) 由推论 2.2.2 可得 $\bar{X} \sim N(20, 0.9)$, $\bar{Y} \sim N(20, 0.6)$

又因为两组样本独立, 所以 $\bar{X} - \bar{Y} \sim N(0, 1.5)$, 故

$$\begin{aligned} & P(|\bar{X} - \bar{Y}| > 0.3) \\ &= P\left(\left|\frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{1.5}}\right| > \frac{0.3}{\sqrt{1.5}}\right) \\ &= 2\left(1 - \Phi\left(\frac{\sqrt{6}}{10}\right)\right) = 0.806 \end{aligned}$$

即两样本均值差的绝对值大于 0.3 的概率为 0.806

(2) 由定理 2.3.3 可知 $9S_X^2/9 \sim \chi_9^2$, $14S_Y^2/9 \sim \chi_{14}^2$, 故

$9S_X^2/9 + 14S_Y^2/9 \sim \chi_{23}^2$, 故

$$\begin{aligned} & P(9S_X^2 + 14S_Y^2 > 164) \\ &= P\left(\frac{9S_X^2 + 14S_Y^2}{9} > \frac{164}{9}\right) \\ &= P\left(\chi_{23}^2 > \frac{164}{9}\right) \\ &= 0.75 \end{aligned}$$

即 $9S_X^2 + 14S_Y^2$ 大于 164 的概率为 0.75.

2、设 X_1, \dots, X_n 和 Y_1, \dots, Y_n 是分别从正态总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 中抽取的两组简单样本, 且二者相互独立. 令 \bar{X} 和 \bar{Y} 分别为这两组样本的样本均值, 试确定样本大小 n 的近似值, 使得

$$P(|\bar{X} - \bar{Y}| > \sigma) \approx 0.01$$

解: 由已知得 $\bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2/n)$, $\bar{Y} \sim N(\mu, \sigma^2/n)$

$$\text{故 } \bar{X} - \bar{Y} \sim N(0, 2\sigma^2/n), \text{ 则 } P(|\bar{X} - \bar{Y}| > \sigma) = P\left(\frac{|\bar{X} - \bar{Y}|}{\sqrt{2/n}\sigma} > \frac{\sigma}{\sqrt{2/n}\sigma}\right)$$

$$\text{也即 } P(|\bar{X} - \bar{Y}| > \sigma) = 2(1 - \Phi(\sqrt{n/2}))$$

即 $2(1 - \Phi(\sqrt{n/2})) = 0.01$, $\Phi(\sqrt{n/2}) = 0.995$, 查阅表得 $n=13.2098$, 取其近似值 13.

3、设 X_1, \dots, X_n 为从下列总体中抽取的简单样本, 利用特征函数试求样本均值 \bar{X} 的分布:

- (1) 正态总体 $N(a, \sigma^2)$;
- (2) 参数为 λ 的 Poisson 总体 $P(\lambda)$;
- (3) 参数为 λ 的指数分布.

解: (1) 设 $Y \sim N(0, 1)$, 则 $\varphi_Y(t) = e^{-\frac{t^2}{2}}$

又因为 $X = \sigma Y + a$, 故 $\varphi_X(t) = E(X) = E(e^{it\sigma Y + ita}) = e^{ita - \frac{\sigma^2}{2} t^2}$.

$$\varphi_{\bar{X}}(t) = \varphi_{\sum_{i=1}^n \frac{X_i}{n}}(t) = \prod_{i=1}^n \varphi_{\frac{X_i}{n}}(t) = \prod_{i=1}^n \varphi_{X_i}\left(\frac{t}{n}\right) = \prod_{i=1}^n e^{\frac{ita}{n} - \frac{\sigma^2}{2} \left(\frac{t}{n}\right)^2} = e^{ita - \frac{\sigma^2}{2n} t^2}$$

这正是正态分布 $N\left(a, \frac{\sigma^2}{n}\right)$ 的特征函数, 再由特征函数的唯一性定理可知

$$\bar{X} \sim N\left(a, \frac{\sigma^2}{n}\right).$$

$$(2) P(\lambda) \text{ 的特征函数 } \varphi_X(t) = \sum_{k=0}^{\infty} e^{ikt} \frac{\lambda^k}{k!} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\lambda e^{it})^k}{k!} e^{-\lambda} = e^{\lambda(e^{it} - 1)},$$

$$\varphi_{\bar{X}}(t) = \prod_{i=1}^n \varphi_{\frac{X_i}{n}}(t) = \prod_{i=1}^n \varphi_{X_i}\left(\frac{t}{n}\right) = \prod_{i=1}^n e^{\lambda\left(e^{\frac{it}{n}} - 1\right)} = e^{n\lambda\left(e^{\frac{it}{n}} - 1\right)}$$

故 $\varphi_{n\bar{X}}(t) = e^{n\lambda(e^{it} - 1)}$, 又因为 $P(n\lambda)$ 的特征函数也为 $\varphi_{n\bar{X}}(t) = e^{n\lambda(e^{it} - 1)}$, 由特征函数的唯一性

定理可知, $n\bar{X} \sim P(n\lambda)$,

$$\text{故 } P(n\bar{X} = k) = \frac{(n\lambda)^k}{k!} e^{-n\lambda} \implies P\left(\bar{X} = \frac{k}{n}\right) = \frac{(n\lambda)^k}{k!} e^{-n\lambda} \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

(3) $Exp(\lambda)$ 的特征函数 $\varphi_X(t) = \left(1 - \frac{it}{\lambda}\right)^{-1}$, 故

$$\varphi_{n\bar{X}}(t) = \prod_{i=1}^n \varphi_{X_i}(t) = \left(1 - \frac{it}{\lambda}\right)^{-n}, \text{ 即 } n\bar{X} \sim Ga(n, \lambda) \text{ 即}$$

$$f_{n\bar{X}}(x) = \frac{\lambda^n}{\Gamma(n)} x^{n-1} e^{-\lambda x} \implies f_{\bar{X}}(x) = \frac{(n\lambda)^n}{\Gamma(n)} x^{n-1} e^{-n\lambda x}$$

4、设 X_1, \dots, X_n 是从两点分布 $b(1, p)$ 中抽取的简单样本, $0 < p < 1$, \bar{X} 和 S_n^2 为样本均值和样

本方差, 求 $S_n^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / n$ 的分布.

$$\text{解: } S_n^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / n = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2 \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2$$

$$X_i = \begin{cases} 1 & \text{第 } i \text{ 个成立} \\ 0 & \text{第 } i \text{ 个不成立} \end{cases} \quad \text{故 } X_i^2 = \begin{cases} 1 & \text{第 } i \text{ 个成立} \\ 0 & \text{第 } i \text{ 个不成立} \end{cases}$$

$$\text{故 } \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 = \bar{X}, \text{ 即 } S_n^2 = \bar{X} - \bar{X}^2$$

$$\text{又因为 } P\left(\bar{X} = \frac{k}{n}\right) = C_n^k p^k (1-p)^{n-k},$$

$$\text{故 } P\left(S_n^2 = \frac{k}{n} - \frac{k^2}{n^2}\right) = P\left(\bar{X} = \frac{k}{n}, \frac{n-k}{n}\right)$$

$$= \begin{cases} C_n^k p^k (1-p)^{n-k} + C_n^{n-k} p^{n-k} (1-p)^k, k=0, \dots, \left[\frac{n}{2}\right] & n \text{ 为奇数} \\ \begin{cases} C_n^k p^k (1-p)^{n-k} + C_n^{n-k} p^{n-k} (1-p)^k, & k=0, 1, \dots, \frac{n}{2}-1 \\ C_n^{n/2} p^{n/2} (1-p)^{n/2}, & k = \frac{n}{2} \end{cases} & n \text{ 为偶数} \end{cases}$$

5、设 X_1, X_2 为取自正态总体 $X \sim N(0, \sigma^2)$ 的一个样本, 证明统计量 X_1/X_2 和 $\sqrt{X_1^2 + X_2^2}$ 是相互独立的

解:

$$\text{令 } U = \frac{X_1}{X_2}, V = \sqrt{X_1^2 + X_2^2}, \text{ 即 } u = \frac{x_1}{x_2}, v = \sqrt{x_1^2 + x_2^2}$$

$$\text{也即 } \textcircled{1} x_1 = \frac{uv}{\sqrt{1+u^2}}, x_2 = \frac{v}{\sqrt{1+u^2}} (x_2 > 0)$$

$$\textcircled{2} x_1 = \frac{-uv}{\sqrt{1+u^2}}, x_2 = \frac{-v}{\sqrt{1+u^2}} (x_2 < 0)$$

由此可得雅可比行列式

$$J' = \begin{vmatrix} \frac{\partial u}{\partial x_1} & \frac{\partial u}{\partial x_2} \\ \frac{\partial v}{\partial x_1} & \frac{\partial v}{\partial x_2} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \frac{1}{x_2} & -\frac{x_1}{x_2^2} \\ \frac{x_1}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2}} & \frac{x_2}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2}} \end{vmatrix} = \left(\frac{1}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2}} \right) \left(1 + \left(\frac{x_1}{x_2} \right)^2 \right) = \frac{1+u^2}{v}$$

$$\text{故 } J = \begin{vmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial u} & \frac{\partial x_1}{\partial v} \\ \frac{\partial x_2}{\partial u} & \frac{\partial x_2}{\partial v} \end{vmatrix} = \frac{1}{J'} = \frac{v}{1+u^2}$$

因此在情况①下

$$f_{U,V}(u,v) = f_{X_1,X_2}\left(\frac{uv}{\sqrt{1+u^2}}, \frac{v}{\sqrt{1+u^2}}\right) \cdot |J| = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{v^2}{2\sigma^2}} \cdot \frac{v}{1+u^2} (v > 0)$$

同理可得情况②下

$$f_{U,V}(u,v) = f_{X_1,X_2}\left(\frac{-uv}{\sqrt{1+u^2}}, \frac{-v}{\sqrt{1+u^2}}\right) \cdot |J| = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{v^2}{2\sigma^2}} \cdot \frac{v}{1+u^2} (v > 0)$$

综上所述 U, V 的联合概率密度为上述两个概率密度之和, 也即

$$f_{U,V}(u,v) = \frac{1}{\pi\sigma^2} e^{-\frac{v^2}{2\sigma^2}} \cdot \frac{v}{1+u^2} (u \in \mathbb{R}, v > 0)$$

$f_{U,V}(u,v)$ 可分离变量, 故 $\frac{X_1}{X_2}$ 与 $\sqrt{X_1^2 + X_2^2}$ 独立.

注: 也可利用Basu定理, $\sqrt{X_1^2 + X_2^2}$ 是 σ^2 的充分完全统计量, $\frac{X_1}{X_2}$ 的分布与 σ^2 无关, 故

$\sqrt{X_1^2 + X_2^2}$ 和 $\frac{X_1}{X_2}$ 独立.

6、设 X_1, \dots, X_n i.i.d. $\sim F$, $(X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(n)})$ 是其次序统计量, 已知 $P(X_{(m)} < x) =$

$\sum_{i=m}^n \binom{n}{i} (F(x))^i (1-F(x))^{n-i}$, 证明下列恒等式:

$$\sum_{i=m}^n \binom{n}{i} (F(x))^i (1-F(x))^{n-i} = m \binom{n}{m} \int_0^{F(x)} t^{m-1} (1-t)^{n-m} dt.$$

解:

构造关于 p 的函数 $g(p)$,

$$g(p) = \sum_{i=m}^n \binom{n}{i} p^i (1-p)^{n-i} - m \binom{n}{m} \int_0^p t^{m-1} (1-t)^{n-m} dt$$

$$g'(p) = \sum_{i=m}^n \binom{n}{i} i p^{i-1} (1-p)^{n-i} - \sum_{i=m}^n \binom{n}{i} (n-i) p^i (1-p)^{n-i-1} - m \binom{n}{m} p^{m-1} (1-p)^{n-m}$$

$$= \sum_{i=m}^n \binom{n-1}{i-1} n p^{i-1} (1-p)^{n-i} - \sum_{i=m}^{n-1} \binom{n-1}{i} n p^i (1-p)^{n-i-1} - m \binom{n}{m} p^{m-1} (1-p)^{n-m}$$

$$= \sum_{i=m-1}^{n-1} \binom{n-1}{i} n p^i (1-p)^{n-i-1} - \sum_{i=m}^{n-1} \binom{n-1}{i} n p^i (1-p)^{n-i-1} - m \binom{n}{m} p^{m-1} (1-p)^{n-m}$$

$$= \binom{n-1}{m-1} n p^{m-1} (1-p)^{n-m} - m \binom{n}{m} p^{m-1} (1-p)^{n-m}$$

$$= \binom{n}{m} m p^{m-1} (1-p)^{n-m} - m \binom{n}{m} p^{m-1} (1-p)^{n-m} = 0$$

注: $\binom{n}{i} i = \binom{n-1}{i-1} n$, $\binom{n}{i} (n-i) = \binom{n-1}{i} n$,

故 $g(p)$ 为一个常数, 又因为 $g(0) = 0$, 所以 $g(p) = 0$, 因此

$$\sum_{i=m}^n \binom{n}{i} (F(x))^i (1-F(x))^{n-i} = m \binom{n}{m} \int_0^{F(x)} t^{m-1} (1-t)^{n-m} dt.$$

7、设 $r.v. X$ 的分布函数为 $F(x)$, 密度函数为 $f(x)$, X_1, \dots, X_n $i.i.d. \sim f$, 证明

$$\int_{a < x_1 < \dots < x_n < b} f(x_1) \cdots f(x_n) dx_1 \cdots dx_n = \frac{1}{n!} [F(b) - F(a)]^n.$$

次序统计量 $(X_{(1)}, \dots, X_{(n)})$ 的联合分布由式 (2.3.4) 给出, $X_{(m)}$ 的分布可视为 $(X_{(1)}, \dots, X_{(n)})$

联合分布的边缘分布, 利用这一事实和上述恒等式求出 $X_{(m)}$ 的密度函数。

解:

$$\text{可以注意到 } \int_a^b \cdots \int_a^b f(x_1) \cdots f(x_n) dx_1 \cdots dx_n = [F(b) - F(a)]^n,$$

对于 $1, \dots, n$ 的任一排列, i_1, \dots, i_n , 都有

$$\int_{a < x_{i_1} < \dots < x_{i_n} < b} f(x_1) \cdots f(x_n) dx_1 \cdots dx_n = \int_{a < x_1 < \dots < x_n < b} f(x_1) \cdots f(x_n) dx_1 \cdots dx_n$$

$$\begin{aligned} \text{故 } \int_a^b \cdots \int_a^b f(x_1) \cdots f(x_n) dx_1 \cdots dx_n &= \sum_{\text{所有 } i_1, \dots, i_n \text{ 排列}} \int_{a < x_{i_1} < \dots < x_{i_n} < b} f(x_1) \cdots f(x_n) dx_1 \cdots dx_n \\ &= n! \int_{a < x_1 < \dots < x_n < b} f(x_1) \cdots f(x_n) dx_1 \cdots dx_n \end{aligned}$$

$$\text{故 } \int_{a < x_1 < \dots < x_n < b} f(x_1) \cdots f(x_n) dx_1 \cdots dx_n = \frac{1}{n!} [F(b) - F(a)]^n$$

下面求 $f_m(x)$ 的密度函数

由式 (2.3.4) 可知次序统计量 $(X_{(1)}, \dots, X_{(n)})$ 的联合密度

$$g(x_{(1)}, \dots, x_{(n)}) = n! f(x_{(1)}) \cdots f(x_{(n)})$$

$$\begin{aligned} \text{故 } f_m(x) &= \int_{-\infty < x_{(1)} < \dots < x_{(n)} < +\infty} n! f(x_{(1)}) \cdots f(x_{(m-1)}) f(x) f(x_{(m+1)}) \cdots f(x_{(n)}) dx_{(1)} \cdots dx_{(m-1)} dx_{(m+1)} \cdots dx_{(n)} \\ &= n! f(x) \int_{-\infty < x_{(1)} < \dots < x_{(m-1)} < x} f(x_{(1)}) \cdots f(x_{(m-1)}) dx_{(1)} \cdots dx_{(m-1)} \int_{x < x_{(m+1)} < \dots < x_{(n)} < +\infty} f(x_{(m+1)}) \cdots f(x_{(n)}) dx_{(m+1)} \cdots dx_{(n)} \end{aligned}$$

$$= n! f(x) \cdot \frac{1}{(m-1)!} \cdot [F(x) - F(-\infty)]^{m-1} \cdot \frac{1}{(n-m)!} \cdot [F(+\infty) - F(x)]^{n-m}$$

$$= m \cdot \frac{n!}{m! \cdot (n-m)!} [F(x)]^{m-1} [1 - F(x)]^{n-m} f(x)$$

$$= m \binom{n}{m} [F(x)]^{m-1} [1 - F(x)]^{n-m} f(x)$$

8、设 $X_{(1)}, \dots, X_{(n)}$ 为从均匀分布 $U(0, 1)$ 中抽取的次序统计量,

(1) 样本容量 n 为多大时, 才能使 $P(X_{(n)} \geq 0.99) \geq 0.95$?

(2) 求极差 $R_n = X_{(n)} - X_{(1)}$ 的密度函数;

(3) 证明统计量 $Z = 2n(1 - R_n)$ 的极限分布为 χ_4^2 .

解: $X_{(1)}, \dots, X_{(n)} \sim U(0, 1)$

$$F(x) = \begin{cases} 0 & x \in (-\infty, 0] \\ x & x \in (0, 1) \\ 1 & x \in [1, +\infty) \end{cases} \quad f(x) = \begin{cases} 1 & x \in (0, 1) \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

(1)

$$F_n(x) = P(X_{(n)} \leq x) = x^n$$

$$P(X_{(n)} \geq 0.99) = 1 - P(X_{(n)} < 0.99) = 1 - 0.99^n \geq 0.95$$

解得 $n \geq 299$, 故 n 至少为 299 时才能使 $P(X_{(n)} \geq 0.99) \geq 0.95$

(2)

$$f_{1,n}(x, y) = \begin{cases} n(n-1)[F(y) - F(x)]^{n-2} f(x) f(y) & x < y \\ 0 & x > y \end{cases}$$

$$f_{1,n}(x, y) = \begin{cases} n(n-1)(y-x)^{n-2} & x < y \\ 0 & x > y \end{cases}$$

$$\text{令} \begin{cases} r = y - x \\ z = x \end{cases} \text{ 则} \begin{cases} x = z \\ y = z + r \end{cases} \quad J = \frac{\partial(x, y)}{\partial(r, z)} = 1$$

则 $f_{1,n}(r, z) = n(n-1)r^{n-2} \quad (0 < r < 1, 0 < z < 1-r)$

$$f_{R_n}(r) = \begin{cases} \int_0^{1-r} n(n-1)r^{n-2} dz = n(n-1)r^{n-2}(1-r), & 0 < r < 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

$$(3) \quad R_n = 1 - \frac{Z_n}{2n}$$

$$\begin{aligned} f_{Z_n}(z) &= f_{R_n}\left(1 - \frac{z}{2n}\right) \left| \frac{d\left(1 - \frac{z}{2n}\right)}{dz} \right| = \frac{1}{2n} f_{R_n}\left(1 - \frac{z}{2n}\right) \\ &= \frac{1}{2n} n(n-1) \left(1 - \frac{z}{2n}\right)^{n-2} \frac{z}{2n} = \frac{z}{4n} (n-1) \left(1 - \frac{z}{2n}\right)^{n-2} \quad (0 < z < 2n) \end{aligned}$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} f_{Z_n}(z) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{z}{4n} (n-1) \left(1 - \frac{z}{2n}\right)^{n-2} = \frac{z}{4} e^{-\frac{z}{2}} = \frac{\left(\frac{1}{2}\right)^2}{\Gamma(2)} z^{2-1} e^{-\frac{z}{2}} \sim Ga\left(2, \frac{1}{2}\right) \sim \chi_4^2$$

9、设总体 $X \sim N(0, 1)$, 令 F 为其分布函数. 从这总体中获取一组样本观察值: $X_1 = 0$, $X_2 = 0.2, X_3 = 0.25, X_4 = -0.3, X_5 = -0.1, X_6 = 2, X_7 = 0.15, X_8 = 1, X_9 = -0.7, X_{10} = -1$.

- (1) 求上述样本的经验分布函数;
- (2) 计算 $E\{F(X_{(6)})\}, D\{F(X_{(6)})\}$, $X_{(6)}$ 为容量是 10 的次序统计量.
- (3) 计算容量 $n=10$ 的样本中次序统计量 $X_{(6)}$ 的分布函数在 0.2 处的值.

解:

- (1) 将样本值有序排列: $-1, -0.7, -0.3, -0.1, 0, 0.15, 0.2, 0.25, 1, 2$

$$F_{(n)}(x) = \begin{cases} 0 & x < -1 \\ \frac{1}{10} & -1 \leq x < -0.7 \\ \frac{2}{10} & -0.7 \leq x < -0.3 \\ \frac{3}{10} & -0.3 \leq x < -0.1 \\ \frac{4}{10} & -0.1 \leq x < 0 \\ \frac{5}{10} & 0 \leq x < 0.15 \\ \frac{6}{10} & 0.15 \leq x < 0.2 \\ \frac{7}{10} & 0.2 \leq x < 0.25 \\ \frac{8}{10} & 0.25 \leq x < 1 \\ \frac{9}{10} & 1 \leq x < 2 \\ 1 & 2 \leq x \end{cases}$$

(2) $X_{(6)}$ 的密度函数为 $f_6(x) = 6 \binom{10}{6} (F(x))^{6-1} (1-F(x))^4 f(x)$

$$E\{F(X_{(6)})\} = \int_{-\infty}^{+\infty} 6 \binom{10}{6} (F(x))^6 (1-F(x))^4 f(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} 6 \binom{10}{6} (F(x))^6 (1-F(x))^4 dF(x)$$

$$\stackrel{F(x)=t}{=} \int_0^1 6 \binom{10}{6} t^{7-1} (1-t)^{5-1} dt = 6 \binom{10}{6} \frac{\Gamma(7)\Gamma(5)}{\Gamma(12)} = \frac{6}{11}.$$

$$E\{F^2(X_{(6)})\} = \int_{-\infty}^{+\infty} 6 \binom{10}{6} (F(x))^7 (1-F(x))^4 f(x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} 6 \binom{10}{6} (F(x))^7 (1-F(x))^4 dF(x)$$

$$\stackrel{F(x)=t}{=} \int_0^1 6 \binom{10}{6} t^{8-1} (1-t)^{5-1} dt = 6 \binom{10}{6} \frac{\Gamma(8)\Gamma(5)}{\Gamma(13)} = \frac{7}{22}.$$

$$D\{F(X_{(6)})\} = E\{F^2(X_{(6)})\} - E^2\{F(X_{(6)})\} = \frac{5}{242}.$$

$$(3) F(X_{(6)}) = P(X_{(6)} < x) = \sum_{i=6}^{10} \binom{10}{i} (F(x))^i (1 - F(x))^{10-i}$$

$$x = 0.2 \text{ 时, } F(x) = 0.5793, \text{ 故 } F(X_{(6)}) = \sum_{i=6}^{10} \binom{10}{i} (0.5793)^i (0.4207)^{10-i} = 0.5804$$

10、设总体 X 服从威布尔分布，其分布函数为

$$F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-(x/\beta)^\alpha}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$$

其中 α 为形状参数， β 为刻度参数。($X_{(1)}, \dots, X_{(n)}$) 为从此总体中抽取的简单样本，试证

$Y = \min\{X_{(1)}, \dots, X_{(n)}\}$ 仍服从威布尔分布并指出 Y 的分布的形状参数和刻度参数是什么？

解：

$$\begin{aligned} F_Y(y) &= P(Y \leq y) = 1 - [1 - F_X(y)]^n = 1 - e^{-n(x/\beta)^\alpha} \\ &= 1 - e^{-\left(x/n^{-\frac{1}{\alpha}}\beta\right)^\alpha}, \quad y \geq 0 \end{aligned}$$

故形状参数为 α ，刻度参数为 $n^{-\frac{1}{\alpha}}\beta$ 。

11、设 $X_1, \dots, X_n \text{ i.i.d. } \sim N(a, \sigma^2)$ ，且 $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ ， $S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ ，又设

$X_{n+1} \sim N(a, \sigma^2)$ 且与 X_1, \dots, X_n 独立，试求统计量 $\frac{X_{n+1} - \bar{X}}{S_n} \sqrt{\frac{n-1}{n+1}}$ 的分布。

解：

X_{n+1} 与 \bar{X} 独立，故 $X_{n+1} - \bar{X} \sim N\left(0, \frac{n+1}{n}\sigma^2\right)$

故 $\frac{X_{n+1} - \bar{X}}{\sqrt{\frac{n+1}{n}\sigma^2}} \sim N(0, 1)$ ，又因为 $\frac{nS_n^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$ ，故

$$\frac{\frac{X_{n+1} - \bar{X}}{\sqrt{\frac{n+1}{n}\sigma^2}}}{\sqrt{\frac{nS_n^2}{\sigma^2}}} = \frac{X_{n+1} - \bar{X}}{S_n} \sqrt{\frac{n-1}{n+1}} \sim t(n-1)$$

12、设 $X_1, \dots, X_n \text{ i.i.d. } \sim N(\mu_1, \sigma^2)$ ， $Y_1, \dots, Y_n \text{ i.i.d. } \sim N(\mu_2, \sigma^2)$ ，且 X_1, \dots, X_n 和 Y_1, \dots, Y_n

相互独立， \bar{X} 和 \bar{Y} 分别表示它们的样本均值， S_{1m}^2 和 S_{2n}^2 定义类似上题中的 S_n^2 。 α 和 β 是两

个给定的实数，试求 $T = \frac{\alpha(\bar{X} - \mu_1) + \beta(\bar{Y} - \mu_2)}{\sqrt{\frac{mS_{1m}^2 + nS_{2n}^2}{n+m-2} \cdot \left(\frac{\alpha^2}{m} + \frac{\beta^2}{n}\right)}}$ 的分布。

解

$$\bar{X} - \mu_1 \sim N\left(0, \frac{\sigma^2}{m}\right), \bar{Y} - \mu_2 \sim N\left(0, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

$$\text{故 } \alpha(\bar{X} - \mu_1) + \beta(\bar{Y} - \mu_2) \sim N\left(0, \left(\frac{\alpha^2}{m} + \frac{\beta^2}{n}\right)\sigma^2\right)$$

$$\text{因此 } \frac{\alpha(\bar{X} - \mu_1) + \beta(\bar{Y} - \mu_2)}{\sqrt{\frac{\alpha^2}{m} + \frac{\beta^2}{n}} \cdot \sigma} \sim N(0, 1)$$

$$\text{又因为 } \frac{mS_{1m}^2}{\sigma^2} \sim \chi_{m-1}^2, \frac{nS_{2n}^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$$

$$\text{故 } \frac{mS_{1m}^2 + nS_{2n}^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n+m-2}^2$$

$$\text{因此 } T = \frac{\alpha(\bar{X} - \mu_1) + \beta(\bar{Y} - \mu_2)}{\sqrt{\frac{mS_{1m}^2 + nS_{2n}^2}{n+m-2} \cdot \left(\frac{\alpha^2}{m} + \frac{\beta^2}{n}\right)}} \sim t(n+m-2)$$

13、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(a, \sigma^2)$, $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$, $S = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$, 记 $\xi =$

$(X_1 - \bar{X})/S$. 试找出 ξ 与 t 分布的联系, 因而定出 ξ 的密度.

解:

作正交变换 $Y = AX$

$$A = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{n}} & \frac{1}{\sqrt{n}} & \cdots & \frac{1}{\sqrt{n}} \\ \frac{n-1}{\sqrt{n(n-1)}} & -\frac{1}{\sqrt{n(n-1)}} & \cdots & -\frac{1}{\sqrt{n(n-1)}} \\ c_{31} & c_{32} & \cdots & c_{3n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nn} \end{pmatrix}$$

$$\text{故有 } Y_1 = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n X_i = \sqrt{n} \bar{X}$$

$$Y_2 = \sqrt{\frac{n}{n-1}} (X_1 - \bar{X})$$

$$\sum_{i=1}^n y_i^2 = Y^T Y = X^T A^T A X = X^T X = \sum_{i=1}^n X_i^2$$

$$\begin{aligned} f(x_1, \dots, x_n) &= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n (x_i^2 - 2\mu x_i + \mu^2)}{2\sigma^2}} \\ &= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n y_i^2 - 2\sqrt{n}y_1\mu + n\mu^2}{2\sigma^2}} = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{\sum_{i=2}^n y_i^2 + (y_1 - \sqrt{n}\mu)^2}{2\sigma^2}} \end{aligned}$$

因此 y_2, \dots, y_n 独立同分布于 $N(0, \sigma^2)$, 且 $(n-1) \cdot s^2 = \sum_{i=2}^n y_i^2$.

$$\text{令 } t = \frac{y_2}{\sqrt{y_2^2 + \dots + y_n^2 / (n-2)}} = \frac{y_2}{\sqrt{[(n-1)s^2 - y_2^2] / (n-2)}},$$

$t \sim t(n-2)$, 而

$$\begin{aligned} \xi &= (x_i - \bar{x}) / s = \frac{n-1}{\sqrt{n}} \frac{y_2}{\sqrt{(n-1)s^2}} \\ &= \frac{n-1}{\sqrt{n}} \frac{\frac{y_2}{\sqrt{[(n-1)s^2 - y_2^2] / (n-2)}}}{\sqrt{\frac{(n-1)s^2}{[(n-1)s^2 - y_2^2] / (n-2)}}} = \frac{n-1}{\sqrt{n}} \frac{t}{\sqrt{n-2+t^2}} \end{aligned}$$

此式即为 ξ 与 t 分布的联系, 因而可以据此定出 ξ 的密度.

14、设 X_1, \dots, X_n 独立, $X_i \sim N(0, \sigma_i^2), i=1, \dots, n$, 定义

$$\xi = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - Z)^2}{\sigma_i^2}, \quad \text{其中 } Z = \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\sigma_i^2} / \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2},$$

求 ξ 的分布 (提示: 作适当的正交变换).

解:

$$\begin{aligned} \xi &= \sum_{i=1}^n \frac{X_i^2 - 2ZX_i + Z^2}{\sigma_i^2} = \sum_{i=1}^n \frac{X_i^2}{\sigma_i^2} - 2Z \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\sigma_i^2} + Z^2 \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{X_i^2}{\sigma_i^2} - Z \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\sigma_i^2} = \sum_{i=1}^n \frac{X_i^2}{\sigma_i^2} - \left(\sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\sigma_i^2} \right)^2 / \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{X_i^2}{\sigma_i^2} - \left(\sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\sigma_i} \cdot \frac{1}{\sigma_i \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2}}} \right)^2. \end{aligned}$$

作下列正交变换

$$\begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \sigma_1 \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2}} & \dots & \sigma_n \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2}} \\ a_{21} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{X_1}{\sigma_1} \\ \frac{X_2}{\sigma_2} \\ \vdots \\ \frac{X_n}{\sigma_n} \end{pmatrix}$$

则有

$$Y_1^2 + Y_2^2 + \dots + Y_n^2 = \frac{X_1^2}{\sigma_1} + \frac{X_2^2}{\sigma_2} + \dots + \frac{X_n^2}{\sigma_n}$$

$$Y_1 = \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\sigma_i} \cdot \frac{1}{\sigma_i \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2}}}$$

故

$$\xi = \sum_{i=2}^n Y_i^2,$$

又因为 $\frac{X_i}{\sigma_i} \sim N(0, 1)$, 故 $Y_i \sim N(0, 1)$, 因此 $\xi \sim \chi_{n-1}^2$.

15、若 X 服从自由度为 n 的 χ^2 分布, 试证

(1) X 的特征函数为 $\varphi(t) = (1 - 2it)^{-\frac{n}{2}}$;

(2) $EX = n, D(X) = 2n$;

(3) 如果 X_1, \dots, X_k 相互独立且 $X_i \sim \chi_{n_i}^2$, 则 $\sum_{i=1}^k X_i \sim \chi_n^2$, 此处 $n = \sum_{i=1}^k n_i$.

解:

(1) $f_X(x) = \frac{1}{2^{n/2} \Gamma(n/2)} x^{n/2-1} e^{-x/2}, x > 0$

$$\begin{aligned} \varphi(t) &= E(e^{itX}) = \int_0^{+\infty} e^{itx} \frac{1}{2^{n/2} \Gamma(n/2)} x^{n/2-1} e^{-x/2} dx = \frac{1}{2^{n/2} (1/2 - it)^{n/2}} \int_0^{+\infty} \frac{(1/2 - it)^{n/2}}{\Gamma(n/2)} x^{n/2-1} e^{-(1/2-it)x} dx \\ &= (1 - 2it)^{-n/2} \end{aligned}$$

(2) $\varphi^{(k)}(0) = i^k E(X^k)$

$$\varphi'(t) = -\frac{n}{2} (1 - 2it)^{-\frac{n}{2}-1} (-2i) \quad \varphi'(0) = ni = iEX$$

$$EX = n$$

$$\varphi''(t) = -\frac{n}{2} \left(-\frac{n}{2} - 1\right) (1 - 2it)^{-\frac{n}{2}-2} (-2i)^2$$

$$\varphi''(0) = -n(n+2) = i^2 E(X^2) \quad \text{故 } E(X^2) = n^2 + 2n$$

$$\text{因此 } DX = E(X^2) - (EX)^2 = 2n$$

(3) $\varphi_{X_i}(t) = (1 - 2it)^{-\frac{n_i}{2}}$

$$\text{则 } \varphi_{\sum_{i=1}^n X_i}(t) = \prod_{i=1}^n (1 - 2it)^{-\frac{n_i}{2}} = (1 - 2it)^{-\frac{\sum_{i=1}^n n_i}{2}} = (1 - 2it)^{-\frac{n}{2}}$$

由特征函数的唯一性定理可知 $\sum_{i=1}^k X_i \sim \chi_n^2$

16、设 X_1, \dots, X_n 是从总体 $X \sim \chi_m^2$ 中抽取的大小为 n 的简单样本, 试求样本均值 \bar{X} 的概率

分布.

解:

由 15 (3) 可知 $\sum_{i=1}^n X_i \sim \chi_{nm}^2$

$$\text{故 } n\bar{X} \sim g_{nm}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2^{\frac{nm}{2}} \Gamma(\frac{nm}{2})} x^{\frac{nm}{2}-1} e^{-\frac{x}{2}}, & x > 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$\text{令 } Y = \bar{X} = \frac{n\bar{X}}{n}$$

$$g_Y(y) = g_{nm}(ny) \left| \frac{d(ny)}{dy} \right| = \begin{cases} \frac{n}{2^{\frac{nm}{2}} \Gamma(\frac{nm}{2})} (ny)^{\frac{nm}{2}-1} e^{-\frac{ny}{2}}, & y > 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

17、计算自由度为 n 的 χ^2 分布的变异系数和峰度.

解:

$$\chi_n^2 \text{ 的特征函数 } \varphi(t) = (1 - 2it)^{-\frac{n}{2}}$$

由 15 (2) 可知 $\mu_1 = E(X) = n$, $v_2 = D(X) = 2n$

$$\text{故变异系数 } v = \frac{\sqrt{v_2}}{\mu_1} = \sqrt{\frac{2}{n}}$$

$$\varphi''(t) = -\frac{n}{2} \left(-\frac{n}{2} - 1 \right) (1 - 2it)^{-\frac{n}{2}-2} (-2i)^2$$

$$\varphi''(0) = -n(n+2) = i^2 E(X^2) \quad \text{故 } \mu_2 = E(X^2) = n^2 + 2n$$

$$\varphi'''(t) = -n(n+2) \left(-\frac{n+4}{2} \right) (-2i) (1 - 2it)^{-\frac{n}{2}-3}$$

$$\varphi'''(0) = -in(n+2)(n+4) = i^3 E(X^3) \quad \text{故 } \mu_3 = E(X^3) = n(n+2)(n+4)$$

同理得 $\varphi^{(4)}(0) = n(n+2)(n+4)(n+6) = i^4 E(X^4)$ 故 $\mu_4 = E(X^4) = n(n+2)(n+4)(n+6)$

$$v_4 = \sum_{i=0}^4 \binom{4}{i} \mu_i (-\mu_1)^{4-i} = \mu_4 - 4\mu_3\mu_1 + 6\mu_2\mu_1^2 - 3\mu_1^4 = 12n^2 + 48n$$

$$\text{故峰度 } \beta_k = \frac{v_4}{v_2^2} - 3 = \frac{12}{n}$$

18、设 $X \sim \chi_{2n}^2$, Y 服从参数为 λ 的 Poisson 分布 $P(\lambda)$, 则有 $P(X < 2\lambda) = P(Y \geq n)$.

解:

$$P(X < 2\lambda) = \frac{1}{2^n \Gamma(n)} \int_0^{2\lambda} x^{n-1} e^{-\frac{x}{2}} dx, \quad P(Y \geq n) = 1 - \sum_{i=0}^{n-1} \frac{\lambda^i}{i!} e^{-\lambda}$$

$$\text{令 } \frac{x}{2} = t, \text{ 则 } P(X < 2\lambda) = \frac{1}{2^n \Gamma(n)} \int_0^\lambda 2^n t^{n-1} e^{-t} dt = \frac{1}{(n-1)!} \int_0^\lambda t^{n-1} e^{-t} dt$$

$$\begin{aligned}
 \int_0^\lambda t^{n-1} e^{-t} dt &= -\int_0^\lambda t^{n-1} d e^{-t} = -t^{n-1} e^{-t} \Big|_0^\lambda + \int_0^\lambda (n-1) t^{n-2} e^{-t} dt \\
 &= -\lambda^{n-1} e^{-\lambda} - (n-1) t^{n-2} e^{-t} \Big|_0^\lambda + \int_0^\lambda (n-1)(n-2) t^{n-3} e^{-t} dt \\
 &= -\lambda^{n-1} e^{-\lambda} - (n-1) \lambda^{n-2} e^{-\lambda} + \int_0^\lambda (n-1)(n-2) t^{n-3} e^{-t} dt \\
 &\dots = -\lambda^{n-1} e^{-\lambda} - (n-1) \lambda^{n-2} e^{-\lambda} - (n-1)(n-2) \lambda^{n-3} e^{-\lambda} \dots - (n-1)! e^{-\lambda} \\
 \text{故 } P(X < 2\lambda) &= \frac{1}{(n-1)!} \int_0^\lambda t^{n-1} e^{-t} dt = 1 - \sum_{i=0}^{n-1} \frac{\lambda^i}{i!} e^{-\lambda} = P(Y \geq n), \text{ 故得证}
 \end{aligned}$$

19、设 $\xi \sim \chi_n^2, r$ 为常数, 计算 $E(\xi^r)$ 和 $D(\xi^r)$, 并指出 r 取哪些值时这些量才存在. 又问 ξ 的密度最大值在哪一点达到?

解:

$$\begin{aligned}
 E(\xi^r) &= \int_0^{+\infty} \xi^r \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \xi^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{\xi}{2}} d\xi \\
 &= \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \int_0^{+\infty} \xi^{\frac{n+2r}{2}-1} e^{-\frac{\xi}{2}} d\xi \\
 &= \frac{2^{\frac{n}{2}+r} \Gamma\left(\frac{n}{2}+r\right)}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \int_0^{+\infty} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}+r} \Gamma\left(\frac{n}{2}+r\right)} \xi^{\frac{n+2r}{2}-1} e^{-\frac{\xi}{2}} d\xi \\
 &= \frac{2^r \Gamma\left(\frac{n}{2}+r\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \left(\text{当且仅当 } \frac{n}{2} + r > 0, \text{ 即 } r > -\frac{n}{2} \text{ 时存在} \right)
 \end{aligned}$$

$$D(\xi^r) = E(\xi^{2r}) - E^2(\xi^r) = \frac{2^{2r} \Gamma\left(\frac{n}{2} + 2r\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} - \frac{2^{2r} \left[\Gamma\left(\frac{n}{2} + r\right)\right]^2}{\left[\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\right]^2} \left(r > -\frac{n}{4} \text{ 时存在} \right)$$

$$f(\xi) = \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \xi^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{\xi}{2}}$$

$$f'(\xi) = \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \xi^{\frac{n}{2}-2} e^{-\frac{\xi}{2}} \left(\frac{n}{2} - 1 - \frac{\xi}{2} \right) = 0, \text{ 得 } \xi = n - 2$$

即 ξ 的密度最大值在 $n - 2$ 处达到.

21、若 $r.v. X$ 服从自由度 n 的 t 分布, $n > 1$, 证明对 $r < n, E(X^r)$ 存在且

$$E(X^r) = \begin{cases} n^{\frac{r}{2}} \cdot \frac{\Gamma\left(\frac{r+1}{2}\right) \Gamma\left(\frac{n-r}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right) \Gamma\left(\frac{1}{2}\right)}, & r \text{ 为偶数,} \\ 0, & r \text{ 为奇数.} \end{cases}$$

解:

$$t_n(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\sqrt{n\pi}} \left(1 + \frac{x^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}}, t_n(x) \text{ 为偶函数, 故 } r \text{ 为奇数时, } E(X^r) = 0.$$

$$r \text{ 为偶数时, } E(X^r) = E\left[(X^2)^{\frac{r}{2}}\right], \text{ 又 } t^2 \sim F(1, n)$$

$$\text{已知若 } X \sim Be(a, b), f(x) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} x^{a-1}(1-x)^{b-1}, 0 < x < 1$$

$$\text{若 } \xi \sim Be(a, b), \text{ 则 } \eta = \frac{b\xi}{a(1-\xi)} \sim F(2a, 2b)$$

$$\text{故 } t^2 = \frac{\frac{n}{2}\xi}{\frac{1}{2}(1-\xi)}, \text{ 其中 } \xi \sim Be\left(\frac{1}{2}, \frac{n}{2}\right)$$

$$\begin{aligned} \text{则 } E(X^r) &= \int_0^1 \left[\frac{\frac{n}{2}\xi}{\frac{1}{2}(1-\xi)} \right]^{\frac{r}{2}} \cdot f_\xi(\xi) d\xi \\ &= n^{\frac{r}{2}} \frac{\Gamma\left(\frac{1+n}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \int_0^1 \xi^{\frac{1+r}{2}-1} (1-\xi)^{\frac{n-r}{2}-1} d\xi \\ &= n^{\frac{r}{2}} \frac{\Gamma\left(\frac{1+n}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \cdot \frac{\Gamma\left(\frac{1+r}{2}\right)\Gamma\left(\frac{n-r}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+n}{2}\right)} \\ &= n^{\frac{r}{2}} \cdot \frac{\Gamma\left(\frac{r+1}{2}\right)\Gamma\left(\frac{n-r}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)}, \text{ 故得证.} \end{aligned}$$

22、设 $r.v. \xi_n \sim t_n$, 计算 ξ_n 的方差 $D(\xi_n)$, 并说明 n 取何值时, $D(\xi_n)$ 才存在.

解:

$$D(\xi_n) = E(\xi_n^2) - E^2(\xi_n)$$

$E(\xi_n) = 0$, 由 21 题可知

$$E(\xi_n^2) = n \cdot \frac{\Gamma\left(\frac{2+1}{2}\right)\Gamma\left(\frac{n-2}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)}, n > 2 \text{ 时存在}$$

$$\text{即 } n \geq 3 \text{ 时, } E(\xi_n^2) = n \cdot \frac{\Gamma\left(\frac{3}{2}\right)\Gamma\left(\frac{n}{2}-1\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)} = \frac{n}{2} \cdot \frac{\Gamma\left(\frac{n}{2}-1\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} = \frac{n}{n-2}$$

故 $n \geq 3$ 时, $D(\xi_n)$ 存在且 $D(\xi_n) = \frac{n}{n-2}$

23、证明当 $n \rightarrow \infty$ 时 t_n 分布趋于标准正态分布.

解:

$$t_n(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\sqrt{n\pi}} \left(1 + \frac{x^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}}, \quad x \in R$$

$$\begin{aligned} n = 2k \text{ 时, } \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\sqrt{n\pi}} &= \frac{\Gamma\left(\frac{1}{2} + k\right)}{\Gamma(k)\sqrt{2k\pi}} = \frac{(2k-1)!!\sqrt{\pi}}{\sqrt{2k\pi}(k-1)!} = \frac{(2k-1)!!}{(2k)!!} \sqrt{\frac{k}{2}} \\ &= \sqrt{\frac{k}{2}} \cdot \frac{1}{k\pi} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left(\text{注: } \frac{(2n-1)!!}{(2n)!!} \approx \frac{1}{\sqrt{n\pi}} \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} n = 2k+1 \text{ 时, } \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)\sqrt{n\pi}} &= \frac{\Gamma(k+1)}{\sqrt{(2k+1)\pi}\Gamma\left(\frac{1}{2} + k\right)} = \frac{k!}{\sqrt{(2k+1)\pi}\frac{(2k-1)!!}{2^k}\sqrt{\pi}} \\ &= \frac{\sqrt{2k+1}}{\pi} \frac{(2k)!!}{(2k+1)!!} = \frac{\sqrt{2k+1}}{\pi} \cdot \sqrt{k\pi} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \end{aligned}$$

$$\text{又因为 } \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{x^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}} = e^{-\frac{x^2}{2}}$$

$$\text{故 } \lim_{n \rightarrow \infty} t_n(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} = \varphi(x), \text{ 故得证}$$

24、设 $r.v. X$ 服从参数为 α, p 的 Gamma 分布 $\Gamma(p, \alpha)$, 求证

(1) $\Gamma(p, \alpha)$ 的特征函数为 $\varphi(t) = \left(\frac{\alpha}{\alpha - it}\right)^p$;

(2) $E(X) = \frac{p}{\alpha}, D(X) = \frac{p}{\alpha^2}$;

(3) 如果 $X_i \sim \Gamma(p_i, \alpha), i = 1, 2, \dots, k$, 且 X_1, \dots, X_n 相互独立, 记 $p = \sum_{i=1}^n p_i$,

则 $\sum_{i=1}^n X_i \sim \Gamma(p, \alpha)$;

(4) 若取 $\alpha = \frac{1}{2}, p = \frac{n}{2}$, 则 $\Gamma\left(\frac{n}{2}, \frac{1}{2}\right)$ 是 χ_n^2 分布.

解:

(1) $X \sim \Gamma(p, \alpha)$, 则 $f(x) = \frac{\alpha^p}{\Gamma(p)} x^{p-1} e^{-\alpha x}, x > 0$

$$\varphi(t) = \int_0^{+\infty} e^{itx} \frac{\alpha^p}{\Gamma(p)} x^{p-1} e^{-\alpha x} dx = \frac{\alpha^p}{(\alpha - it)^p} \int_0^{+\infty} \frac{(\alpha - it)^p}{\Gamma(p)} x^{p-1} e^{-(\alpha - it)x} dx = \left(\frac{\alpha}{\alpha - it}\right)^p$$

(2) $\varphi'(t) = (-p) \left(-\frac{i}{\alpha}\right) \left(1 - \frac{it}{\alpha}\right)^{-p-1}$

$\varphi'(0) = iE(X) = \frac{p}{\alpha} i$, 故 $E(X) = \frac{p}{\alpha}$

$\varphi''(t) = \frac{p(1+p)}{\alpha^2} i^2 \left(1 - \frac{it}{\alpha}\right)^{-p-2}$

$$\varphi''(0) = i^2 E(X^2) = \frac{p(1+p)}{\alpha^2} i^2, \text{故 } E(X^2) = \frac{p(1+p)}{\alpha^2}$$

$$\text{则 } D(X) = E(X^2) - E^2(X) = \frac{p}{\alpha^2}$$

$$(3) \varphi_{\sum_{i=1}^n X_i}(t) = \prod_{i=1}^n \left(\frac{\alpha}{\alpha - it} \right)^{p_i} = \left(\frac{\alpha}{\alpha - it} \right)^{\sum_{i=1}^n p_i}$$

$$\text{即 } \sum_{i=1}^n X_i \sim \Gamma(p, \alpha), p = \sum_{i=1}^n p_i$$

$$(4) \Gamma\left(\frac{n}{2}, \frac{1}{2}\right) \text{ 的特征函数 } \varphi(t) = (1 - 2it)^{-\frac{n}{2}}$$

由特征函数的唯一性定理知 $\Gamma\left(\frac{n}{2}, \frac{1}{2}\right)$ 是 χ_n^2 分布.

26.、某电子元件寿命服从指数分布, 其密度函数为

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\lambda} e^{-x/\lambda}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

从这批产品中抽取 n 个作寿命试验, 规定到第 r 个 ($0 < r \leq n$) 电子元件失效时就停止试验.

这样获得前 r 个次序统计量 $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(r)}$ 和 n 个电子元件总试验时间

$$T = \sum_{i=1}^r X_{(i)} + (n-r)X_{(r)}, \text{证明 } 2T/\lambda \text{ 服从自由度为 } 2r \text{ 的 } \chi^2 \text{ 分布, 即 } 2T/\lambda \sim \chi_{2r}^2.$$

解:

$$f(x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(n)}) = \begin{cases} n! \lambda^{-n} e^{-\frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^n x_{(i)}}, & x_{(1)} < x_{(2)} < \dots < x_{(n)} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$T = \sum_{i=1}^r X_{(i)} + (n-r)X_{(r)} = x_{(1)} + x_{(2)} + \dots + x_{(r-1)} + (n-r+1)x_{(r)}$$

$$\text{令 } Z_i = X_{(i)} - X_{(i-1)}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \text{设 } X_{(0)} = 0$$

$$\text{则 } X_{(i)} = \sum_{i=1}^n Z_i$$

$$\text{则 } J = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \end{vmatrix} = 1$$

$$g(z_1, z_2, \dots, z_n) = f\left(z_1, z_1 + z_2, \dots, \sum_{k=1}^i z_k, \dots, \sum_{k=1}^n z_k\right) |J|$$

$$= \begin{cases} n! \lambda^{-n} e^{-\frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^i z_k}, & z_1, z_2, \dots, z_n > 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$= \begin{cases} n! \lambda^{-n} e^{-\frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^n (n-k+1) z_k}, & z_1, z_2, \dots, z_n > 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$= \begin{cases} \prod_{i=1}^n \frac{n-i+1}{\lambda} e^{-\frac{1}{\lambda} (n-i+1) z_i}, & z_1, z_2, \dots, z_n > 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

故 $Z_i \sim \text{Exp}\left(\frac{n-i+1}{\lambda}\right)$, 则由推论 2.4.5 可知

$$2T/\lambda = \frac{2 \sum_{i=1}^r (n-i+1) z_i}{\lambda} \sim \chi_{2r}^2.$$

27、设总体 X 服从双指数分布，其分布函数为

$$F(x) = \begin{cases} 1 - \exp\left\{-\frac{x-\mu}{\sigma}\right\}, & x > \mu, \\ 0, & x \leq \mu. \end{cases}$$

其中 $-\infty < \mu < +\infty, 0 < \sigma < +\infty, X_{(1)} \leq \dots \leq X_{(n)}$ 是样本 X_1, \dots, X_n 的次序统计量.

试证明 $\frac{2(n-i+1)}{\sigma} (X_{(i)} - X_{(i-1)})$ 服从自由度为 2 的 χ^2 分布 ($i = 2, \dots, n$).

解:

$$f(x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(n)}) = \begin{cases} n! \sigma^{-n} e^{-\frac{1}{\sigma} (\sum_{i=1}^n x_{(i)} - n\mu)}, & x_{(1)} < x_{(2)} < \dots < x_{(n)} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$\text{令 } Z_i = X_{(i)} - X_{(i-1)}, \text{ 则 } X_{(i)} = \sum_{i=1}^n Z_i$$

$$\text{则 } J = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \end{vmatrix} = 1$$

$$g(z_1, z_2, \dots, z_n) = f\left(z_1, z_1 + z_2, \dots, \sum_{k=1}^i z_k, \dots, \sum_{k=1}^n z_k\right) |J|$$

$$= \begin{cases} n! \sigma^{-n} e^{-\frac{1}{\sigma} (\sum_{i=1}^n (n-k+1) z_k - n\mu)}, & z_1, z_2, \dots, z_n > 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$= \begin{cases} \prod_{k=1}^n \frac{n-k+1}{\sigma} e^{-\frac{1}{\sigma}((n-i+1)z_k - \mu)}, & z_1, z_2, \dots, z_n > 0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

可知 $Z_i \sim \text{Exp}\left(\frac{n-i+1}{\sigma}, \mu\right)$, 则 $2\frac{n-i+1}{\sigma}Z_i \sim \chi_2^2$

28、设 $X_1 \sim \Gamma(\alpha_1, \lambda), X_2 \sim \Gamma(\alpha_2, \lambda)$, 且 X_1 与 X_2 独立, 则 $Y_1 = X_1 + X_2$, 与 $Y_2 =$

$X_1/(X_1 + X_2)$ 亦独立, 且 $Y_1 \sim \Gamma(\alpha_1 + \alpha_2, \lambda), Y_2 = \text{Be}(\alpha_1, \alpha_2)$.

解:

$$\varphi_{X_1}(t) = \left(1 - \frac{it}{\lambda}\right)^{-\alpha_1}, \varphi_{X_2}(t) = \left(1 - \frac{it}{\lambda}\right)^{-\alpha_2}$$

$$\text{则 } \varphi_{X_1+X_2}(t) = \left(1 - \frac{it}{\lambda}\right)^{-(\alpha_1+\alpha_2)}$$

由特征函数的唯一性定理可知 $Y_1 = X_1 + X_2 \sim \Gamma(\alpha_1 + \alpha_2, \lambda)$

$$\text{即 } f_{Y_1}(y_1) = \frac{\lambda^{\alpha_1+\alpha_2}}{\Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)} y_1^{\alpha_1+\alpha_2-1} e^{-\lambda y_1}, y_1 > 0$$

$$f(x_1, x_2) = \frac{\lambda^{\alpha_1+\alpha_2}}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} x_1^{\alpha_1-1} x_2^{\alpha_2-1} e^{-\lambda(x_1+x_2)}, x_1, x_2 > 0$$

$$\text{令 } \begin{cases} u = \frac{x_1}{x_1+x_2}, \text{解得} \\ v = x_1 \end{cases} \begin{cases} x_1 = v \\ x_2 = \frac{v}{u} - v \end{cases}, \text{则 } J = \frac{\partial(x_1, x_2)}{\partial(u, v)} = \frac{v}{u^2}$$

$$f(u, v) = \frac{\lambda^{\alpha_1+\alpha_2}}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} v^{\alpha_1+\alpha_2-2} \left(\frac{1}{u} - 1\right)^{\alpha_2-1} e^{-\lambda \frac{v}{u}} \frac{v}{u^2}$$

$$\text{则 } f_U(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(u, v) dv = \frac{\lambda^{\alpha_1+\alpha_2}}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} \int_{-\infty}^{+\infty} v^{\alpha_1+\alpha_2-1} e^{-\lambda \frac{v}{u}} dv (1-u)^{\alpha_2-1} u^{-\alpha_2-1}$$

$$\xrightarrow{\frac{\lambda v}{u} = t} \frac{\lambda^{\alpha_1+\alpha_2}}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} \int_{-\infty}^{+\infty} t^{\alpha_1+\alpha_2-1} e^{-t} dt \frac{u^{\alpha_1+\alpha_2}}{\lambda^{\alpha_1+\alpha_2}} (1-u)^{\alpha_2-1} u^{-\alpha_2-1}$$

$$= \frac{\Gamma(\alpha_1 + \alpha_2) \lambda^{\alpha_1+\alpha_2}}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)} t^{\alpha_1+\alpha_2-1} e^{-t} dt \frac{u^{\alpha_1+\alpha_2}}{\lambda^{\alpha_1+\alpha_2}} (1-u)^{\alpha_2-1} u^{-\alpha_2-1}$$

$$= \frac{\Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} u^{\alpha_1-1} (1-u)^{\alpha_2-1}$$

故 $Y_2 \sim \text{Be}(\alpha_1, \alpha_2)$

$$\text{由 } f(y_1, y_2) = f(x_1, x_2) \left| \frac{\partial(x_1, x_2)}{\partial(y_1, y_2)} \right| = \frac{y_1 \lambda^{\alpha_1+\alpha_2}}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} (y_1 y_2)^{\alpha_1-1} (y_1 - y_1 y_2)^{\alpha_2-1} e^{-\lambda y_1}$$

$$= \frac{\lambda^{\alpha_1+\alpha_2}}{\Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)} y_1^{\alpha_1+\alpha_2-1} e^{-\lambda y_1} \cdot \frac{\Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)}{\Gamma(\alpha_1)\Gamma(\alpha_2)} y_2^{\alpha_1-1} (1-y_2)^{\alpha_2-1} = f_{Y_1}(y_1) f_{Y_2}(y_2)$$

即 Y_1 与 Y_2 独立

29、证明定理 2.4.2.

解:

$$X \sim N(0, 1), f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}, Y \sim \chi_n^2, f_Y(y) = \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} y^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{y}{2}}$$

$$\text{令 } Z = \sqrt{Y/n}, \text{ 则 } f_Z(z) = f_Y(nz^2) \left| \frac{d(nz^2)}{dz} \right| = \frac{2nz}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} (nz^2)^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{nz^2}{2}}$$

$$\text{令 } \begin{cases} u = \frac{x}{z} \\ v = x \end{cases}, \text{ 则 } \begin{cases} x = v \\ z = \frac{v}{u} \end{cases}, J = \frac{\partial(x, z)}{\partial(u, v)} = \begin{vmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{v}{u^2} & \frac{1}{u} \end{vmatrix} = \frac{v}{u^2}$$

$$\begin{aligned} f(u, v) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{v^2}{2}} \frac{2nv}{u 2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} \left(n \frac{v^2}{u^2} \right)^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{nv^2}{2u^2} - \frac{v^2}{2}} \frac{v}{u^2} \\ &= \frac{n^{\frac{n}{2}}}{2^{\frac{n}{2}-1} \sqrt{2\pi} \Gamma(\frac{n}{2})} \frac{v^n}{u^{n+1}} e^{-\frac{nv^2}{2u^2} - \frac{v^2}{2}} \end{aligned}$$

$$\text{故 } f_U(u) = \frac{n^{\frac{n}{2}}}{2^{\frac{n}{2}-1} \sqrt{2\pi} \Gamma(\frac{n}{2})} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{v^n}{u^{n+1}} e^{-\frac{nv^2}{2u^2} - \frac{v^2}{2}} dv$$

$$\xrightarrow{\frac{nv^2}{2u^2} + \frac{v^2}{2} = t} \frac{n^{\frac{n}{2}}}{2^{\frac{n}{2}-1} \sqrt{2\pi} \Gamma(\frac{n}{2})} \int_0^{+\infty} \frac{2^{\frac{n-1}{2}}}{(n+u^2)^{\frac{n+1}{2}}} t^{\frac{n-1}{2}} e^{-t} dt = \frac{\Gamma(\frac{n+1}{2})}{\Gamma(\frac{n}{2}) \sqrt{n\pi}} \left(1 + \frac{u^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}}$$

得证.

30、证明定理 2.4.3.

解:

$$X \sim \chi_m^2, f_X(x) = \frac{1}{2^{\frac{m}{2}} \Gamma(\frac{m}{2})} x^{\frac{m}{2}-1} e^{-\frac{x}{2}}, Y \sim \chi_n^2, f_Y(y) = \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} y^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{y}{2}}$$

$$U = X/m, V = Y/n$$

$$f_U(u) = f_X(mu)m = \frac{m}{2^{\frac{m}{2}} \Gamma(\frac{m}{2})} (mu)^{\frac{m}{2}-1} e^{-\frac{mu}{2}} = \frac{m^{\frac{m}{2}}}{2^{\frac{m}{2}} \Gamma(\frac{m}{2})} u^{\frac{m}{2}-1} e^{-\frac{mu}{2}}$$

$$f_V(v) = f_Y(nv)n = \frac{n}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} (nv)^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{nv}{2}} = \frac{n^{\frac{n}{2}}}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} v^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{nv}{2}}$$

$$f(u, v) = \frac{m^{\frac{m}{2}}}{2^{\frac{m}{2}} \Gamma(\frac{m}{2})} \frac{n^{\frac{n}{2}}}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} u^{\frac{m}{2}-1} v^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{mu}{2}} e^{-\frac{nv}{2}}$$

$$F = \frac{U}{V}$$

$$f_F(f) = \int_0^{+\infty} f(vf, v) v dv = \int_0^{+\infty} \frac{m^{\frac{m}{2}}}{2^{\frac{m}{2}} \Gamma(\frac{m}{2})} \frac{n^{\frac{n}{2}}}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} (vf)^{\frac{m}{2}-1} v^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{mvf}{2}} e^{-\frac{nv}{2}} v dv$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{m^{\frac{m}{2}}}{2^{\frac{m}{2}} \Gamma\left(\frac{m}{2}\right)} \frac{n^{\frac{n}{2}}}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} f^{\frac{m}{2}-1} \int_0^{+\infty} v^{\frac{m+n}{2}-1} e^{-\frac{mf+n}{2}v} dv \\
 &\xrightarrow{\frac{mf+n}{2}v=t} \frac{m^{\frac{m}{2}}}{2^{\frac{m}{2}} \Gamma\left(\frac{m}{2}\right)} \frac{n^{\frac{n}{2}}}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} f^{\frac{m}{2}-1} \int_0^{+\infty} \left(\frac{2}{mf+n}\right)^{\frac{m+n}{2}} t^{\frac{m+n}{2}-1} e^{-t} dt \\
 &= \frac{m^{\frac{m}{2}}}{2^{\frac{m}{2}} \Gamma\left(\frac{m}{2}\right)} \frac{n^{\frac{n}{2}}}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} f^{\frac{m}{2}-1} \left(\frac{2}{mf+n}\right)^{\frac{m+n}{2}} \Gamma\left(\frac{m+n}{2}\right) \\
 &= \frac{\Gamma\left(\frac{m+n}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{m}{2}\right)\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} m^{\frac{m}{2}} n^{\frac{n}{2}} f^{\frac{m}{2}-1} (mf+n)^{-\frac{m+n}{2}}, f > 0
 \end{aligned}$$

得证.

31、记 $r.v. \xi \sim F_{m,n}$, 求 $E(\xi)$ 和 $D(\xi)$, 并指出 m, n 取什么值时这些量才存在?

解

$$\xi = \frac{U}{\frac{W}{n}}, \text{ 其中 } U \sim \chi_m^2, W \sim \chi_n^2$$

$$E(\xi^r) = \frac{n^r}{m^r} E(v^r) E(w^{-r}), \text{ 由 19 题可知}$$

$$E(v^r) = \frac{2^r \Gamma\left(\frac{m}{2} + r\right)}{\Gamma\left(\frac{m}{2}\right)} \left(r > -\frac{m}{2}\right), \quad E(w^{-r}) = \frac{\Gamma\left(\frac{n}{2} - r\right)}{2^r \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \left(r < \frac{n}{2}\right)$$

$$E(\xi^r) = \frac{n^r}{m^r} \frac{\Gamma\left(\frac{m}{2} + r\right) \Gamma\left(\frac{n}{2} - r\right)}{\Gamma\left(\frac{m}{2}\right) \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \left(-\frac{m}{2} < r < \frac{n}{2}\right)$$

$$E(\xi) = \frac{n}{m} \frac{\Gamma\left(\frac{m}{2} + 1\right) \Gamma\left(\frac{n}{2} - 1\right)}{\Gamma\left(\frac{m}{2}\right) \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} = \frac{n}{m} \frac{\frac{m}{2}}{\frac{n}{2} - 1} = \frac{n}{n-2}, \quad (m > -2, n > 2)$$

$$E(\xi^2) = \frac{n^2}{m^2} \frac{\Gamma\left(\frac{m}{2} + 2\right) \Gamma\left(\frac{n}{2} - 2\right)}{\Gamma\left(\frac{m}{2}\right) \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} = \frac{n^2}{m^2} \frac{\left(\frac{m}{2} + 1\right) \frac{m}{2}}{\left(\frac{n}{2} - 1\right) \left(\frac{n}{2} - 2\right)} = \frac{n^2(m+2)}{m(n-2)(n-4)}, \quad (m > -2, n > 4)$$

$$D(\xi) = E(\xi^2) - E^2(\xi) = \frac{n^2(m+2)}{m(n-2)(n-4)} - \frac{n^2}{(n-2)^2}, \quad (m > -2, n > 4)$$

32、若 $X \sim F_{m,n}$, 记 $A = F_{m,n}(1-\alpha)$ (即 $\int_0^A F_{m,n}(x) dx = \alpha$), 证明

$$F_{m,n}(1-\alpha) = \frac{1}{F_{n,m}(\alpha)}.$$

解:

$$P(x \leq A) = \alpha, A = F_{m,n}(1 - \alpha)$$

$$\implies P\left(\frac{1}{x} \geq \frac{1}{A}\right) = \alpha \implies P\left(\frac{1}{x} < \frac{1}{A}\right) = 1 - \alpha,$$

又因为 $X \sim F_{m,n}$, 所以 $\frac{1}{X} \sim F_{n,m}$, 即 $\frac{1}{A} = F_{n,m}(\alpha)$, 故 $F_{m,n}(1 - \alpha) = \frac{1}{F_{n,m}(\alpha)}$.

33、设总体 X 的 $2k$ 阶原点矩 $\alpha_{2k} = E(X^{2k}) < \infty$, 说明样本的 k 阶原点矩 $A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$

的渐进分布为 $N(\alpha_k, (\alpha_{2k} - \alpha_k^2)/n)$.

解:

$$E(A_k) = \alpha_k, D(A_k) = \frac{\alpha_{2k} - \alpha_k^2}{n}, \text{由中心极限定理可知当 } n \rightarrow \infty \text{ 时,}$$

$$\sqrt{n} \frac{A_k - \alpha_k}{\sqrt{\alpha_{2k} - \alpha_k^2}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$$

34、设 $\xi_n \sim \chi_n^2$, 证明当 $n \rightarrow \infty$ 时 $(\xi - n)/\sqrt{2n} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$. 利用这一事实给出 χ_n^2 的 p

分位点与 $N(0, 1)$ 的 p 分位点之间的一个近似关系.

解:

$$E(\xi_n) = n, D(\xi_n) = 2n, \text{由中心极限定理可知当 } n \rightarrow \infty \text{ 时}$$

$$(\xi - n)/\sqrt{2n} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$$

$$P(\xi_n > \chi_n^2(p)) = p \iff P(\xi_n < \chi_n^2(p)) = 1 - p = \Phi\left(\frac{\chi_n^2(p) - n}{\sqrt{2n}}\right).$$

35、设 X_1, \dots, X_n 为来自均匀分布总体 $U(0, \theta)$ 的简单样本, 根据中心极限定理, 求样本

均值 \bar{X} 的渐进分布.

解:

$$E\bar{X} = \frac{\theta}{2}, D\bar{X} = \frac{\theta^2}{12n}, \text{由中心极限定理可知当 } n \rightarrow \infty \text{ 时}$$

$$\frac{\bar{X} - \frac{\theta}{2}}{\sqrt{\frac{\theta^2}{12n}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), \text{即 } \bar{X} \text{ 的渐进分布为 } N\left(\frac{\theta}{2}, \frac{\theta^2}{12n}\right).$$

36、设 X_1, \dots, X_n 为取自 *Poission* 总体 $P(\lambda)$ 的样本. 试证 $(\bar{X} - \lambda)/\sqrt{\bar{X}/n}$ 的极限分布

为 $N(0, 1)$.

解:

$E\bar{X} = \lambda, D\bar{X} = \frac{\lambda}{n}$, 由中心极限定理可知当 $n \rightarrow \infty$ 时

$\frac{\bar{X} - \lambda}{\sqrt{\lambda/n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$, 由大数定律可知 $\sqrt{\frac{\lambda}{\bar{X}}} \xrightarrow{P} 1$.

再由 Slutsky 引理知 $\frac{\bar{X} - \lambda}{\sqrt{\lambda/n}} \cdot \sqrt{\frac{\lambda}{\bar{X}}} = \frac{\bar{X} - \lambda}{\sqrt{\bar{X}/n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$.

37、设 X_1, \dots, X_m 和 Y_1, \dots, Y_n 分别取自正态总体 $N(\mu, \sigma_1^2)$ 和 $N(\mu, \sigma_2^2)$ 的样本, 试证明

当 m, n 都趋于无穷时, 统计量 $(\bar{X} - \bar{Y}) / \sqrt{\frac{S_X^2}{m} + \frac{S_Y^2}{n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$. 其中 S_X^2 和 S_Y^2 分别为两组样本的样本方差.

解

\bar{X} 与 \bar{Y} 独立, $E(\bar{X} - \bar{Y}) = 0, D(\bar{X} - \bar{Y}) = \frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}$

由中心极限定理可知当 $n \rightarrow \infty$ 时, $(\bar{X} - \bar{Y} - 0) / \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$

由辛钦大数定律可知 $S_X^2 \xrightarrow{P} \sigma_1^2, S_Y^2 \xrightarrow{P} \sigma_2^2$, 故 $\sqrt{\frac{S_X^2}{m} + \frac{S_Y^2}{n}} \xrightarrow{P} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}}$,

由 Slutsky 引理可知 $(\bar{X} - \bar{Y}) / \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}} \cdot \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}} / \sqrt{\frac{S_X^2}{m} + \frac{S_Y^2}{n}}$
 $= (\bar{X} - \bar{Y}) / \sqrt{\frac{S_X^2}{m} + \frac{S_Y^2}{n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$.

38、分别列出一个单参数指数族和多参数指数族的例子

单参数指数族: $P(\lambda), B(n, p)$, 多参数指数族 $N(\mu, \sigma^2)$.

39、将负二项分布和指数分布写成指数族的标准形式, 并求出其自然参数空间.

解:

负二项分布: $P(x; \theta) = \binom{x-1}{r-1} \theta^r (1-\theta)^{x-r}, x = r, r+1, \dots$

$P(x; \theta) = \left(\frac{\theta}{1-\theta}\right)^r (1-\theta)^x \binom{x-1}{r-1} = \left(\frac{\theta}{1-\theta}\right)^r e^{\ln(1-\theta)x} \binom{x-1}{r-1}$

自然形式: $\ln(1-\theta) = \varphi, \theta = 1 - e^\varphi$

$P(x; \theta) = \left(\frac{1-e^\varphi}{e^\varphi}\right)^r e^{\varphi x} \binom{x-1}{r-1} = C^*(\varphi) \exp\{\varphi T(x)\} h(x)$,

$\Theta^* = \{\varphi: -\infty < \varphi < 0\}, h(x) = I_{(x>0)}$

指数分布: $f(x; \theta) = \theta e^{-\theta x} = C^*(\varphi) \exp\{\varphi T(x)\} h(x), \Theta^* = \{\theta: \theta > 0\}, \varphi = \theta, h(x) = I_{(x>0)}$

40、设指数族的自然形式为 $f(x, \theta) = C(\theta) \exp\left\{\sum_{j=1}^k \theta_j T_j(x)\right\} h(x)$, 证明

$E_\theta(T_j(x)) = -\frac{\partial \log C(\theta)}{\partial \theta_j} = -\frac{1}{C(\theta)} \frac{\partial C(\theta)}{\partial \theta_j}, \text{Cov}(T_j(x), T_s(x)) = -\frac{\partial^2 \log C(\theta)}{\partial \theta_j \partial \theta_s}$.

解:

$$\int_0^{+\infty} f(x, \theta) dx = 1, \text{故 } C(\theta) = \frac{1}{\int_0^{+\infty} \exp\left\{\sum_{j=1}^k \theta_j T_j(x)\right\} h(x) dx} = \frac{1}{p(\theta)}$$

$$\frac{\partial \log C(\theta)}{\partial \theta_j} = \frac{1}{C(\theta)} \frac{\partial C(\theta)}{\partial \theta_j} = -p(\theta) \frac{\int_0^{+\infty} T_j(x) \exp\left\{\sum_{j=1}^k \theta_j T_j(x)\right\} h(x) dx}{(p(\theta))^2}$$

$$= -\int_0^{+\infty} T_j(x) C(\theta) \exp\left\{\sum_{j=1}^k \theta_j T_j(x)\right\} h(x) dx = -E_\theta(T_j(x)),$$

$$\text{即 } E_\theta(T_j(x)) = -\frac{\partial \log C(\theta)}{\partial \theta_j} = -\frac{1}{C(\theta)} \frac{\partial C(\theta)}{\partial \theta_j}$$

$$\frac{\partial^2 \log C(\theta)}{\partial \theta_j \partial \theta_s} = -\frac{1}{C^2(\theta)} \frac{\partial C(\theta)}{\partial \theta_s} \frac{\partial C(\theta)}{\partial \theta_j} + \frac{1}{C(\theta)} \frac{\partial^2 C(\theta)}{\partial \theta_j \partial \theta_s}$$

$$= -(p(\theta))^2 \left[-\frac{\int_0^{+\infty} T_s(x) \exp\left\{\sum_{j=1}^k \theta_j T_j(x)\right\} h(x) dx}{(p(\theta))^2} \right]$$

$$\left[-\frac{\int_0^{+\infty} T_j(x) \exp\left\{\sum_{j=1}^k \theta_j T_j(x)\right\} h(x) dx}{(p(\theta))^2} \right] + p(\theta) \cdot$$

$$\left[-\frac{(p(\theta))^2 \int_0^{+\infty} T_s(x) T_j(x) \exp\left\{\sum_{j=1}^k \theta_j T_j(x)\right\} h(x) dx}{(p(\theta))^4} + \frac{2p(\theta) \int_0^{+\infty} T_s(x) \exp\left\{\sum_{j=1}^k \theta_j T_j(x)\right\} h(x) dx \int_0^{+\infty} T_j(x) \exp\left\{\sum_{j=1}^k \theta_j T_j(x)\right\} h(x) dx}{(p(\theta))^4} \right]$$

$$= -E_\theta(T_j(x)) E_\theta(T_s(x)) - E_\theta(T_j(x) T_s(x)) + 2E_\theta(T_j(x)) E_\theta(T_s(x))$$

$$= E_\theta(T_j(x)) E_\theta(T_s(x)) - E_\theta(T_j(x) T_s(x)) = -Cov(T_j(x), T_s(x))$$

$$\text{即 } Cov(T_j(x), T_s(x)) = -\frac{\partial^2 \log C(\theta)}{\partial \theta_j \partial \theta_s}.$$

41、证明指数族的自然参数空间为凸集.

解:

$$\text{自然参数空间: } \Theta = \left\{ \boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_k) : \int_{\mathcal{X}} \exp\left\{\sum_{i=1}^k \theta_i T_i(x)\right\} d\mu(x) < \infty \right\}, d\mu(x) = h(x) dx$$

设 $\boldsymbol{\theta}' = (\theta_1', \dots, \theta_k')$, $\boldsymbol{\theta}'' = (\theta_1'', \dots, \theta_k'') \in \Theta$, 又设 $0 < \alpha < 1$, 即证 $\boldsymbol{\theta} = \alpha \boldsymbol{\theta}' + (1 - \alpha) \boldsymbol{\theta}'' = (\theta_1, \dots, \theta_k) \in \Theta$

$$\int_{\mathcal{X}} \exp\left\{\sum_{i=1}^k \theta_i T_i(x)\right\} d\mu(x)$$

$$= \int_{\mathcal{X}} \left[\exp\left\{\sum_{i=1}^k \theta_i' T_i(x)\right\} \right]^\alpha \left[\exp\left\{\sum_{i=1}^k \theta_i'' T_i(x)\right\} \right]^{1-\alpha} d\mu(x)$$

$$\leq \left[\int_{\mathcal{X}} \exp \left\{ \sum_{i=1}^k \theta_i' T_i(x) \right\} d\mu(x) \right]^\alpha \left[\int_{\mathcal{X}} \exp \left\{ \sum_{i=1}^k \theta_i'' T_i(x) \right\} d\mu(x) \right]^{1-\alpha}, \text{ [注: 赫尔德不等式]}$$

由于 $\theta', \theta'' \in \Theta$, 所以不等式右边两个积分存在, 故 $\Theta \in \Theta$, 即指数族的自然参数空间为凸集.

42、设 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ 是从 *Poisson* 分布 $P(\lambda)$ 中抽取的简单样本, 从定义出发证明

$T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ 为充分统计量, 再用因子分解定理证明之.

解:

定义证明: $P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | T = t)$

$$\begin{aligned} &= \frac{P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n, T = t)}{P(T = t)} \\ &= \frac{\prod_{i=1}^{n-1} \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} \cdot \frac{\lambda^{t - \sum_{i=1}^{n-1} x_i}}{\left(t - \sum_{i=1}^{n-1} x_i\right)!} e^{-n\lambda}}{\sum_{k_1 + \dots + k_n = t} P(x_1 = k_1, \dots, x_n = k_n)} = \frac{\prod_{i=1}^{n-1} \frac{1}{x_i!} \cdot \frac{\lambda^t}{\left(t - \sum_{i=1}^{n-1} x_i\right)!} e^{-n\lambda}}{\sum_{k_1 + \dots + k_n = t} \frac{\lambda^{k_1}}{k_1!} \cdots \frac{\lambda^{k_{n-1}}}{k_{n-1}!} \frac{\lambda^{t - \sum_{i=1}^{n-1} k_i}}{\left(t - \sum_{i=1}^{n-1} k_i\right)!} e^{-n\lambda}} \\ &= \frac{\prod_{i=1}^{n-1} \frac{1}{x_i!} \cdot \frac{1}{\left(t - \sum_{i=1}^{n-1} x_i\right)!}}{\sum_{k_1 + \dots + k_n = t} \frac{1}{k_1!} \cdots \frac{1}{k_{n-1}!} \frac{1}{\left(t - \sum_{i=1}^{n-1} k_i\right)!}}, \text{ 与 } \lambda \text{ 无关, 故 } T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i \text{ 为充分统计量} \end{aligned}$$

因子分解法:

$$f(\mathbf{x}, \lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} = \prod_{i=1}^n \frac{1}{x_i!} \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} e^{-n\lambda} = g(t(\mathbf{x}), \lambda) h(\mathbf{x})$$

$$g(t(\mathbf{x}), \lambda) = \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} e^{-n\lambda}, h(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{x_i!}, \text{ 故 } T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i \text{ 为充分统计量}$$

43、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* \sim 几何分布, 试用两种方法证明 $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ 为充分统计量:

(1) 从定义出发, (2) 用因子分解定理.

解:

$$\begin{aligned} (1) P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | T = t) &= \frac{P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n, T = t)}{P(T = t)} \\ &= \frac{q^{x_1} p \cdots q^{x_{n-1}} p q^{t - \sum_{i=1}^{n-1} x_i - 1} p}{\sum_{k_1 + \dots + k_n = t} \prod_{i=1}^n (q^{k_i - 1} p)} = \frac{q^{t-n} p^n}{p^n \sum_{k_1 + \dots + k_n = t} q^{t-n}} = \frac{1}{\sum_{k_1 + \dots + k_n = t} 1} = \frac{1}{\binom{t-1}{n-1}} \end{aligned}$$

$$P(X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | T = t) = \begin{cases} \frac{1}{\binom{t-1}{n-1}}, & \sum_{i=1}^n X_i = t \\ 0, & \sum_{i=1}^n X_i \neq t \end{cases}, \text{与 } p \text{ 无关,}$$

故 $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ 为充分统计量

$$(2) f(\mathbf{x}, p) = \prod_{i=1}^n (q^{x_i-1} p) = q^{t-n} p^n = g(t, p) h(\mathbf{x})$$

其中 $g(t, p) = q^{t-n} p^n$, $h(\mathbf{x}) \equiv 1$

44、设 $T = T(X)$ 是充分统计量, 又 $S(X) = G(T(X))$ 而函数 $S = G(T(X))$ 是一对一的

即 $T_1 \neq T_2 \Rightarrow G(T_1) \neq G(T_2)$, 则 S 也是充分统计量.

解:

$T(X)$ 是充分统计量, 故 $f(\mathbf{x}, \theta) = g(t(\mathbf{x}), \theta) h(\mathbf{x})$, 而函数 $S = G(T(X))$ 是一对一的

故存在 $T(X) = M(S(X))$, 故 $f(\mathbf{x}, \theta) = g(m(s(\mathbf{x})), \theta) h(\mathbf{x}) = g'(s(\mathbf{x}), \theta) h(\mathbf{x})$

即 S 也是充分统计量.

45、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* \sim 指数分布 $f(x; \lambda) = \lambda e^{-\lambda x} I_{(x>0)}$, 用因子分解定理证明 \bar{X}

是充分统计量.

解:

$$f(\mathbf{x}, \lambda) = \lambda^n e^{-\lambda \sum_{i=1}^n X_i} I_{[x_1 > 0, \dots, x_n > 0]} = g(t(\mathbf{x}), \lambda) h(\mathbf{x})$$

$$g(t(\mathbf{x}), \lambda) = \lambda^n e^{-\lambda \sum_{i=1}^n X_i}, h(\mathbf{x}) = I_{[x_1 > 0, \dots, x_n > 0]}, \text{故 } T = \sum_{i=1}^n X_i \text{ 是充分统计量.}$$

又因为 \bar{X} 与 $\sum_{i=1}^n X_i$ 一一对应, 故 \bar{X} 也是充分统计量.

46、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(\theta, \theta^2)$, $\theta > 0$, 问 \bar{X} 是否为充分统计量?

解:

$$f(x_i, \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\theta} e^{-\frac{(x_i - \theta)^2}{2\theta^2}}$$

$$f(\mathbf{x}, \theta) = (\sqrt{2\pi}\theta)^{-n} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \theta)^2}{2\theta^2}} = (\sqrt{2\pi}\theta)^{-n} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 - 2\theta \sum_{i=1}^n x_i + n\theta^2}{2\theta^2}}$$

$$= (\sqrt{2\pi}\theta)^{-n} e^{-\frac{n}{2} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 - 2\theta \sum_{i=1}^n x_i}{2\theta^2}}}, T(\mathbf{X}) = \left(\sum_{i=1}^n X_i, \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)$$

由因子分解定理可知 $T(\mathbf{X})$ 是充分统计量, $T(\mathbf{X})$ 与 \bar{X} 不——对应, 故 \bar{X} 不是充分统计量.

47、设 X_1, \dots, X_m i.i.d. $\sim N(a, \sigma^2)$, Y_1, \dots, Y_n i.i.d. $\sim N(b, \sigma^2)$ 且两组样本独立. 记

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^m X_i / m, \bar{Y} = \sum_{i=1}^n Y_i / n, \text{ 而}$$

$$S^2 = \frac{1}{n+m-2} \left[\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2 \right]$$

证明 (\bar{X}, \bar{Y}, S^2) 为充分完全统计量.

解:

因为两样本相互独立, 所以

$$f(x_1, \dots, x_m, y_1, \dots, y_n) = \prod_{i=1}^m (2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{(x_i - a)^2}{2\sigma^2}\right\} \prod_{k=1}^n (2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{(y_k - b)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

$$= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{m+n}{2}} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - a)^2 + \sum_{k=1}^n (y_k - b)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

$$= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{m+n}{2}} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^m (x_i^2 - 2ax_i + a^2) + \sum_{k=1}^n (y_k^2 - 2by_k + b^2)}{2\sigma^2}\right\}$$

$$= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{m+n}{2}} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^m x_i^2 + \sum_{k=1}^n y_k^2 - 2am\bar{x} - 2bn\bar{y} + ma^2 + nb^2}{2\sigma^2}\right\}$$

$$= g(t_1(\mathbf{x}), t_2(\mathbf{x}), t_3(\mathbf{x}), a, b, \sigma^2) h(\mathbf{x}), t_1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m x_i^2 + \sum_{k=1}^n y_k^2, t_2(\mathbf{x}) = \bar{x}, t_3(\mathbf{x}) = \bar{y}, h(\mathbf{x}) \equiv 1,$$

故 $\left(\sum_{i=1}^m X_i^2 + \sum_{k=1}^n Y_k^2, \bar{X}, \bar{Y}\right)$ 是充分统计量

$$f(x_1, \dots, x_m, y_1, \dots, y_n) = C^*(\varphi) \exp\{\varphi_1 T_1(x) + \varphi_2 T_2(x) + \varphi_3 T_3(x)\} h(x)$$

其中 $\varphi_1 = -\frac{1}{2\sigma^2}$, $\varphi_2 = \frac{am}{\sigma^2}$, $\varphi_3 = \frac{bn}{\sigma^2}$. 自然参数空间为

$$\Theta^* = \{(\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3), -\infty < \varphi_1 < 0, -\infty < \varphi_2 < +\infty, -\infty < \varphi_3 < +\infty\}$$

Θ^* 作为 R_3 的子集显然有内点, 故 $\left(\sum_{i=1}^m X_i^2 + \sum_{k=1}^n Y_k^2, \bar{X}, \bar{Y}\right)$ 为完全统计量

又因为 $T^*(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = (S^2, \bar{X}, \bar{Y})$ 为 $\left(\sum_{i=1}^m X_i^2 + \sum_{k=1}^n Y_k^2, \bar{X}, \bar{Y}\right)$ 的函数,

故 (S^2, \bar{X}, \bar{Y}) 为充分完全统计量.

48、设 X_1, \dots, X_n 是从下列总体中抽取的样本, 其密度函数为

$$f(x, \theta) = \frac{1}{2\theta} \exp\left\{-\frac{|x|}{\theta}\right\}, -\infty < x < +\infty, \theta > 0,$$

证明 $T = \sum_{i=1}^n |x_i|$ 是 θ 的充分完全统计量.

解:

$$f(x_1, \dots, x_n, \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta) = (2\theta)^{-n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{\theta}\right\} = g(t(\mathbf{x}), \theta) h(x)$$

$$g(t(\mathbf{x}), \theta) = (2\theta)^{-n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{\theta}\right\}, h(x) \equiv 1,$$

故由因子分解定理知 $T = \sum_{i=1}^n |x_i|$ 是 θ 的充分统计量.

$$f(x_1, \dots, x_n, \theta) = (2\theta)^{-n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{\theta}\right\} = C(\theta) \exp\{\varphi T(\mathbf{x})\} h(x)$$

$$\varphi = -\frac{1}{\theta}, \text{ 则 } C(\theta) = \left(\frac{-2}{\theta}\right)^{-n}, h(x) \equiv 1, \Theta^* = \{\varphi: -\infty < \varphi < 0\}$$

显然 Θ^* 作为 R_1 的子集有内点, 故 $T = \sum_{i=1}^n |x_i|$ 是 θ 的完全统计量.

综上所述, $T = \sum_{i=1}^n |x_i|$ 是 θ 的充分完全统计量.

49、设 X_1, \dots, X_n 为取自下列指数分布总体的简单样本,

$$f(x, \theta) = \exp\{-(x - \theta)\}, x > \theta,$$

其中 $-\infty < \theta < +\infty$ 为位置参数. 证明 $T(\mathbf{X}) = X_{(1)}$ 为充分完全统计量.

解:

$$f(x_1, \dots, x_n, \theta) = \exp\left\{-\sum_{i=1}^n x_i + n\theta\right\} I_{(x_1, \dots, x_n > \theta)} = g(t(x_{(1)}), \theta) h(x)$$

$$\text{其中 } g(t(x_{(1)}), \theta) = e^{n\theta} I_{(x_{(1)} > \theta)}, h(x) = \exp\left\{-\sum_{i=1}^n x_i\right\},$$

故 $T(\mathbf{X}) = X_{(1)}$ 为充分统计量.

$T(\mathbf{X}) = X_{(1)}$ 的密度函数为

$$g(t) = \begin{cases} ne^{-n(t-\theta)}, & t > \theta \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

设 $\varphi(t)$ 为 t 的任一实函数, 满足 $E_\theta \varphi(T) = 0$, 此即

$$\int_{\theta}^{+\infty} \varphi(t) e^{-n(t-\theta)} dt = 0, \text{一切 } -\infty < \theta < +\infty$$

$$\int_{\theta}^{+\infty} \varphi(t) e^{-nt} dt = 0, \text{一切 } -\infty < \theta < +\infty$$

对上式两边关于 θ 求导得, $\varphi(\theta) e^{-n\theta} = 0 \Leftrightarrow \varphi(\theta) = 0$, 一切 $-\infty < \theta < +\infty$

改 θ 为 t , 即 $\varphi(t) = 0$ 故 $T(\mathbf{X}) = X_{(1)}$ 为完全统计量.

综上所述, 故 $T(\mathbf{X}) = X_{(1)}$ 为充分完全统计量.

50、设 $X = (X_1, \dots, X_n)$ 为从均匀分布 $U(-\theta/2, \theta/2)$, $0 < \theta < +\infty$ 中抽取的简单样本,

证明 $(X_{(1)}, X_{(n)})$ 为充分统计量, 但不是完全的.

解:

$$f(x, \theta) = \frac{1}{\theta^n} I_{(-\frac{\theta}{2} < x_{(1)} < \dots < x_{(n)} < \frac{\theta}{2})} = g(t(x), \theta) h(x)$$

$$g(t(x), \theta) = \frac{1}{\theta^n} I_{(-\frac{\theta}{2} < x_{(1)} < \dots < x_{(n)} < \frac{\theta}{2})}, h(x) \equiv 1,$$

由因子分解定理知 $(X_{(1)}, X_{(n)})$ 为充分统计量.

$$\text{令 } Y_i = \frac{X_i}{\theta}, i = 1, 2, \dots, n, \text{ 则 } Y_1, Y_2, \dots, Y_n \text{ i.i.d. } U\left(-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right)$$

则 $\frac{X_{(n)}}{X_{(1)}} = \frac{Y_{(n)}}{Y_{(1)}}$ 的分布与 θ 无关, 容易找的常数 $1 < a < b < +\infty$

$$P(x < a) = P(x > b) > 0$$

$$\text{构造 } \varphi(t_1, t_2) = \begin{cases} 1, & t_2/t_1 < a \\ -1, & t_2/t_1 > b = I_{(t_2/t_1 < a)} - I_{(t_2/t_1 > b)} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

显然此时 $E_\theta \varphi(t_1, t_2) = 0$, 又 $\varphi(t_1, t_2)$, 故 $(X_{(1)}, X_{(n)})$ 不是完全统计量.

51、设 X_1, \dots, X_n i.i.d. \sim 均匀分布 $U(\theta, 2\theta)$, $\theta > 0$, 证明 $(X_{(1)}, X_{(n)})$ 是充分统计量, 但不是完全统计量.

解:

与 50 题同理.

$$f(x, \theta) = \frac{1}{\theta^n} I_{(\theta < x_{(1)} < \dots < x_{(n)} < 2\theta)} = g(t(x), \theta) h(x)$$

$$g(t(x), \theta) = \frac{1}{\theta^n} I_{(\theta < x_{(1)} < \dots < x_{(n)} < 2\theta)}, h(x) \equiv 1,$$

由因子分解定理知 $(X_{(1)}, X_{(n)})$ 为充分统计量.

令 $Y_i = \frac{X_i}{\theta}, i = 1, 2, \dots, n$, 则 Y_1, Y_2, \dots, Y_n *i.i.d.* $U(1, 2)$

则 $\frac{X_{(n)}}{X_{(1)}} = \frac{Y_{(n)}}{Y_{(1)}}$ 的分布与 θ 无关, 容易找的常数 $1 < a < b < +\infty$

$$P(x < a) = P(x > b) > 0$$

$$\text{构造 } \varphi(t_1, t_2) = \begin{cases} 1, & t_2/t_1 < a \\ -1, & t_2/t_1 > b = I_{(t_2/t_1 < a)} - I_{(t_2/t_1 > b)} \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

显然此时 $E_\theta \varphi(t_1, t_2) = 0$, 又 $\varphi(t_1, t_2)$, 故 $(X_{(1)}, X_{(n)})$ 不是完全统计量.

52、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* \sim 两参数的指数分布, 其密度函数为

$$f(x; \lambda; \mu) = \lambda^{-1} \exp\left\{-\frac{x-\mu}{\lambda}\right\} I_{[x > \mu]},$$

其中 $-\infty < \mu < +\infty, -\infty < \lambda < +\infty$. 设 $X_{(1)}, \dots, X_{(n)}$ 是样本的次序统计量, 证明:

(1) $\left(X_{(1)}, \sum_{i=1}^n X_{(i)}\right)$ 是 (λ, μ) 的充分统计量. * (2) $X_{(1)}$ 与 $\sum_{i=1}^n (X_{(i)} - X_{(1)})$ 独立.

解:

$$(1) f(\mathbf{x}; \lambda; \mu) = \lambda^{-n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\lambda}\right\} I_{[X_{(1)} > \mu]} = g\left(t\left(X_{(1)}, \sum_{i=1}^n X_i\right), \lambda, \mu\right) h(\mathbf{x})$$

$$g\left(t\left(X_{(1)}, \sum_{i=1}^n X_i\right), \lambda, \mu\right) = \lambda^{-n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\lambda}\right\} I_{[X_{(1)} > \mu]}, h(\mathbf{x}) \equiv 1$$

故 $\left(X_{(1)}, \sum_{i=1}^n X_{(i)}\right)$ 是 (λ, μ) 的充分统计量.

(2) 先将 λ 固定于 λ_0 , 则可证 $X_{(1)}$ 为 μ 的充分完全统计量, 以下为证明过程

$$f(\mathbf{x}; \mu) = \lambda_0^{-n} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\lambda_0} \right\} I_{[X_{(n)} > \mu]} = g(t(X_{(1)}), \mu) h(\mathbf{x})$$

$$\text{其中 } g(t(X_{(1)}), \mu) = \lambda_0^{-n} \exp \left\{ \frac{n\mu}{\lambda_0} \right\} I_{[X_{(n)} > \mu]}, h(\mathbf{x}) = \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^n X_i}{\lambda_0} \right\}$$

故 $X_{(1)}$ 为 μ 的充分统计量.

$$\text{又 } F(X_{(1)} < t) = 1 - [1 - F(t)]^n, \text{ 故 } f_{X_{(1)}}(t) = n[1 - F(t)]^{n-1} f(t) = \frac{n}{\lambda_0} \exp \left\{ -\frac{(n+1)(t-\mu)}{\lambda_0} \right\}, (t > \mu)$$

设 $\varphi(t)$ 为 t 的任一实函数, 满足 $E_\mu(\varphi(T)) = 0$, 即

$$\int_{\mu}^{+\infty} \varphi(t) \frac{n}{\lambda_0} \exp \left\{ -\frac{(n+1)(t-\mu)}{\lambda_0} \right\} dt = 0, \text{ 一切 } \mu \in R,$$

$$\int_{\mu}^{+\infty} \varphi(t) \exp \left\{ -\frac{(n+1)t}{\lambda_0} \right\} dt = 0, \text{ 一切 } \mu \in R,$$

$$\text{则两边对 } \mu \text{ 求导得 } \varphi(\mu) \exp \left\{ -\frac{(n+1)}{\lambda_0} \mu \right\} = 0 \Leftrightarrow \varphi(\mu) = 0, \text{ 一切 } \mu \in R,$$

即 $\varphi(t) = 0$, 故 $X_{(1)}$ 为 μ 的完全统计量.

综上所述, $X_{(1)}$ 为 μ 的充分完全统计量.

$$\text{构造 } Y = X - \mu, \text{ 则 } f(y) = \lambda_0^{-1} \exp \left\{ -\frac{y}{\lambda_0} \right\}, y > 0, Y_{(i)} - Y_{(1)} = (X_{(i)} - \mu) - (X_{(1)} - \mu) = X_{(i)} - X_{(1)},$$

即 $\sum_{i=1}^n (X_{(i)} - X_{(1)})$ 的分布与 μ 无关, 故由 Basu 定理可知, $X_{(1)}$ 与 $\sum_{i=1}^n (X_{(i)} - X_{(1)})$ 独立.

53、设 X_1, \dots, X_n 为来自 $N(a, \sigma^2)$ 中抽取的 *i.i.d.* 样本, 证明 \bar{X} 与 $X_{(n)} - X_{(1)}$ 独立.

解:

先将 σ 固定于 σ_0 , 则由例 2.8.3 可知 \bar{X} 为 a 的完全统计量, 由例 2.7.2 可知 \bar{X} 为 a 的充分统计量. 综上, \bar{X} 为 a 的充分完全统计量. 设 $Y = X - a$, 则 $Y \sim N(0, \sigma_0^2)$

$X_{(n)} - X_{(1)} = (X_{(n)} - a) - (X_{(1)} - a) = Y_{(n)} - Y_{(1)}$, 即 $X_{(n)} - X_{(1)}$ 的分布与 a 无关, 故由

Basu 定理可知, \bar{X} 与 $X_{(n)} - X_{(1)}$ 独立.

54、设 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ 是从 $N(a, \sigma_1^2)$ 中抽取的简单样本, $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_n)$ 是从 $N(b, \sigma_2^2)$ 中抽取的简单样本, 且合样本 $X_1, \dots, X_n; Y_1, \dots, Y_n$ 相互独立, 证明

$T(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = (\bar{X}, \bar{Y}, Q_1^2, Q_2^2)$ 与 $r(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) / \sqrt{Q_1^2 \cdot Q_2^2}$ 独立, 此处

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i, Q_1^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2, Q_2^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2.$$

解:

易证明 $T(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = (\bar{X}, \bar{Y}, Q_1^2, Q_2^2)$ 为 $a, b, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 的充分完全统计量,

$$(X_i - \bar{X})/\sigma_1\sqrt{(n-1)/n} \sim N(0, 1), (Y_i - \bar{Y})/\sigma_2\sqrt{(n-1)/n} \sim N(0, 1).$$

$$Q_1^2/\sigma_1^2 \sim \chi_{n-1}^2, Q_2^2/\sigma_2^2 \sim \chi_{n-1}^2.$$

$$\begin{aligned} r(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) &= \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})/\sqrt{Q_1^2 \cdot Q_2^2} \\ &= \sum_{i=1}^n \left((X_i - \bar{X})/\sigma_1\sqrt{(n-1)/n} \right) \left((Y_i - \bar{Y})/\sigma_2\sqrt{(n-1)/n} \right) / \sqrt{Q_1^2/(n-1)\sigma_1^2 \cdot Q_2^2/(n-1)\sigma_2^2} \cdot \frac{1}{n} \end{aligned}$$

$$\text{令 } T' = \left((X_i - \bar{X})/\sigma_1\sqrt{(n-1)/n} \right) / \sqrt{Q_1^2/(n-1)\sigma_1^2}, T'' = \left((Y_i - \bar{Y})/\sigma_2\sqrt{(n-1)/n} \right) / \sqrt{Q_2^2/(n-1)\sigma_2^2},$$

$$\text{则 } T' \sim t(n-1), T'' \sim t(n-1), \text{ 则 } r(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n T'_i \cdot T''_i,$$

即 $r(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 与 $a, b, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 无关, 故由 *Basu* 定理可知 $T(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 与 $r(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 独立.

55、设 $X_1, \dots, X_n \text{ i.i.d. } \sim N(a, \sigma^2), \bar{X}$ 为样本均值, $\xi = f(x_1, \dots, x_n)$ 满足条件

$$f(x_1 + c, \dots, x_n + c) = f(x_1, \dots, x_n), \text{ 对任何常数 } c, \text{ 证明 } \xi \text{ 与 } \bar{X} \text{ 独立.}$$

解:

先将 σ^2 固定于 σ_0^2 , 则 $t(x)$ 为族 $\{N(a, \sigma_0^2), -\infty < a < +\infty\}$ 之下的充分完全统计量.

$f(X_1, \dots, X_n) = f(X_1 - a, \dots, X_n - a)$, 而 $X_i - a \sim N(0, \sigma_0^2)$ 与 a 无关, 故 $f(X_1, \dots, X_n)$

的分布与 a 无关, 有 *Basu* 定理可知, \bar{X} 与 ξ 独立.

习题 3 点估计

1、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(a, \sigma^2)$, 样本方差 $S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / (n-1)$ 是 σ^2 的无偏估计.

证明 S^2 是 σ^2 的强相合估计和均方相合估计.

解:

作正交变换 $\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X}$, 其中 $\mathbf{Y} = (Y_1, \dots, Y_n)^T$, $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)^T$, $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{n}} & \frac{1}{\sqrt{n}} & \cdots & \frac{1}{\sqrt{n}} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}$,

则 $Y_1 = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n X_i = \sqrt{n} \bar{X}$, $Y_1^2 + \dots + Y_n^2 = X_1^2 + \dots + X_n^2$,

则 $S^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2}{n-1} = \frac{\sum_{i=2}^n Y_i^2}{n-1}$

又 $\because Y_1, \dots, Y_n$ 相互独立, $Y_i \sim N(\mu_i, \sigma^2)$, $i = 2, \dots, n$, 且 \mathbf{A} 的行向量正交,

$\therefore \mu_i = a \sum_{k=1}^n a_{ik} = a\sqrt{n} \sum_{k=1}^n \frac{1}{\sqrt{n}} \cdot a_{ik} = 0$, 即 Y_2, \dots, Y_n *i.i.d.* $\sim N(0, \sigma^2)$,

$S^2 = \frac{\sum_{i=2}^n Y_i^2}{n-1}$, 其中 Y_i^2 独立同分布, $E(Y_i^2) = \sigma^2$, 则由柯尔莫哥洛夫强大数定律可知

$P\left(\lim_{n \rightarrow \infty} S^2 = \sigma^2\right) = 1$, 即 S^2 为 σ^2 的强相合估计.

$E_\sigma(S^2 - \sigma^2) = 0$, $E_\sigma[(S^2 - \sigma^2)^2] = D(S^2 - \sigma^2) = DS^2$,

又 $\because \frac{S^2(n-1)}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$, $\therefore \frac{(n-1)^2}{\sigma^4} DS^2 = 2(n-1)$, $\therefore DS^2 = \frac{2\sigma^4}{n-1}$

故 $\lim_{n \rightarrow \infty} E_\sigma |S^2 - \sigma^2|^2 = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{2\sigma^4}{n-1} = 0$, 即 S^2 为 σ^2 的均方相合估计.

2、证明 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的均方相合估计的充要条件为: $\hat{\theta}_n$ 是渐进无偏的且 $\lim_{n \rightarrow \infty} D_\theta(\hat{\theta}_n) = 0$, 对任何

$\theta \in \Theta$.

解:

充分性: $\lim_{n \rightarrow \infty} E_\theta |\hat{\theta}_n - \theta|^2 = \lim_{n \rightarrow \infty} [E_\theta^2(\hat{\theta}_n - \theta) + D_\theta(\hat{\theta}_n - \theta)]$

$\because \hat{\theta}_n$ 是渐进无偏的, $\therefore \lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{\theta}_n) = \theta$, $\lim_{n \rightarrow \infty} [E_\theta^2(\hat{\theta}_n - \theta)] = 0$

又 $\because \lim_{n \rightarrow \infty} D_\theta(\hat{\theta}_n) = 0$, $\therefore \lim_{n \rightarrow \infty} D_\theta(\hat{\theta}_n - \theta) = 0$

$\therefore \lim_{n \rightarrow \infty} E_\theta |\hat{\theta}_n - \theta|^2 = 0$, 即 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的均方相合估计, 充分性得证.

必要性: $\lim_{n \rightarrow \infty} E_{\theta} |\hat{\theta}_n - \theta|^2 = \lim_{n \rightarrow \infty} [E_{\theta}^2(\hat{\theta}_n - \theta) + D_{\theta}(\hat{\theta}_n - \theta)] = 0$

且 $E_{\theta}^2(\hat{\theta}_n - \theta) \geq 0$, $D_{\theta}(\hat{\theta}_n - \theta) \geq 0$, 要使 $\lim_{n \rightarrow \infty} E_{\theta} |\hat{\theta}_n - \theta|^2 = 0$,

需 $\lim_{n \rightarrow \infty} [E_{\theta}^2(\hat{\theta}_n - \theta)] = 0$, $\lim_{n \rightarrow \infty} D_{\theta}(\hat{\theta}_n - \theta) = 0$,

也即 $\hat{\theta}_n$ 是渐进无偏的, $\lim_{n \rightarrow \infty} D_{\theta}(\hat{\theta}_n) = 0$, 故必要性得证.

3、设 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ 是从某总体中抽取的简单样本, 满足 $E(X_1) = \mu < \infty, E(X_1^2) < \infty$,

证明 $T(\mathbf{X}) = 2 \sum_{i=1}^n i X_i / [n(n+1)]$ 是 μ 的弱相合估计.

解:

$$E(T(\mathbf{X})) = \frac{2}{n(n+1)} \cdot E\left(\sum_{i=1}^n i X_i\right) = \frac{2E(X_i)}{n(n+1)} \cdot \sum_{i=1}^n i = \frac{2\mu}{n(n+1)} \cdot \frac{n(n+1)}{2} = \mu$$

$$D(T(\mathbf{X})) = D\left(\frac{2}{n(n+1)} \cdot \sum_{i=1}^n i X_i\right) = \frac{4DX_i}{n^2(n+1)^2} \cdot \sum_{i=1}^n i^2 = \frac{4DX_i}{n^2(n+1)^2} \cdot \frac{n(n+1)(2n+1)}{6}$$

又因为 $E(X_1) = \mu < \infty, E(X_1^2) < \infty$, 故可设 $DX_i = \sigma^2 < \infty$, 则 $D(T(\mathbf{X})) = \frac{2(2n+1)\sigma^2}{3n(n+1)}$

$$\text{则 } \lim_{n \rightarrow \infty} P(|T(\mathbf{X}) - \mu| \geq \varepsilon) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{D(T(\mathbf{X}))}{\varepsilon^2} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{2(2n+1)\sigma^2}{3n(n+1)\varepsilon^2} = 0,$$

故 $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|T(\mathbf{X}) - \mu| \geq \varepsilon) = 0$, $T(\mathbf{X}) = 2 \sum_{i=1}^n i X_i / [n(n+1)]$ 是 μ 的弱相合估计.

4、设 $X_n \xrightarrow{a.s.} X, g(x)$ 为 x 的连续函数, 则 $g(X_n) \xrightarrow{a.s.} g(X)$.

解:

在 $g(x)$ 的定义域上任取一点 x , 由 $g(x)$ 在 x 处连续知, 对于 $\forall \varepsilon > 0, \exists \delta > 0$ 使得

$$\{|g(y) - g(x)| < \varepsilon\} \supset \{|y - x| < \delta\}$$

$$\text{故 } P(|g(X_n) - g(X)| < \varepsilon) \geq P\{|X_n - X| < \delta\}$$

又由 X_n 是 X 的强相合估计知, 存在正整数 N , 当 $n > N$ 时,

$$P\{|X_n - X| < \delta\} = 1, \text{ 因此}$$

$$1 \geq P(|g(X_n) - g(X)| < \varepsilon) \geq P\{|X_n - X| < \delta\} = 1,$$

$$P(|g(X_n) - g(X)| < \varepsilon) = 1,$$

即 $P\left(\lim_{n \rightarrow \infty} g(X_n) = g(X)\right) = 1$, 证毕.

5、设总体 X 服从均匀分布 $U(0, 2\theta)$, 令 X_1, \dots, X_n 为从总体 X 中抽取的简单样本,

(1) 证明 $\hat{\theta}_1 = \bar{X}$ 和 $\hat{\theta}_2 = (n+1)X_{(n)}/2n$ 为 θ 的无偏估计.

(2) 证明 $\hat{\theta}_1$ 为 θ 的强相合估计, $\theta_2^* = X_{(n)}/2$ 为 θ 的弱相合估计.

(3) 求 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 的方差, 问哪一个更有效?

解:

$$(1) EX = \theta, DX = \frac{\theta^2}{3}, \text{故 } E\hat{\theta}_1 = E\bar{X} = \theta$$

$$F(t) = P(X_{(n)} \leq t) = \prod_{i=1}^n P(X_i \leq t) = \left(\frac{t}{2\theta}\right)^n$$

$$f(t) = \frac{nt^{n-1}}{(2\theta)^n}, \text{故 } EX_{(n)} = \int_0^{2\theta} \frac{nt^n}{(2\theta)^n} dt = \frac{2\theta n}{n+1}$$

故 $E\hat{\theta}_2 = E[(n+1)X_{(n)}/2n] = \theta$, 即 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 都是 θ 的无偏估计.

(2) $\hat{\theta}_1 = \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$, 又因为 $EX = \theta$, 故 *kolmogorov* 由强大数定律可知

$P_\theta\left(\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{\theta}_1 = \theta\right) = 1$, 即 $\hat{\theta}_1$ 是 θ 的强相合估计.

$$\begin{aligned} P\left(|\hat{\theta}_2^* - \theta| \geq \varepsilon\right) &= P(|X_{(n)}/2 - \theta| \geq \varepsilon) = P(X_{(n)} \geq 2\varepsilon + 2\theta \cup X_{(n)} \leq 2\theta - 2\varepsilon) \\ &= P(0 < X_{(n)} \leq 2\theta - 2\varepsilon) = \int_0^{2\theta - 2\varepsilon} \frac{nt^{n-1}}{(2\theta)^n} dt = \left(1 - \frac{\varepsilon}{\theta}\right)^n, \end{aligned}$$

则 $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left(|\hat{\theta}_2^* - \theta| \geq \varepsilon\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \frac{\varepsilon}{\theta}\right)^n = 0$, 即 $\hat{\theta}_2^*$ 是 θ 的弱相合估计.

$$(3) D(\hat{\theta}_1) = D(\bar{X}) = \frac{\theta^2}{3n}, D(\hat{\theta}_2) = \frac{(n+1)^2}{4n^2} D(X_{(n)})$$

$$E(X_{(n)}^2) = \int_0^{2\theta} \frac{nt^{n+1}}{(2\theta)^n} dt = \frac{4n}{n+2} \theta^2, D(\hat{\theta}_2) = E(\hat{\theta}_2^2) - E^2(\hat{\theta}_2) = \frac{\theta^2}{n(n+2)} < D(\hat{\theta}_1)$$

故 $\hat{\theta}_2$ 更有效.

6、设总体 X 服从二项分布 $b(k, p)$, k 是正整数, $0 < p < 1$, 两者都是未知参数, X_1, \dots, X_n

为从中抽取的简单样本, 求 k 和 p 的矩估计.

解:

$$EX = kp, DX = kp(1-p), \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, S_n^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n}$$

$$\text{则 } \hat{p} = 1 - \frac{S_n^2}{\bar{X}}, \hat{k} = \left[\frac{\bar{X}^2}{\bar{X} - S_n^2} \right], \text{“} [\] \text{” 为取整函数.}$$

7、设 X_1, \dots, X_n 为取自对数级数分布

$$P(X = k) = -\frac{1}{\ln(1-p)} \cdot \frac{p^k}{k}, 0 < p < 1, k = 1, 2, \dots$$

的随机样本, 求参数 p 的矩估计量.

解:

$$EX = \sum_{k=1}^{\infty} -\frac{p^k}{\ln(1-p)} = -\frac{1}{\ln(1-p)} \cdot \frac{p}{1-p}$$

$$E(X^2) = \sum_{k=1}^{\infty} -\frac{kp^k}{\ln(1-p)} = -\frac{1}{\ln(1-p)} \cdot \frac{p}{(1-p)^2}$$

$$\text{则 } p \text{ 的矩估计 } \hat{p} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{\sum_{i=1}^n X_i^2}.$$

8、设样本 X_1, \dots, X_n 来自正态分布 $N(0, \sigma^2)$, 求 σ 的矩估计量:

(1) 利用 $E|X_1| = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma$;

(2) 利用 $\sigma = \sqrt{D(X_1)}$.

解:

$$(1) E|X_1| = 2 \int_0^{+\infty} \frac{x}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} dx = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma \cdot E|\bar{X}| = E|X_1| = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma.$$

$$\text{故 } \hat{\sigma} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i|$$

$$(2) \sigma = \sqrt{D(X_1)}, \text{ 故 } \hat{\sigma} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / n}$$

9、设 X_1, \dots, X_n 是来自正态总体 $N(a, \sigma^2)$, 求 $P(X > 1)$ 的矩估计量.

解:

$$P(X > 1) = P\left(\frac{X-a}{\sigma} > \frac{1-a}{\sigma}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{1-a}{\sigma}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{1-EX}{\sqrt{DX}}\right)$$

$$\text{则 } \hat{p} = 1 - \Phi\left(\frac{1-\bar{X}}{S_n^2}\right), \text{ 其中 } \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, S_n^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / n.$$

10、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* \sim 伽马分布 $\Gamma(r, \lambda)$, 其中 r 已知, 求 λ 矩估计量, 并讨论它的无偏性.

解:

$$EX = \int_0^{+\infty} x \cdot \frac{\lambda^r}{\Gamma(r)} x^{r-1} e^{-\lambda x} dx = \frac{\Gamma(r+1)}{\lambda \Gamma(r)} \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^{r+1}}{\Gamma(r+1)} x^{r+1-1} e^{-\lambda x} dx = \frac{r}{\lambda}.$$

$$\text{则 } \lambda \text{ 的矩估计量 } \hat{\lambda} = \frac{r}{\bar{X}}, \text{ 其中 } \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i,$$

$$t = \sum_{i=1}^n X_i \sim \Gamma(nr, \lambda), \text{ 则 } E\hat{\lambda} = E\left(\frac{nr}{t}\right) = nr \int_0^{+\infty} \frac{1}{t} \cdot \frac{\lambda^{nr}}{\Gamma(nr)} t^{nr-1} e^{-\lambda t} dt =$$

$$\frac{\lambda nr \Gamma(nr-1)}{\Gamma(nr)} \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^{nr-1}}{\Gamma(nr-1)} t^{(nr-1)-1} e^{-\lambda t} dt = \frac{\lambda nr}{nr-1} \neq \lambda,$$

故 $\hat{\lambda}$ 不是 λ 的无偏估计, $\lim_{n \rightarrow \infty} E\hat{\lambda} = \lambda$, 故 $\hat{\lambda}$ 是 λ 的渐进无偏估计.

11、若 $X = e^\xi$, 而 $\xi \sim N(a, \sigma^2)$, 则 $r.v. X$ 的分布成为对数正态分布. 求出 X 的密度函数.

设 X_1, \dots, X_n 是从总体 X 抽取的简单随机样本, 求 a 和 σ^2 的矩估计和极大似然估计.

解:

$$f_\xi(\xi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(\xi-a)^2}{2\sigma^2}}, \xi = \ln x \text{ 故 } f_X(x) = f_\xi(\ln x) \left| \frac{d \ln x}{dx} \right| = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma x} e^{-\frac{(\ln x - a)^2}{2\sigma^2}}$$

$$\begin{aligned} \text{故 } EX &= \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(\ln x - a)^2}{2\sigma^2}} dx \stackrel{\ln x = t}{=} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^t e^{-\frac{(t-a)^2}{2\sigma^2}} dt \\ &= e^{2a + \sigma^2/2} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(t-a-\sigma^2)^2}{2\sigma^2}} dt = e^{a + \frac{\sigma^2}{2}} \end{aligned}$$

$$\text{同理可得 } EX^2 = e^{2\sigma^2 + 2a}, \text{ 因此 } DX = EX^2 - (EX)^2 = e^{2a + \sigma^2} (e^{\sigma^2} - 1)$$

$$\text{因此 } e^{\sigma^2} - 1 = \frac{DX}{(EX)^2} \Rightarrow \sigma^2 = \ln \left[1 + \frac{DX}{(EX)^2} \right], a + \frac{\sigma^2}{2} = \ln(EX)$$

$$\text{因此 } a = \ln(EX) - \frac{1}{2} \ln \left[1 + \frac{DX}{(EX)^2} \right]$$

$$\text{故矩估计 } \hat{a} = \ln \bar{X} - \frac{1}{2} \ln \left[1 + \frac{S_n^2}{\bar{X}^2} \right], \hat{\sigma}^2 = \ln \left[1 + \frac{S_n^2}{\bar{X}^2} \right], \text{ 其中 } \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, S_n^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n}$$

$$L(\mathbf{x}; a, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \prod_{i=1}^n \frac{1}{x_i} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^n (\ln x_i - a)^2}{2\sigma^2} \right\}$$

$$\ln L(\mathbf{x}; a, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \sum_{i=1}^n \ln x_i - \frac{\sum_{i=1}^n (\ln x_i - a)^2}{2\sigma^2}$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial a} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - a) = 0, \hat{a}^* = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln X_i$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - a)^2, \hat{\sigma}^{*2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\ln X_i - \hat{a}^*)^2$$

12、设 X_1, \dots, X_n 是从总体 X 中抽取的简单样本, X 的分布为下列之一, 试分别用矩估计法和极大似然法求 θ 的估计量:

$$(1) f(x, \theta) = \begin{cases} \theta(\theta+1)x^{\theta-1}(1-x), & 0 < x < 1, \theta > 0 \\ 0, & \text{其他;} \end{cases}$$

$$(2) f(x, \theta) = (\theta+1)x^\theta, \quad 0 < x < 1, \theta > -1;$$

$$(3) f(x, \theta) = \begin{cases} \frac{\theta^{-r}}{\Gamma(r)} x^{r-1} \exp\left\{-\frac{x}{\theta}\right\}, & x > 0, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad r > 0 \text{ 已知.}$$

解:

$$(1) EX = \int_0^1 \theta(\theta+1)x^\theta(1-x)dx = \frac{\theta}{\theta+2}, \text{矩估计量 } \hat{\theta} = \frac{2\bar{X}}{1-\bar{X}}$$

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta) = \theta^n (\theta+1)^n \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{\theta-1} \prod_{i=1}^n (1-x_i)$$

$$\ln L(\theta) = n \ln \theta + n \ln(\theta+1) + (\theta-1) \sum_{i=1}^n \ln x_i + \sum_{i=1}^n \ln(1-x_i)$$

$$\frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta} = \frac{n}{\theta} + \frac{n}{\theta+1} + \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0,$$

$$\hat{\theta}^* = \frac{-\left(2 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln X_i\right) + \sqrt{4 + \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln X_i\right)^2}}{\frac{2}{n} \sum_{i=1}^n \ln X_i} \quad (\text{另一个解不符合 } \theta > 0, \text{舍去})$$

$$(2) EX = \int_0^1 (\theta+1)X^{\theta+1}dx = \frac{\theta+1}{\theta+2}, \hat{\theta} = \frac{2\bar{X}-1}{1-\bar{X}}$$

$$L(\mathbf{x}, \theta) = (\theta+1)^n \prod_{i=1}^n x_i^\theta, \ln L(\mathbf{x}, \theta) = n \ln(\theta+1) + \theta \sum_{i=1}^n \ln x_i$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \theta)}{\partial \theta} = \frac{n}{\theta+1} + \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0, \hat{\theta}^* = -\frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln X_i} - 1$$

$$(3) EX = \int_0^{+\infty} \frac{\theta^{-r}}{\Gamma(r)} x^r \exp\left\{-\frac{x}{\theta}\right\} dx = r\theta \int_0^{+\infty} \frac{\theta^{-(r+1)}}{\Gamma(r+1)} x^{r+1-1} \exp\left\{-\frac{x}{\theta}\right\} dx = r\theta$$

$$\text{矩估计量 } \hat{\theta} = \frac{\bar{X}}{r}$$

$$L(\mathbf{x}, \theta) = \left(\frac{1}{\Gamma(r)}\right)^n \theta^{-nr} \prod_{i=1}^n x_i^{r-1} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\theta}\right\}$$

$$\ln L(\mathbf{x}, \theta) = -n \ln[\Gamma(r)] - nr \ln \theta - (r-1) \sum_{i=1}^n \ln x_i - \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\theta}$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \theta)}{\partial \theta} = -\frac{nr}{\theta} + \frac{1}{\theta^2} \sum_{i=1}^n x_i = 0, \hat{\theta}^* = \frac{1}{nr} \sum_{i=1}^n X_i = \frac{\bar{X}}{r}.$$

13、设总体 X 的密度为 $\frac{1}{2\sigma} \exp\{-|x-a|/\sigma\}$,其中 $\sigma > 0$ 和 $-\infty < a < +\infty$ 为未知参数.设

X_1, \dots, X_n 为抽自此总体的简单随机样本,求 a 和 σ 的矩估计和极大似然估计.

解:

$$\begin{aligned}
 EX &= \int_0^{+\infty} \frac{x}{2\sigma} \exp\{-|x-a|/\sigma\} dx \stackrel{t=x-a}{=} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{t+a}{2\sigma} \exp\{-|t|/\sigma\} dt \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{a}{2\sigma} \exp\{-|t|/\sigma\} dt = a, \text{故 } \hat{a} = \bar{X} \\
 EX^2 &= \int_0^{+\infty} \frac{x^2}{2\sigma} \exp\{-|x-a|/\sigma\} dx \stackrel{t=x-a}{=} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{(t+a)^2}{2\sigma} \exp\{-|t|/\sigma\} dt \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{t^2+a^2}{2\sigma} \exp\{-|t|/\sigma\} dt = 2\sigma^2 + a^2
 \end{aligned}$$

$$\text{则 } \sigma = \sqrt{\frac{EX^2 - (EX)^2}{2}}, \text{ 则 } \hat{\sigma}^2 = \sqrt{\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2}{2}}$$

$$L(a, \sigma) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{2\sigma} \exp\{-|x_i - a|/\sigma\} = \left(\frac{1}{2\sigma}\right)^n \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n |x_i - a|}{\sigma}\right\}$$

$$\ln L(a, \sigma) = -n \ln(2\sigma) - \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - a|}{\sigma}$$

为使 $\ln L(a, \sigma)$ 尽可能大, 应使 $\sum_{i=1}^n |x_i - a|$ 尽可能小, 则 $\hat{a}^* = m_{0.5}(X_1, \dots, X_n)$ (中位数)

$$\frac{\partial \ln L(a, \sigma)}{\partial \sigma} = -\frac{n}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n |x_i - a| = 0, \hat{\sigma}^* = \sum_{i=1}^n |x_i - \hat{a}^*| / n$$

14、设随机变量 X 的密度函数为

$$f(x, \theta) = \begin{cases} \frac{x}{\theta^2} \exp\left\{-\frac{x^2}{2\theta^2}\right\}, & x > 0, \theta > 0. \\ 0, & x \leq 0, \end{cases}$$

设 X_1, \dots, X_n 为从总体 X 中抽取的随机样本, 求 θ 的 MLE.

解:

$$L(\mathbf{x}, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{x_i}{\theta^{2n}} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2\theta^2}}, \ln L(\mathbf{x}, \theta) = \sum_{i=1}^n \ln x_i - 2n \ln \theta - \frac{1}{2\theta^2} \sum_{i=1}^n x_i^2$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \theta)}{\partial \theta} = -\frac{2n}{\theta} + \frac{1}{\theta^3} \sum_{i=1}^n x_i^2 = 0, \hat{\theta} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{2n}}.$$

15、设 X_1, \dots, X_n 是来自双参数指数分布

$$f(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma} \exp\left\{-\frac{x - \mu}{\sigma}\right\}, x \geq \mu$$

的简单随机样本, 其中 $-\infty < \mu < +\infty, \sigma > 0$. 记 $\theta = (\mu, \sigma)$, 求 μ, σ 和 $P_\theta(X_1 \geq t) (t > \mu)$ 的矩估计和极大似然估计.

解:

$$EX = \int_{\mu}^{+\infty} \frac{x}{\sigma} \exp\left\{-\frac{x-\mu}{\sigma}\right\} dx \stackrel{\frac{x-\mu}{\sigma}=t}{=} \int_0^{+\infty} (\mu + \sigma t) e^{-t} dt = \mu + \sigma$$

$$EX^2 = \int_{\mu}^{+\infty} \frac{x^2}{\sigma} \exp\left\{-\frac{x-\mu}{\sigma}\right\} dx \stackrel{\frac{x-\mu}{\sigma}=t}{=} \int_0^{+\infty} (\mu^2 + 2\mu\sigma t + \sigma^2 t^2) e^{-t} dt = \mu^2 + 2\sigma\mu + 2\sigma^2$$

$$\hat{\sigma} = \sqrt{EX^2 - (EX)^2} = \sqrt{S_n^2}, \hat{\mu} = \bar{X} - \sqrt{S_n^2}$$

$$P(X_1 > t) = \int_t^{+\infty} \frac{1}{\sigma} \exp\left\{-\frac{x-\mu}{\sigma}\right\} dt = e^{-\frac{\mu-t}{\sigma}}, P(X_1 > t) \text{ 的矩估计量为 } e^{-\frac{\hat{\mu}-t}{\hat{\sigma}}}$$

$$L(\mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma^n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i - n\mu}{\sigma}\right\}, \ln L(\mu, \sigma) = -n \ln \sigma - \frac{\sum_{i=1}^n x_i - n\mu}{\sigma} (\mu \leq x)$$

$$\frac{\partial \ln L(\mu, \sigma)}{\partial \mu} = \frac{n}{\sigma} > 0, \frac{\partial \ln L(\mu, \sigma)}{\partial \sigma} = -\frac{n}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i - \frac{n}{\sigma^2} \mu = 0$$

$$\hat{\mu}^* = X_{(1)}, \hat{\sigma}^* = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - X_{(1)}, P(X_1 > t) \text{ 的极大似然估计量为 } e^{-\frac{\hat{\mu}^*-t}{\hat{\sigma}^*}}.$$

16、设总体 X 服从 Weibull 分布, 密度函数为

$$f(x, \lambda) = \begin{cases} \lambda \alpha \cdot x^{\alpha-1} e^{-\lambda x^\alpha}, & x > 0 \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad \lambda > 0, \alpha > 0.$$

设 X_1, \dots, X_n 为此总体中抽取的简单样本. 若 α 已知, 求 λ 的 MLE.

解:

$$L(\mathbf{x}, \lambda) = \lambda^n \alpha^n \prod_{i=1}^n x_i^{\alpha-1} e^{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i^\alpha}$$

$$\ln L(\mathbf{x}, \lambda) = n \ln \lambda + n \ln \alpha + (\alpha - 1) \sum_{i=1}^n \ln x_i - \lambda \sum_{i=1}^n x_i^\alpha$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \lambda)}{\partial \lambda} = \frac{n}{\lambda} - \sum_{i=1}^n x_i^\alpha = 0, \text{ 得 } \hat{\lambda} = n / \sum_{i=1}^n x_i^\alpha$$

17、设 X_1, \dots, X_n 为从总体 X 中抽取的随机样本, X 服从均匀分布 $U(\theta - 1/2, \theta + 1/2)$,

求 θ 的 MLE.

解:

$$f(x, \theta) = 1, \theta - 1/2 < x < \theta + 1/2,$$

$$L(\mathbf{x}, \theta) = I_{[\theta-1/2 < x_{(1)} < X_{(n)} < \theta+1/2]} = I_{[x_{(n)}-1/2 < \theta < x_{(1)}+1/2]}$$

则 $[x_{(n)} - 1/2 < \theta < x_{(1)} + 1/2]$ 中任意值都是 θ 的 MLE.

18、设 X_1, \dots, X_n 是来自均匀分布 $U(0, 2\theta)$ 的简单随机样本，其中 $0 < \theta < +\infty$ ，求 θ 的 MLE ，它是 θ 的无偏估计吗？如果不是，试对它略作修改，得到 θ 的一个无偏估计。

解：

$$f(x, \theta) = \frac{1}{\theta}, L(x, \theta) = \frac{1}{\theta^n} I_{[\theta < x_{(1)} < x_{(n)} < 2\theta]}, \text{ 则 } \hat{\theta} = \frac{X_{(n)}}{2}$$

$$\text{记 } X_{(n)} = t, \text{ 则 } f(t) = \frac{n(t-\theta)^{n-1}}{\theta^n}, E(X_{(n)}) = \int_{\theta}^{2\theta} \frac{nt(t-\theta)^{n-1}}{\theta^n} dt = \frac{2n+1}{n+1}\theta$$

则 $E\hat{\theta} = \frac{2n+1}{2n+2}\theta \neq \theta$ ，故 MLE 不是无偏估计，经过修正的 $\hat{\theta}^* = \frac{2n+2}{2n+1}\hat{\theta}$ 是无偏估计。

19、设 X_1, \dots, X_m 和 Y_1, \dots, Y_n 分别来自总体 $N(\mu_1, \sigma^2)$ 和 $N(\mu_2, \sigma^2)$ 的两组独立样本，

求 μ_1, μ_2 和 σ^2 的 MLE 。

解：

$$L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2) = (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \sigma^{-(m+n)} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2}{2\sigma^2} - \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2}{2\sigma^2} \right\}$$

$$\ln L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2) = -\frac{m+n}{2} \ln(2\pi) - \frac{m+n}{2} \ln \sigma^2 - \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2}{2\sigma^2} - \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2}{2\sigma^2}$$

$$\frac{\partial \ln L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2)}{\partial \mu_1} = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)}{\sigma^2} = 0, \hat{\mu}_1 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i$$

$$\frac{\partial \ln L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2)}{\partial \mu_2} = \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)}{\sigma^2} = 0, \hat{\mu}_2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n Y_j$$

$$\frac{\partial \ln L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2)}{\partial \sigma^2} = -\frac{m+n}{2\sigma^2} + \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2}{2\sigma^4} = 0,$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{m+n} \left[\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2 \right]$$

20、为了估计湖中有多少条鱼，从中捞出1000条，标上记号后放回湖中，然后再捞出150条鱼，发现其中有10条鱼有记号。问湖中有多少条鱼，才能使150条鱼中出现10条带标记号的鱼的概率最大？

解：

设湖中有 M 条鱼, 则每条鱼被标记的概率为 $\frac{1000}{M}$, 设 $p = \frac{1000}{M}$.

设 $X = \begin{cases} 1, \text{带标记} \\ 0, \text{不带标记} \end{cases}$, 则 $X \sim b(1, p)$,

则题意转化为从 $X \sim b(1, p)$ 分布中取容量 150 的样本, X_1, \dots, X_{150} . $\sum_{i=1}^{150} x_i = 10$.

$$L(\mathbf{x}, p) = \prod_{i=1}^n P(X_i = x_i) = p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n - \sum_{i=1}^n x_i}$$

$$\ln L(\mathbf{x}, p) = \sum_{i=1}^n x_i \ln p + \left(n - \sum_{i=1}^n x_i \right) \ln(1-p)$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, p)}{\partial p} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{p} - \frac{n - \sum_{i=1}^n x_i}{1-p} = 0, \text{解得 } \hat{p} = \bar{X}, \text{故 } \hat{M} = \frac{1000}{\bar{X}} = \frac{1000}{\frac{10}{150}} = 15000.$$

21、一个罐子中装有黑白两种球, 今有放回地抽取一个大小为 n 的样本, 其中有 k 个白球, 求罐中黑白球之比的极大似然估计.

解:

设罐中白球所占的比例为 p ,

则设 $X = \begin{cases} 1, \text{白球} \\ 0, \text{黑球} \end{cases}$, 则 $X \sim b(1, p)$

$$L(\mathbf{x}, p) = \prod_{i=1}^n P(X_i = x_i) = p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n - \sum_{i=1}^n x_i}$$

$$\ln L(\mathbf{x}, p) = \sum_{i=1}^n x_i \ln p + \left(n - \sum_{i=1}^n x_i \right) \ln(1-p)$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, p)}{\partial p} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{p} - \frac{n - \sum_{i=1}^n x_i}{1-p} = 0, \text{解得 } \hat{p} = \bar{X} = \frac{k}{n}$$

而黑白球之比极大似然估计 $\hat{p}' = \frac{1 - \hat{p}}{\hat{p}} = \frac{n - k}{k}$

22、设 X_1, \dots, X_n 为取自下列指数分布的简单样本;

$$f(x, \theta) = \begin{cases} e^{-(x-\mu)}, & x > \mu \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

其中 $-\infty < \mu < +\infty$.

(1) 试求 μ 的极大似然估计 $\hat{\mu}^*$, $\hat{\mu}^*$ 是 μ 的无偏估计吗? 如果不是, 使对它作修改,

以得到 μ 的无偏估计 $\hat{\mu}^{**}$;

(2) 试求 μ 的矩估计 $\hat{\mu}$, 并证明它是 μ 的无偏估计.

(3) 试问 $\hat{\mu}^{**}$ 和 $\hat{\mu}$ 哪一个有效?

解:

$$(1) L(\mathbf{x}, \mu) = e^{-\sum_{i=1}^n x_i + n\mu}, \mu < x_{(1)} < x_{(n)},$$

$$\ln L(\mathbf{x}, \mu) = -\sum_{i=1}^n x_i + n\mu, \frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \mu)}{\partial \mu} = n > 0, \text{故 } \hat{\mu}^* = X_{(1)}$$

令 $X_{(1)} = t$, 易得 $f(t) = ne^{-n(t-\mu)}$

$$E(X_{(1)}) = \int_{\mu}^{+\infty} nte^{-n(t-\mu)} dt = \mu + \frac{1}{n} \neq \mu, \text{故 } X_{(1)} \text{ 不是 } \mu \text{ 的无偏估计.}$$

修正后的 $\hat{\mu}^{**} = X_{(1)} - \frac{1}{n}$ 是无偏估计.

$$(2) EX = \int_{\mu}^{+\infty} xe^{-(x-\mu)} dx = \mu + 1, \text{则 } \hat{\mu} = \bar{X} - 1,$$

$E\hat{\mu} = E(\bar{X} - 1) = \mu$, 故 $\hat{\mu}$ 是无偏估计.

$$(3) D(\hat{\mu}^{**}) = D\left(X_{(1)} - \frac{1}{n}\right) = D(X_{(1)})$$

$$E(X_{(1)}^2) = \int_{\mu}^{+\infty} nt^2 e^{-n(t-\mu)} dt \stackrel{n(\mu-t)=u}{=} \int_0^{+\infty} \left(\mu^2 + \frac{u^2}{n^2} + 2\frac{\mu u}{n}\right) e^{-u} du = \mu^2 + \frac{2}{n^2} + \frac{2\mu}{n}$$

$$D(X_{(1)}) = E(X_{(1)}^2) - E^2(X_{(1)}) = \mu^2 + \frac{2}{n^2} + \frac{2\mu}{n} - \left(\mu^2 + \frac{1}{n^2} + \frac{2\mu}{n}\right) = \frac{1}{n^2}$$

$$EX^2 = \int_{\mu}^{+\infty} x^2 e^{-(x-\mu)} dx \stackrel{x-\mu=w}{=} \int_0^{+\infty} (w^2 + 2\mu w + \mu^2) e^{-w} dw = 2 + 2\mu + \mu^2$$

$$D(\hat{\mu}) = D(\bar{X}) = \frac{DX}{n} = \frac{2 + 2\mu + \mu^2 - (1 + 2\mu + \mu^2)}{n} = \frac{1}{n},$$

故 $D(\hat{\mu}^{**}) < D(\hat{\mu})$, 即 $\hat{\mu}^{**}$ 更有效.

23、设 X_1, \dots, X_n i.i.d. \sim 均匀分布 $U(0, \theta)$, 求 θ 的 MLE $\hat{\theta}_n$, 证明 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的强相合估计

和 r ($r > 0$) 阶矩相合估计. 提示: 证强相合估计要用到 Borel - Contelli 引理: 证明对

任给 $\varepsilon > 0$, 有 $\sum_{i=1}^{\infty} P(|\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon) < \infty$.

解:

$$f(x, \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & x \in (0, \theta) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad L(\theta) = \frac{1}{\theta^n} I_{[0 < x_{(n)} < \theta]}, \text{则可知 } \hat{\theta}_n = X_{(n)}$$

令 $T = X_{(n)}$, 则 $f(t) = \frac{nt^{n-1}}{\theta^n}$, $0 < t < \theta$, 则 $P(|\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon) = P(|X_{(n)} - \theta| \geq \varepsilon)$

$$= P(0 < X_{(n)} < \theta - \varepsilon) = \int_0^{\theta - \varepsilon} f(t) dt = \left(1 - \frac{\varepsilon}{\theta}\right)^n$$

$$\forall \varepsilon > 0, \sum_{n=1}^{\infty} P(|\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon) = \sum_{n=1}^{\infty} \left(1 - \frac{\varepsilon}{\theta}\right)^n = \frac{\theta - \varepsilon}{\varepsilon} < \infty,$$

故由 *Borel - Contelli* 引理知: $P\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} \bigcup_{n=k}^{\infty} |\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon\right) = 0$.

则 $\hat{\theta}_n \xrightarrow{a.s.} \theta$, 即 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的强相合估计.

$$\begin{aligned} E|\hat{\theta}_n - \theta|^r &= \int_0^{\theta} (\theta - t)^r \frac{nt^{n-1}}{\theta^n} dt \stackrel{t=\theta u}{=} n\theta^r \int_0^1 (1-u)^r u^{n-1} du \\ &= \frac{n\theta^r \Gamma(r+1)\Gamma(n)}{\Gamma(r+1+n)} \int_0^1 \frac{\Gamma(r+1+n)}{\Gamma(r+1)\Gamma(n)} (1-u)^{r+1-1} u^{n-1} du = \frac{\theta^r \Gamma(r+1)\Gamma(n+1)}{\Gamma(r+1+n)} \end{aligned}$$

$$\text{故 } \lim_{n \rightarrow \infty} E|\hat{\theta}_n - \theta|^r = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\theta^r \Gamma(r+1)\Gamma(n+1)}{\Gamma(r+1+n)} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\theta^r r! n!}{(r+n)!} = 0$$

故 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的 r 阶相合估计.

24、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(\sigma, \sigma^2)$, $\sigma > 0$, 试求 σ^2 的 *MLE* $\hat{\sigma}^2$, 并证明 $\hat{\sigma}$ 为 σ 的弱相合估计.

解:

$$L(\mathbf{x}, \sigma) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} \sigma^{-n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \sigma)^2}{2\sigma^2}\right\},$$

$$\ln L(\mathbf{x}, \sigma) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - n \ln \sigma - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \sigma)^2}{2\sigma^2},$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \sigma)}{\partial \sigma} = -\frac{n}{\sigma} + \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \sigma)^2}{\sigma^3} + \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \sigma)}{\sigma^2} = 0,$$

$$n\sigma^2 + \sigma \sum_{i=1}^n x_i - \sum_{i=1}^n x_i^2 = 0, \text{ 解得 } \hat{\sigma}^2 = \left(-\frac{\bar{X}}{2} + \sqrt{\frac{\bar{X}^2}{4} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right)^2,$$

$$\hat{\sigma} = -\frac{\bar{X}}{2} + \sqrt{\frac{\bar{X}^2}{4} + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}, \text{ 又因为 } \bar{X} \xrightarrow{P} \sigma, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 \xrightarrow{P} 2\sigma^2,$$

$$\hat{\sigma} \text{ 为 } \bar{X} \text{ 和 } \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 \text{ 的连续函数, 故 } \hat{\sigma} \xrightarrow{P} -\frac{\sigma}{2} + \sqrt{\frac{\sigma^2}{4} + 2\sigma^2} = \sigma,$$

即 $\hat{\sigma}$ 是 σ 的弱相合估计.

25、设总体 X 为下列 0-1 分布族

$$P_{\theta}(X=1) = 1 - P_{\theta}(X=0) = \begin{cases} \theta, & \theta \text{ 为有理数,} \\ 1 - \theta, & \theta \text{ 为无理数.} \end{cases}$$

设 X_1, \dots, X_n 为从总体 X 中抽取的简单样本, 证明 θ 的 MLE 不是相合估计.

解:

$$L(\mathbf{x}, \theta) = \prod_{i=1}^n P_{\theta}(X_i = x_i) = [A(\theta)]^{\sum_{i=1}^n x_i} [1 - A(\theta)]^{n - \sum_{i=1}^n x_i},$$

其中 $A(\theta) = \theta I_{\{\theta \in Q\}} + (1 - \theta) I_{\{\theta \in R - Q\}}$, Q 表示有理数, $R - Q$ 表示无理数.

$$\ln L(\mathbf{x}, \theta) = \sum_{i=1}^n x_i \ln A(\theta) + \left(n - \sum_{i=1}^n x_i \right) \ln [1 - A(\theta)]$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \theta)}{\partial \theta} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{A(\theta)} - \frac{n - \sum_{i=1}^n x_i}{1 - A(\theta)} = 0, \text{ 解得 } A(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i,$$

其中 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ 为有理数, 故 $\hat{\theta}^* = \bar{X}$,

由辛钦大数定律知 $\bar{X} \xrightarrow{P} \begin{cases} \theta, & \theta \text{ 为有理数,} \\ 1 - \theta, & \theta \text{ 为无理数.} \end{cases}$ 收敛不唯一, 故 $\hat{\theta}^*$ 不是相合估计.

26、设 X_1, \dots, X_n 是来自伽马分布 $\Gamma(\alpha, \lambda)$ 的简单样本, 试证明

(1) 当 $\lambda = 1$ 时, 记 α 的 MLE 为 $\hat{\alpha}$, 则

$$\sqrt{n}(\hat{\alpha} - \alpha) \xrightarrow{\mathcal{L}} N\left(0, \left[E\left(\frac{\partial \log g(x, \alpha)}{\partial \alpha} \right)^2 \right]^{-1} \right),$$

此处 $g(x, \alpha)$ 是参数分别为 $\alpha, \lambda = 1$ 的伽马分布的密度函数;

(2) 当 α 已知时, λ 的 MLE $\hat{\lambda}$ 近似服从 $N(\lambda, \lambda^2/(n\alpha))$, 即 $\sqrt{n}(\hat{\lambda} - \lambda) \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, \lambda^2/\alpha)$.

解:

$$(1) L(\mathbf{x}, \alpha) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \alpha), \ln L(\mathbf{x}, \alpha) = \sum_{i=1}^n \ln f(x_i, \alpha)$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \alpha)}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n \frac{\partial \ln f(x_i, \alpha)}{\partial \alpha} = 0, \text{ 伽马分布显然满足定理 3.3.2 的条件 (1) - (3)}$$

因此 $\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \alpha)}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n \frac{\partial \ln f(x_i, \alpha)}{\partial \alpha} = 0$ 的解 $\hat{\alpha}$ 既是 α 的 MLE 估计, 也是 CAN 估计.

$$\text{则由定理 3.3.2 可知 } \sqrt{n}(\hat{\alpha} - \alpha) \xrightarrow{\mathcal{L}} N\left(0, \left[E\left(\frac{\partial \log g(x, \alpha)}{\partial \alpha} \right)^2 \right]^{-1} \right).$$

$$(2) g(x, \lambda) = \frac{\lambda^{\alpha}}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\lambda x}, L(\mathbf{x}, \lambda) = \frac{\lambda^{n\alpha}}{\Gamma^n(\alpha)} \prod_{i=1}^n x_i^{\alpha-1} e^{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i},$$

$$\ln L(\mathbf{x}, \lambda) = n\alpha \ln \lambda - n \ln [\Gamma(\alpha)] + (\alpha - 1) \ln x_i - \lambda \sum_{i=1}^n x_i,$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \lambda)}{\partial \lambda} = \frac{n\alpha}{\lambda} - \sum_{i=1}^n x_i = 0, \text{得 } \hat{\lambda} = n\alpha / \sum_{i=1}^n x_i, \hat{\lambda} \text{ 也是 } \lambda \text{ 的 CAN 估计.}$$

$$\begin{aligned} I(\theta) &= E\left(\frac{\partial \log g(x, \lambda)}{\partial \lambda}\right)^2 = E\left(\frac{\alpha}{\lambda} - X\right)^2 = EX^2 - \frac{2\alpha}{\lambda} EX + \frac{\alpha^2}{\lambda^2} \\ &= \frac{\alpha}{\lambda^2} + \frac{\alpha^2}{\lambda^2} - \frac{2\alpha^2}{\lambda^2} + \frac{\alpha^2}{\lambda^2} = \frac{\alpha}{\lambda^2}, \text{ 故 } \sqrt{n}(\hat{\lambda} - \lambda) \xrightarrow{d} N(0, 1/I(\theta)) = N(0, \lambda^2/\alpha) \end{aligned}$$

27、考察均匀分布族 $\{U(0, \theta): \theta > 0\}$, 则不管样本容量 n 有多大, $g(\theta) = 1/\theta$ 不是可估.

参数. 试以 $n = 1$ 为例, 证明这个结论.

解:

证明: 当 $n = 1$ 时, 设样本为 X , 假设 $g(\theta) = 1/\theta$ 可估,

则 $\exists g(x)$, 使 $E_\theta[g(x)] = 1/\theta$, 对 $\forall \theta > 0$ 成立

$$\text{即 } \int_0^\theta g(x) \frac{1}{\theta} dx = \frac{1}{\theta} \implies \int_0^\theta g(x) dx = 1 \xrightarrow{\forall \theta > 0} P_\theta(g(x) = 0) = 1,$$

与假设 $E_\theta[g(x)] = 1/\theta$ 矛盾, 故 $g(\theta) = 1/\theta$ 不可估.

28、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(\theta, 1)$, 证明 $g(\theta) = |\theta|$ 没有无偏估计, 即 $g(\theta)$ 不是可估参数.

(提示: 利用 $g(\theta)$ 在 $\theta = 0$ 不可导)

解:

设 $\hat{g}(x)$ 为无偏估计, 则对 $-\infty < \theta < +\infty$ 有

$$E_\theta(\hat{g}(x)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{g}(x) \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\theta)^2\right\} dx = |\theta|.$$

但由指数族的性质, 知上式中间一项在 $-\infty < \theta < +\infty$ 对 θ 有各级连续导数, 而 $|\theta|$ 在 $\theta = 0$ 处不可导, 因此是不可能的, $g(\theta)$ 为不可估参数.

29、试证明定理 3.4.1 逆成立: 若 \hat{g} 为 $g(\theta)$ 的 UMVUE, $D_\theta(\hat{g}) < \infty$ 对任何 $\theta \in \Theta$,

则当 $E_\theta(\hat{l}) = 0$ 且 $D_\theta(\hat{l}) < \infty$ 对一切 $\theta \in \Theta$ 成立时, 必有 $Cov_\theta(\hat{g}, \hat{l}) = 0$ 对一切 $\theta \in \Theta$.

解:

设存在 $\theta_0 \in \Theta$, 有 $Cov_{\theta_0}(\hat{g}, \hat{l}) \neq 0$

$$\text{则 } D_{\theta_0}(\hat{g} + \delta \hat{l}) = D_{\theta_0}(\hat{g}) + \delta^2 D_{\theta_0}(\hat{l}) + 2\delta Cov_{\theta_0}(\hat{g}, \hat{l})$$

$$= D_{\theta_0}(\hat{g}) + D_{\theta_0}(\hat{l}) [\delta(\delta + 2Cov_{\theta_0}(\hat{g}, \hat{l}))], \exists \delta_0, \text{ 使 } \delta_0(\delta_0 + 2Cov_{\theta_0}(\hat{g}, \hat{l})) < 0$$

此时 $D_{\theta_0}(\hat{g} + \delta \hat{l}) < D_{\theta_0}(\hat{g})$, 与 \hat{g} 为 $g(\theta)$ 的 UMVUE 矛盾, 故 $Cov_\theta(\hat{g}, \hat{l}) = 0$, 对一切 $\theta \in \Theta$

30、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(a, \sigma^2)$, 用零无偏估计法证明 $S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / n - 1$ 为

σ^2 的UMVUE.

解:

由例2.7.5可知 $T=(T_1, T_2)$ 为 $\theta=(a, \sigma^2)$ 的充分统计量, 其中 $T_1=\bar{X}, T_2=\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$

又 T_1 与 T_2 独立, 且 $T_1 \sim N(a, \sigma^2/n), T_2/\sigma^2 \sim \chi_{n-1}^2$, 因此 T_1, T_2 的联合密度为

$$f_{\theta}(t_1, t_2) = \begin{cases} \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{n(t_1-a)^2}{2\sigma^2}} \cdot \frac{1}{2^{\frac{n-1}{2}} \Gamma((n-1)/2) \sigma^{n-1}} t_2^{\frac{n-1}{2}-1} e^{-\frac{t_2}{2\sigma^2}}, & -\infty < t_1 < +\infty, t_2 > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

令 $h_2(T) = T_2/(n-1)$, 故 $h_2(T)$ 是 $g_2(\theta) = \sigma^2$ 的无偏估计, 且 $D_{\theta}(h_2(T)) = \frac{2\sigma^4}{n-1} < \infty$

设 $\delta(T) = \delta(T_1, T_2)$ 的任一零无偏估计, 则有

$$E_{\theta}(\delta(T)) = \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t_1, t_2) f_{\theta}(t_1, t_2) dt_1 dt_2 = 0, \text{ 此处 } -\infty < a < +\infty, \sigma > 0, \quad (1)$$

将上式两边对 a 求导, 得

$$\int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t_1, t_2) (t_1 - a) \cdot t_2^{\frac{n-3}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} [n(t_1 - a)^2 + t_2]\right\} dt_1 dt_2 = 0 \quad (2)$$

再对 a 求导得

$$\int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t_1, t_2) \left[\frac{n(t_1 - a)^2}{\sigma^2} - 1 \right] \cdot t_2^{\frac{n-3}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} [n(t_1 - a)^2 + t_2]\right\} dt_1 dt_2 = 0 \quad (3)$$

将(1)式对 σ 求导得

$$\int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t_1, t_2) \frac{n(t_1 - a)^2 + t_2 - n\sigma^2}{\sigma^{n+3}} \cdot t_2^{\frac{n-3}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} [n(t_1 - a)^2 + t_2]\right\} dt_1 dt_2 = 0 \quad (4)$$

$$\text{由(1)(3)式得 } \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t_1, t_2) n(t_1 - a)^2 \cdot t_2^{\frac{n-3}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} [n(t_1 - a)^2 + t_2]\right\} dt_1 dt_2 = 0$$

$$\text{故 } \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t_1, t_2) (t_2 - n\sigma^2) \cdot t_2^{\frac{n-3}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} [n(t_1 - a)^2 + t_2]\right\} dt_1 dt_2 = 0 \Rightarrow$$

$$\int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(t_1, t_2) \frac{t_2}{n-1} \cdot t_2^{\frac{n-3}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} [n(t_1 - a)^2 + t_2]\right\} dt_1 dt_2 = 0,$$

因此 $E_{\theta}(h_2(T) \cdot \delta(T_1, T_2)) = 0, -\infty < a < +\infty, \sigma > 0$

故推论3.4.1的条件满足. 所以 $h_2(T) = T_2/(n-1)$ 为 $g_2(\theta) = \sigma^2$ 的UMVUE.

31、设 X_1, \dots, X_n i.i.d. $\sim N(0, \sigma^2), \sigma^2 > 0$ 为未知参数, 试求

- (1) σ^2 的充分完全统计量;
- (2) σ 和 $3\sigma^4$ 的UMVUE.

解:

$$(1) f(x, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, f(\mathbf{x}, \sigma^2) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} (\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2\sigma^2}} = g(t(\mathbf{x}), \theta) h(x),$$

$$\text{其中 } g(t(\mathbf{x}), \theta) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} (\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2\sigma^2}}, \quad t(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i^2, h(x) \equiv 1,$$

$$\text{故 } T(X) = \sum_{i=1}^n X_i^2 \text{ 是充分统计量, 令 } \varphi = -\frac{1}{2\sigma^2}, \quad f(\mathbf{x}, \varphi) = \left(\frac{-\varphi}{\pi}\right)^{\frac{n}{2}} e^{\varphi t(\mathbf{x})} h(x)$$

自然参数空间 $\Theta^* = \{\varphi: -\infty < \varphi < 0\}$, 作为 R_1 的子集有内点.

故 $T(X) = \sum_{i=1}^n X_i^2$ 是 σ^2 的充分完全统计量.

(2) $Y = T(X)/\sigma^2 \sim \chi_n^2$, Y 的密度函数为

$$g(y) = \begin{cases} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} y^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}y}, & y > 0 \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

$$\begin{aligned} E\left(\frac{T}{\sigma^2}\right)^{\frac{r}{2}} &= \int_0^{+\infty} \frac{y^{\frac{r}{2}}}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma(\frac{n}{2})} y^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}y} dy = \frac{2^{\frac{r}{2}} \Gamma(\frac{n+r}{2})}{\Gamma(\frac{n}{2})} \int_0^{+\infty} \frac{1}{2^{\frac{n+r}{2}} \Gamma(\frac{n+r}{2})} y^{\frac{n+r}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}y} dy \\ &= \frac{2^{\frac{r}{2}} \Gamma(\frac{n+r}{2})}{\Gamma(\frac{n}{2})}, \text{ 故 } E\left(\frac{\Gamma(\frac{n}{2})}{2^{\frac{r}{2}} \Gamma(\frac{n+r}{2})} T^{\frac{r}{2}}\right) = \sigma^r \end{aligned}$$

令 $h_1(T) = \frac{\Gamma(\frac{n}{2})}{2^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{n+1}{2})} T^{\frac{1}{2}}$, 则 $h_1(T)$ 是 σ 的无偏估计, 且 $T(X)$ 是充分完全统计量.

由 $L-S$ 定理可知, $h_1(T)$ 是 σ 的 $UMVUE$.

同理 $h_2(T) = \frac{3\Gamma(\frac{n}{2})}{2^{\frac{4}{2}} \Gamma(\frac{n+4}{2})} T^{\frac{4}{2}} = \frac{3T^2}{n(n+2)}$ 是 $3\sigma^4$ 的 $UMVUE$.

32、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(\mu, \sigma^2)$, $-\infty < \mu < +\infty, \sigma^2 > 0$ 都是未知参数, 试求参数函数

- (1) $3\mu + 4\sigma^2$;
- (2) $\mu^2/4\sigma^2$ 的 $UMVUE$.

解:

(1) 由样本联合密度函数可知 (\bar{X}, S^2) 是 $\theta = (\mu, \sigma^2)$ 的充分完全统计量.

$$\text{其中 } \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2, E\bar{X} = \mu, ES^2 = \sigma^2,$$

则由 $L-S$ 定理可知, $3\bar{X} + 4S^2$ 是 $3\mu + 4\sigma^2$ 的 $UMVUE$.

(2) 令 $Y = \frac{n-1}{\sigma^2} S^2$, 则 $Y \sim \chi_{n-1}^2$

$$\begin{aligned} E\left(\frac{1}{Y}\right) &= \int_0^{+\infty} \frac{1}{y} \frac{1}{2^{\frac{n-1}{2}} \Gamma\left(\frac{n-1}{2}\right)} y^{\frac{n-1}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}y} dy = \frac{\Gamma\left(\frac{n-3}{2}\right)}{2\Gamma\left(\frac{n-1}{2}\right)} \int_0^{+\infty} \frac{1}{2^{\frac{n-3}{2}} \Gamma\left(\frac{n-3}{2}\right)} y^{\frac{n-3}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}y} dy \\ &= \frac{\Gamma\left(\frac{n-1}{2}-1\right)}{2\Gamma\left(\frac{n-1}{2}\right)} = \frac{1}{n-3}, \text{ 则 } E\left(\frac{1}{S^2}\right) = \frac{n-1}{(n-3)\sigma^2}, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{又因为 } \bar{X} \text{ 与 } S^2 \text{ 独立, 故 } E\left(\frac{\bar{X}^2}{S^2}\right) &= E(\bar{X}^2)E\left(\frac{1}{S^2}\right) = \left(\mu^2 + \frac{\sigma^2}{n}\right) \cdot \frac{n-1}{(n-3)\sigma^2} \\ &= \frac{(n-1)\mu^2}{(n-3)\sigma^2} + \frac{n-1}{n(n-3)}. \end{aligned}$$

因此 $E\left(\frac{\bar{X}^2}{S^2} - \frac{n-1}{n(n-3)}\right) = \frac{(n-1)\mu^2}{(n-3)\sigma^2}$, 由 L-S 定理可知

$\frac{(n-3)\bar{X}^2}{4(n-1)S^2} - \frac{1}{4n}$ 是 $\frac{\mu^2}{4\sigma^2}$ 的 UMVUE.

33、 设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* 服从两点分布 $b(1, p)$, $0 < p < 1$ 是未知参数, 试求

(1) p^s 的 UMVUE.

(2) $p^s + (1-p)^{n-s}$ 的 UMVUE ($0 < s < n$ 为整数).

解:

(1) 由例 2.7.6 和例 2.8.1 可知 $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ 为充分完全统计量.

设 $\delta(t)$ 为 $g(p) = p^s$ 的无偏估计, 易知 $T(X) \sim b(n, p)$, 则有

$$\sum_{t=0}^n \binom{n}{t} p^t (1-p)^{n-t} \delta(t) = p^s, \text{ 令 } \rho = \frac{p}{1-p}, \text{ 则 } p = \frac{\rho}{1+\rho}, 1-p = \frac{1}{1+\rho}$$

$$\sum_{t=0}^n \binom{n}{t} \left(\frac{\rho}{1+\rho}\right)^t \left(\frac{1}{1+\rho}\right)^{n-t} \delta(t) = \left(\frac{\rho}{1+\rho}\right)^s \rightarrow \sum_{t=0}^n \binom{n}{t} \rho^t \delta(t) = \rho^s (1+\rho)^{n-s}$$

$$(1+\rho)^{n-s} = \sum_{t=0}^{n-s} \binom{n-s}{t} \rho^t, \rho^s (1+\rho)^{n-s} = \sum_{t=0}^{n-s} \binom{n-s}{t} \rho^{t+s} = \sum_{t=s}^n \binom{n-s}{t-s} \rho^t$$

故 $\sum_{t=0}^n \binom{n}{t} \rho^t \delta(t) = \sum_{t=s}^n \binom{n-s}{t-s} \rho^t$, 因此

$$\delta(t) = 0, \text{ 当 } t = 0, 1, \dots, s-1. \delta(t) = \binom{n-s}{t-s} / \binom{n}{t}, t = s, \dots, n.$$

综上所述, $\delta(T) = \begin{cases} 0, & T = 0, 1, \dots, s-1 \\ \binom{n-s}{t-s} / \binom{n}{t}, & T = s, \dots, n \end{cases}$.

$\delta(T)$ 为 $g(p) = p^s$ 的无偏估计,且是充分完全统计量 $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ 的函数,

由 $L-S$ 定理可知 $\delta(T)$ 为 p^s 的UMVUE.

$$(2) \sum_{t=0}^n \binom{n}{t} p^t (1-p)^{n-t} \delta(t) = p^s + (1-p)^{n-s}, \text{ 令 } \rho = \frac{p}{1-p}, \text{ 则 } p = \frac{\rho}{1+\rho}, 1-p = \frac{1}{1+\rho}$$

$$\text{则 } \sum_{t=0}^n \binom{n}{t} \left(\frac{\rho}{1+\rho}\right)^t \left(\frac{1}{1+\rho}\right)^{n-t} \delta(t) = \left(\frac{\rho}{1+\rho}\right)^s + \left(\frac{1}{1+\rho}\right)^{n-s}$$

$$\rightarrow \sum_{t=0}^n \binom{n}{t} \rho^t \delta(t) = \rho^s (1+\rho)^{n-s} + (1+\rho)^s$$

$$\rho^s (1+\rho)^{n-s} + (1+\rho)^s = \rho^s \sum_{t=0}^{n-s} \binom{n-s}{t} \rho^t + \sum_{t=0}^s \binom{s}{t} \rho^t = \sum_{t=s}^n \binom{n-s}{t-s} \rho^t + \sum_{t=0}^s \binom{s}{t} \rho^t$$

$$\text{即 } \sum_{t=0}^n \binom{n}{t} \rho^t \delta(t) = \sum_{t=s}^n \binom{n-s}{t-s} \rho^t + \sum_{t=0}^s \binom{s}{t} \rho^t, \text{ 因此}$$

$$\delta(T) = \begin{cases} \binom{s}{t} / \binom{n}{t}, & T=0, 1, \dots, s-1 \\ 2 / \binom{n}{s}, & T=s \\ \binom{n-s}{t-s} / \binom{n}{t}, & T=s+1, \dots, n \end{cases}, \delta(T) \text{ 为 } p^s + (1-p)^{n-s} \text{ 的 UMVUE.}$$

34、设 $X_1, \dots, X_m \text{ i.i.d. } \sim N(a, \sigma^2), Y_1, \dots, Y_n \text{ i.i.d. } \sim N(a, 2\sigma^2)$,且两组样本独立, 求 a 和 σ^2 的UMVUE.

解:

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \theta) = 2^{-\frac{n}{2}} (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \sigma^{-(m+n)} e^{-\frac{2\sum_{i=1}^m (x_i - a)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - a)^2}{4\sigma^2}}$$

$$= 2^{-\frac{n}{2}} (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \sigma^{-(m+n)} e^{-\frac{2\sum_{i=1}^m x_i^2 + \sum_{j=1}^n y_j^2 - 4a\sum_{i=1}^m x_i - 2a\sum_{j=1}^n y_j - (2m+n)a^2}{4\sigma^2}}$$

$$= g((t_1(\mathbf{x}, \mathbf{y}), t_2(\mathbf{x}, \mathbf{y})), \theta) h(\mathbf{x}, \mathbf{y}),$$

$$\text{其中 } t_1(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 2\sum_{i=1}^m x_i + \sum_{j=1}^n y_j, \quad t_2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 2\sum_{i=1}^m x_i^2 + \sum_{j=1}^n y_j^2,$$

$$g((t_1(\mathbf{x}, \mathbf{y}), t_2(\mathbf{x}, \mathbf{y})), \theta) = 2^{-\frac{n}{2}} (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \sigma^{-(m+n)} e^{-\frac{2\sum_{i=1}^m x_i^2 + \sum_{j=1}^n y_j^2 - 4a\sum_{i=1}^m x_i - 2a\sum_{j=1}^n y_j - (2m+n)a^2}{4\sigma^2}}, \quad h(\mathbf{x}) \equiv 1$$

且令 $\varphi_1 = -\frac{a}{2\sigma^2}, \varphi_2 = \frac{1}{4\sigma^2}$, 自然参数空间 $\Theta^* = \{(\varphi_1, \varphi_2) : -\infty < \varphi_1 < +\infty, 0 < \varphi_2 < +\infty\}$

作为 R_2 的子集有内点, 因此 $(t_1(\mathbf{x}, \mathbf{y}), t_2(\mathbf{x}, \mathbf{y}))$ 是 (a, σ^2) 的充分完全统计量.

$$E(T_1(\mathbf{X}, \mathbf{Y})) = (2m+n)a, E(T_2(\mathbf{X}, \mathbf{Y})) = (2m+n)a^2 + (2m+2n)\sigma^2,$$

$$E(T_1^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y})) = (4m+2n)\sigma^2 + (2m+n)^2 a^2,$$

因此 $E\left(\frac{T_1(\mathbf{X}, \mathbf{Y})}{2m+n}\right) = a, E\left(\frac{T_2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) - \frac{T_1^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y})}{2m+n}}{2m+2n-2}\right) = \sigma^2$, 由 $L-S$ 定理可知,

$\frac{T_1(\mathbf{X}, \mathbf{Y})}{2m+n}$ 和 $\frac{T_2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) - \frac{T_1^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y})}{2m+n}}{2m+2n-2}$ 分别为 a 和 σ^2 的 $UMVUE$.

35、设 X_1, \dots, X_n $i.i.d. \sim$ 几何分布族

$$P(X_1 = i) = \theta(1-\theta)^{i-1}, i = 1, 2, \dots, 0 < \theta < 1$$

(1) 试证明 $T = \sum_{i=1}^n X_i$ 是 θ 的充分完全统计量, 且服从帕斯卡(负二项)分布

$$P_\theta(T = t) = \binom{t-1}{n-1} \theta^n (1-\theta)^{t-n}, t = n, n+1, n+2, \dots$$

(2) 计算 $E_\theta T$, 并由此求 θ^{-1} 的 $UMVUE$.

(3) 试证明

$$\psi(X_1) = \begin{cases} 1, & X_1 = 1, \\ 0, & X_1 = 2, 3, \dots \end{cases}$$

是 θ 的无偏估计, 计算 $E_\theta(\psi(X_1) | T = t)$, 并由此求得 θ 的 $UMVUE$.

解:

$$(1) f(\mathbf{x}, \theta) = \theta^n (1-\theta)^{\sum_{i=1}^n x_i - n} = g(t(\mathbf{x}), \theta) h(\mathbf{x}),$$

其中 $t(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i, g(t(\mathbf{x}), \theta) = \theta^n (1-\theta)^{\sum_{i=1}^n x_i - n}, h(\mathbf{x}) \equiv 1$, 故 $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ 是充分统计量.

$\varphi = \ln(1-\theta)$, 则自然参数空间 $\Theta^* = \{\varphi: -\infty < \varphi < 0\}$ 作为 R_1 的子集有内点.

故 $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ 是充分完全统计量.

$P_\theta(T = t)$ 可以理解为有现有 t 个“○”将其分为 n 堆,

即在 t 个“○”的 $t-1$ 个间隙中选取 $n-1$ 个空隙填入“|”, ○|○...○|○|○

$$\text{即 } P_\theta(T = t) = \binom{t-1}{n-1} \theta^n (1-\theta)^{t-n}, t = n, n+1, n+2, \dots$$

$$\begin{aligned} (2) E_\theta T &= \sum_{k=n}^{\infty} k P(T = k) = \sum_{k=n}^{\infty} k \binom{k-1}{n-1} \theta^n (1-\theta)^{k-n} \frac{k \binom{k-1}{n-1} = n \binom{k}{n}}{\sum_{k=n}^{\infty} n \binom{k}{n} \theta^n (1-\theta)^{k-n}} \\ &= \frac{1}{\theta} \sum_{k=n}^{\infty} n \binom{k+1-1}{n+1-1} \theta^{n+1} (1-\theta)^{k+1-(n+1)} = \frac{n}{\theta}, \text{ 则 } \frac{T}{n} \text{ 是 } \theta^{-1} \text{ 的无偏估计,} \end{aligned}$$

由 $L-S$ 定理可知 $\frac{T}{n}$ 是 θ^{-1} 的 $UMVUE$.

(3) $E\psi(X_1) = \psi(1)P(X_1 = 1) = \theta$, 因此 $\psi(X_1)$ 是 θ 的无偏估计

$$\begin{aligned} E_{\theta}(\psi(X_1) | T = t) &= E_{\theta}(I_{[X_1=1]} | T = t) = 1 \cdot P(X_1 = 1 | T = t) \\ &= \frac{P\left(X_1 = 1, \sum_{i=2}^n X_i = t - 1\right)}{P(T = t)} = \frac{\theta \cdot \binom{t-2}{n-2} \theta^{n-1} (1-\theta)^{t-n}}{\binom{t-1}{n-1} \theta^n (1-\theta)^{t-n}} = \frac{n-1}{t-1}, \end{aligned}$$

则 $\frac{n-1}{T-1}$ 为 θ 的 *UMVUE*.

36、设有分布族 $\{\theta e^{-\theta x} I_{(0, \infty)}(x), \theta > 0\}$, X_1, \dots, X_n 为从中抽取的简单样本, 求 $e^{-\theta \tau}$ 的

UMVUE (注意: $e^{-\theta \tau} = P_{\theta}(X_1 > \tau)$), 此处 $\tau > 0$ 为给定的数.

解:

$$f(\mathbf{x}, \theta) = \theta^n e^{-\theta \sum_{i=1}^n x_i} I_{[0 < x_{(1)} < x_{(n)} < \infty]} = g(t(\mathbf{x}), \theta) h(\mathbf{x}), \text{ 其中 } t(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i$$

$$g(t(\mathbf{x}), \theta) = \theta^n e^{-\theta \sum_{i=1}^n x_i}, h(\mathbf{x}) = I_{[0 < x_{(1)} < x_{(n)} < \infty]}, \text{ 因此 } T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n x_i \text{ 是充分统计量.}$$

$$f(\mathbf{x}, \theta) = (-\varphi)^n \exp\{\varphi T(\mathbf{X})\} h(\mathbf{x}), \text{ 自然参数空间 } \Theta^* = \{\varphi: -\infty < \varphi < 0\},$$

作为 R_1 的子集有内点. 故 $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n x_i$ 是充分完全统计量.

$X \sim \Gamma(1, \theta), T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n x_i \sim \Gamma(n, \theta)$ 现设 $h(T)$ 为 $e^{-\theta \tau}$ 的无偏估计, 则有

$$\int_0^{\infty} h(t) \frac{\theta^n}{\Gamma(n)} t^{n-1} e^{-\theta t} dt = e^{-\theta \tau} \int_0^{\infty} h(t) \frac{\theta^n}{\Gamma(n)} t^{n-1} e^{-\theta(t-\tau)} dt,$$

易见要使 $E[h(T)] = e^{-\theta \tau}$, 必须使

$$h(t) = \frac{(t-\tau)^{n-1}}{t^{n-1}} I_{(\tau, \infty)}(t), \text{ 则 } \frac{(t-\tau)^{n-1}}{t^{n-1}} I_{(\tau, \infty)}(t) \text{ 为 } e^{-\theta \tau} \text{ 的无偏估计.}$$

由 $L-S$ 定理可知 $\frac{(t-\tau)^{n-1}}{t^{n-1}} I_{(\tau, \infty)}(t)$ 为 $e^{-\theta \tau}$ 的 *UMVUE*.

37、设 X_1, \dots, X_n 是来自均匀分布总体 $U(\theta_1, \theta_2)$ 的简单随机样本.

(1) 试求 θ_1 和 θ_2 的 *MLE* $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$;

(2) $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 分别是 θ_1 和 θ_2 的无偏估计吗? 如果不是, 请加以修正, 以获得 θ_1 和 θ_2 的无偏估计 (提示: 确定 a 和 b , 使得 $a\hat{\theta}_1 + b\hat{\theta}_2$ 是 θ_1 (或 θ_2) 的无偏估计);

(3) 若 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 为充分完全统计量, 由 (2) 得到的无偏估计是否分别为 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 的 *UMVUE*?

(4) 试分别求出中点 $(\theta_1 + \theta_2)/2$ 和变程 $\theta_2 - \theta_1$ 的UMVUE.

解:

$$(1) f(\mathbf{x}, \theta_1, \theta_2) = \frac{1}{(\theta_2 - \theta_1)^n} I_{[\theta_1 < x_{(1)} < x_{(n)} < \theta_2]}, \text{ 则 } \hat{\theta}_1 = X_{(1)}, \hat{\theta}_2 = X_{(n)}$$

故 θ_1 和 θ_2 的MLE $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 分别为 $X_{(1)}$ 和 $X_{(n)}$

$$(2) \text{ 令 } Y = \frac{X - \theta_1}{\theta_2 - \theta_1}, \text{ 则 } Y \sim U(0, 1)$$

$$f_Y(y) = 1, y \in (0, 1), \text{ 则 } f_{Y_{(1)}}(y) = n(1-y)^{n-1} = \frac{\Gamma(n+1)}{\Gamma(1)\Gamma(n)} y^{1-1} (1-y)^{n-1}$$

$$\text{即 } Y_{(1)} = \frac{X_{(1)} - \theta_1}{\theta_2 - \theta_1} \sim Be(1, n), \text{ 则 } EY_{(1)} = \frac{1}{1+n}, \text{ 即 } EX_{(1)} = \frac{n}{1+n}\theta_1 + \frac{1}{1+n}\theta_2$$

$$f_{Y_{(n)}}(y) = ny^{n-1} = \frac{\Gamma(n+1)}{\Gamma(1)\Gamma(n)} y^{n-1} (1-y)^{1-1}$$

$$\text{即 } Y_{(n)} = \frac{X_{(n)} - \theta_1}{\theta_2 - \theta_1} \sim Be(n, 1), \text{ 则 } EY_{(n)} = \frac{n}{1+n}, \text{ 即 } EX_{(n)} = \frac{1}{1+n}\theta_1 + \frac{n}{1+n}\theta_2$$

故 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 不是 θ_1 和 θ_2 的无偏估计, 修正得 $\hat{\theta}_1^* = \frac{nX_{(1)} - X_{(n)}}{n-1}$ 是 θ_1 的无偏估计.

$\hat{\theta}_2^* = \frac{nX_{(n)} - X_{(1)}}{n-1}$ 是 θ_2 的无偏估计.

(3) 若 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 为充分完全统计量, 由(2)得到的无偏估计由 $L-S$ 定理可知是分别为 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 的UMVUE.

$$(4) E \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2} = \frac{\theta_1 + \theta_2}{2}, E \left(\frac{n+1}{n-1} (X_{(n)} - X_{(1)}) \right) = \theta_2 - \theta_1, \text{ 则由 } L-S \text{ 定理可知}$$

$\frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2}$ 和 $\frac{n+1}{n-1} (X_{(n)} - X_{(1)})$ 分别为中点 $(\theta_1 + \theta_2)/2$ 和变程 $\theta_2 - \theta_1$ 的UMVUE.

38、设 X_1, \dots, X_n i.i.d. $\sim N(\theta, 1)$, 求 θ^2 的UMVUE. 证明此UMVUE的方差达不到

$C-R$ 不等式的下界, 即它不是有效估计.

解:

由例2.7.2和例2.8.3可知 $T(\mathbf{X}) = \bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i / n$ 是充分完全统计量.

易知 $E\bar{X}^2 = \theta^2 + \frac{1}{n}$, 故 $\bar{X}^2 - \frac{1}{n}$ 是 θ^2 的无偏估计量, 又是 \bar{X} 的函数

因此根据 $L-S$ 定理可知 $\bar{X}^2 - \frac{1}{n}$ 是 θ^2 的UMVUE.

由于正态分布是指数族, $C-R$ 正则条件皆成立. 密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{(x-\theta)^2}{2} \right\}$$

Fisher信息函数为

$$I(\theta) = E_{\theta} \left[\frac{\partial \log f(X, \theta)}{\partial \theta} \right]^2 = E_{\theta} [(X - \theta)^2] = DX = 1$$

故 $C-R$ 下界为 $4\theta^2/n$, 而 $D\left(\bar{X}^2 - \frac{1}{n}\right) = D\bar{X}^2 = E\bar{X}^4 - (E\bar{X}^2)^2$

$$E\bar{X}^2 = D\bar{X} + (E\bar{X})^2 = \theta^2 + \frac{1}{n}, \varphi_{\bar{X}}(t) = e^{i\theta t - \frac{1}{2n}t^2},$$

$\varphi_{\bar{X}}(t)$ 在 $t=0$ 处的泰勒展开为

$$\varphi_{\bar{X}}(t) = \left[1 + i\theta t + \frac{(i\theta t)^2}{2!} + \frac{(i\theta t)^3}{3!} + \frac{(i\theta t)^4}{4!} + o(t^4) \right] \cdot \left[1 - \frac{1}{2n}t^2 + \frac{\left(-\frac{1}{2n}t^2\right)^2}{2!} + o(t^4) \right]$$

$$= \dots + \frac{1}{8n^2}t^4 + \frac{\theta^2}{4n}t^4 + \frac{\theta^4}{4!}t^4 + o(t^4), \text{ 则 } \varphi_{\bar{X}}^{(4)}(0) = \frac{3}{n^2} + \frac{6\theta^2}{n} + \theta^4,$$

又因为 $\varphi_{\bar{X}}^{(4)}(0) = i^4 E\bar{X}^4$, 因此 $E\bar{X}^4 = \frac{3}{n^2} + \frac{6\theta^2}{n} + \theta^4$, 则

$$D\bar{X}^2 = \frac{3}{n^2} + \frac{6\theta^2}{n} + \theta^4 - \left(\theta^2 + \frac{1}{n}\right)^2 = \frac{4\theta^2}{n} + \frac{2}{n^2}, \text{ 即 } D\left(\bar{X}^2 - \frac{1}{n}\right) > \frac{4\theta^2}{n},$$

即 θ^2 的 $UMVUE$ $\bar{X}^2 - \frac{1}{n}$ 达不到 $C-R$ 不等式的下界, 不是有效估计.

39、证明均匀分布族 $\mathcal{F} = \{U(0, \theta): 0 < \theta < \infty\}$ 不是 $C-R$ 正则分布族.

解:

对于 $C-R$ 正则条件(4)

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \int f(x, \theta) dx = \frac{\partial 1}{\partial \theta} = 0, \int \frac{\partial}{\partial \theta} f(x, \theta) dx = \int_0^{\theta} -\frac{1}{\theta^2} dx = -\frac{1}{\theta},$$

故 $\frac{\partial}{\partial \theta} \int f(x, \theta) dx \neq \int \frac{\partial}{\partial \theta} f(x, \theta) dx$, 即此分布族不满足正则条件,

因此均匀分布族 $\mathcal{F} = \{U(0, \theta): 0 < \theta < \infty\}$ 不是 $C-R$ 正则分布族.

40、设 X_1, \dots, X_n 为来自下列总体中抽取的简单样本,

$$f(x, \theta) = \begin{cases} \theta^{-1} e^{-x/\theta}, & x > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中 $\theta > 0$ 为未知参数, 求 θ 的 $UMVUE$, 并比较此 $UMVUE$ 的方差与 θ 的无偏估计

方差的 $C-R$ 下界.

解:

易证 $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ 为充分完全统计量.

$$E \frac{T}{n} = E\bar{X} = EX = \int_0^{+\infty} \frac{x}{\theta} e^{-\frac{x}{\theta}} dx = \theta, \text{ 则 } h(T) = \frac{T}{n} \text{ 是 } \theta \text{ 的无偏估计.}$$

根据 $L-S$ 定理可知, $h(T)$ 是 θ 的 $UMVUE$.

指数分布属于指数族, 故 $C-R$ 正则条件都满足,

$$\text{Fisher 信息函数 } I(\theta) = E \left[\frac{\partial \log f(X, \theta)}{\partial \theta} \right]^2 = E \left(-\frac{1}{\theta} + \frac{X}{\theta^2} \right)^2 = \frac{1}{\theta^2}$$

$$C-R \text{ 下界} = \frac{1}{nI(\theta)} = \frac{\theta^2}{n}, \text{ 有 } D(h(T)) = \frac{\theta^2}{n},$$

因此 θ 的 $UMVUE$ 的方差与 $C-R$ 不等式的下界相等, 故是有效估计.

41、设 X_1, \dots, X_n 是来自伽马分布族 $\{\Gamma(\alpha, \lambda): \alpha \text{ 已知}, \lambda > 0\}$ 的简单随机样本.

试证 \bar{X}/α 是 $g(\lambda) = 1/\lambda$ 的有效估计.

解:

伽马分布属于指数族, 故满足 $C-R$ 正则条件

$$I(\lambda) = E \left[\frac{\partial \log f(X, \lambda)}{\partial \lambda} \right]^2 = E \left(\frac{\alpha}{\lambda} - X \right)^2 = \frac{\alpha^2}{\lambda^2} - \frac{2\alpha}{\lambda} EX + EX^2 = \frac{\alpha}{\lambda^2}$$

$$\text{故 } C-R \text{ 下界为 } \frac{[g'(\theta)]^2}{nI(\theta)} = \frac{\left(-\frac{1}{\lambda^2}\right)^2}{n \cdot \frac{\alpha}{\lambda^2}} = \frac{1}{n\alpha\lambda^2},$$

$$\text{而 } D\left(\frac{\bar{X}}{\alpha}\right) = \frac{DX}{n\alpha^2} = \frac{1}{n\alpha\lambda^2}, \text{ 即 } \bar{X}/\alpha \text{ 的方差达到了 } C-R \text{ 下界, 是有效估计.}$$

42、设 $X_1, \dots, X_n \text{ i.i.d. } \sim N(0, \sigma^2), \sigma^2 > 0$ 为未知参数;

(1) 求 σ^2 的无偏估计方差的 $C-R$ 下界;

(2) 求 σ^2 的一致最小方差无偏估计及它的效率.

解:

$$(1) f(x, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, \log f(x, \sigma^2) = -\ln\sqrt{2\pi} - \frac{1}{2}\ln\sigma^2 - \frac{x^2}{2\sigma^2}$$

$$I(\sigma^2) = E \left[\frac{\partial \log f(X, \sigma^2)}{\partial \sigma^2} \right]^2 = E \left(-\frac{1}{2\sigma^2} + \frac{X^2}{2\sigma^4} \right)^2 = \frac{1}{4\sigma^8} E(X^2 - \sigma^2)^2$$

$$= \frac{1}{4\sigma^8} D(X^2) = \frac{1}{2\sigma^4} \left(\frac{X^2}{\sigma^2} \sim \chi_1^2, D\left(\frac{X^2}{\sigma^2}\right) = 2, D(X^2) = 2\sigma^4 \right)$$

$$\text{故 } C-R \text{ 下界为 } \frac{[g'(\theta)]^2}{nI(\theta)} = \frac{2\sigma^4}{n}.$$

$$(2) \text{ 易知 } T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i \text{ 是充分完全统计量, 令 } h(T) = \frac{T}{n}, E(h(T)) = \sigma^2,$$

则由 $L-S$ 定理可知 $h(T)$ 是 σ^2 的 $UMVUE$.

$$D(h(T)) = \frac{n \cdot 2\sigma^4}{n^2} = \frac{2\sigma^4}{n}, e_g(\theta) = \frac{[g'(\theta)]^2/nI(\theta)}{D(h(T))} = 1, \text{ 即效率为 } 1.$$

43、设 $X_1, \dots, X_n \text{ i.i.d. } \sim N(a, \sigma^2), a$ 已知, 证明 $\frac{1}{n} \sqrt{\frac{\pi}{2}} \sum_{i=1}^n |X_i - a|$ 为 σ 的无偏估计量,

且有效率为 $1/(\pi - 2)$.

解:

$$\text{令 } Y = X - a, \text{ 则 } Y \sim N(0, \sigma^2), E\left(\frac{1}{n}\sqrt{\frac{\pi}{2}}\sum_{i=1}^n |X_i - a|\right) = \sqrt{\frac{\pi}{2}} E|Y|$$

$$E|Y| = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|y|}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} dy = 2 \int_0^{+\infty} \frac{y}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} dy = 2 \int_0^{+\infty} \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}} de^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma$$

$$\text{则 } E\left(\frac{1}{n}\sqrt{\frac{\pi}{2}}\sum_{i=1}^n |X_i - a|\right) = \sqrt{\frac{\pi}{2}} E|Y| = \sigma, \text{ 即 } \frac{1}{n}\sqrt{\frac{\pi}{2}}\sum_{i=1}^n |X_i - a| \text{ 是 } \sigma \text{ 的无偏估计.}$$

$$I(\sigma) = E\left[\frac{\partial \log f(X, \sigma)}{\partial \sigma}\right]^2 = E\left[\frac{\partial\left(-\ln\sqrt{2\pi} - \ln\sigma - \frac{(X-a)^2}{2\sigma^2}\right)}{\partial \sigma}\right]^2$$

$$= E\left(\frac{(X-a)^2 - \sigma^2}{\sigma^3}\right)^2 = \frac{1}{\sigma^6} D[(X-a)^2] = \frac{2}{\sigma^2},$$

$$\text{故 } C-R \text{ 下界为 } \frac{[g'(\theta)]^2}{nI(\theta)} = \frac{\sigma^2}{2n},$$

$$D\left(\frac{1}{n}\sqrt{\frac{\pi}{2}}\sum_{i=1}^n |X_i - a|\right) = \frac{\pi}{2n} D(|Y|) = \frac{\pi}{2\pi} [EY^2 - E^2|Y|] = \frac{\pi-2}{2n} \sigma^2,$$

$$e_{\hat{g}}(\theta) = \frac{[g'(\theta)]^2/nI(\theta)}{D(\hat{g}(\theta))} = \frac{\sigma^2/\pi-2}{2n/\pi-2} \sigma^2 = \frac{1}{\pi-2}, \text{ 即效率为 } \frac{1}{\pi-2}.$$

44、设 X_1, \dots, X_n i.i.d. $\sim N(0, \sigma^2)$, 证明

$$\hat{\sigma} = \frac{\Gamma(n/2)}{\sqrt{2}\Gamma((n+1)/2)} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2\right)^{1/2}$$

是 σ 的 UMVUE, 试求其效率.

解:

易知 $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i^2$ 为充分完全统计量.

$$\frac{T}{\sigma^2} \sim \chi_{(n)}^2, \text{ 则 } \varphi(t) = \frac{1}{2^{\frac{n}{2}}\Gamma(\frac{n}{2})} \left(\frac{t}{\sigma^2}\right)^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{t}{2\sigma^2}}, \text{ 设 } \delta(t) \text{ 为 } \sigma \text{ 的无偏估计, 则有}$$

$$\int_0^{\infty} \frac{\delta(t)}{2^{\frac{n}{2}}\Gamma(\frac{n}{2})} \left(\frac{t}{\sigma^2}\right)^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{t}{2\sigma^2}} dt = \sigma \Rightarrow \int_0^{\infty} \frac{\delta(t)}{2^{\frac{n}{2}}\Gamma(\frac{n}{2})\sqrt{t}} \left(\frac{t}{\sigma^2}\right)^{\frac{n+1}{2}-1} e^{-\frac{t}{2\sigma^2}} dt = 1$$

$$\Rightarrow \int_0^{\infty} \frac{2^{\frac{1}{2}}\Gamma(\frac{n+1}{2})\delta(t)}{\Gamma(\frac{n}{2})\sqrt{t}} \cdot \frac{1}{2^{\frac{n+1}{2}}\Gamma(\frac{n+1}{2})} \left(\frac{t}{\sigma^2}\right)^{\frac{n+1}{2}-1} e^{-\frac{t}{2\sigma^2}} dt = 1$$

$$\text{即 } \delta(t) = \frac{\Gamma(\frac{n}{2})}{\sqrt{2}\Gamma(\frac{n+1}{2})} \sqrt{t} = \frac{\Gamma(n/2)}{\sqrt{2}\Gamma((n+1)/2)} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2\right)^{1/2}$$

故 $\delta(t)$ 是 σ 的无偏估计, 由 $L-S$ 定理可知, $\delta(t)$ 是 σ 的UMVUE.

由42题可知 $C-R$ 下界为 $\frac{[g'(\theta)]^2}{nI(\theta)} = \frac{2\sigma^4}{n}$,

$$D(\delta(t)) = E[\delta(t)]^2 - \sigma^2$$

$$\begin{aligned} E[\delta(t)]^2 &= \int_0^\infty \frac{\delta^2(t)}{2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \left(\frac{t}{\sigma^2}\right)^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{t}{2\sigma^2}} dt = \int_0^\infty \frac{t\Gamma(n/2)}{2^{\frac{n}{2}+1} \Gamma^2\left(\frac{n+1}{2}\right)} \left(\frac{t}{\sigma^2}\right)^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{t}{2\sigma^2}} dt \\ &= \frac{\sigma^2 \Gamma(n/2) \Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right)}{\Gamma^2\left(\frac{n+1}{2}\right)} \int_0^\infty \frac{1}{2^{\frac{n}{2}+1} \Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right)} \left(\frac{t}{\sigma^2}\right)^{\frac{n+2}{2}-1} e^{-\frac{t}{2\sigma^2}} dt = \frac{\sigma^2 \Gamma(n/2) \Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right)}{\Gamma^2\left(\frac{n+1}{2}\right)}, \end{aligned}$$

$$D(\delta(t)) = \left(\frac{\Gamma(n/2) \Gamma\left(\frac{n}{2} + 1\right)}{\Gamma^2\left(\frac{n+1}{2}\right)} - 1 \right) \sigma^2 = \alpha \sigma^2,$$

$$\text{则效率 } e_g(\theta) = \frac{[g'(\theta)]^2/nI(\theta)}{D(h(T))} = \frac{2}{n\alpha} \sigma^2$$

45、设 X_1, \dots, X_n 自下列总体中抽取的简单样本,

$$f(x, \theta) = \begin{cases} 1, & \theta - \frac{1}{2} \leq x \leq \theta + \frac{1}{2}, \quad -\infty < \theta < +\infty. \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

证明样本均值 \bar{X} 及 $\frac{1}{2}(\max_{1 \leq i \leq n} X_i + \min_{1 \leq i \leq n} X_i)$ 都是 θ 的无偏估计, 问何者更有效?

解:

$EX = \theta$, 则 $E\bar{X} = \theta$, 即 \bar{X} 是 θ 的无偏估计,

令 $Y = X + \frac{1}{2} - \theta$, 则 $Y \sim U(0, 1)$, $Y_{(1)} \sim Be(1, n)$, $Y_{(n)} \sim Be(n, 1)$,

故 $EY_{(1)} = \frac{1}{1+n}$, $EY_{(n)} = \frac{n}{1+n}$, 则 $EY_{(1)} + EY_{(n)} = 1$,

即 $EX_{(1)} + EX_{(n)} + 1 - 2\theta = 1$, 即 $\frac{1}{2}(EX_{(1)} + EX_{(n)}) = \theta$

即 \bar{X} 及 $\frac{1}{2}(\max_{1 \leq i \leq n} X_i + \min_{1 \leq i \leq n} X_i)$ 都是 θ 的无偏估计.

$$\begin{aligned} D(\bar{X}) &= \frac{1}{n} D(X) = \frac{1}{12n}, D\left(\frac{1}{2}(\max_{1 \leq i \leq n} X_i + \min_{1 \leq i \leq n} X_i)\right) = \frac{1}{4} D(Y_{(1)} + Y_{(n)} - 1 + 2\theta) \\ &= \frac{1}{4} D(Y_{(1)}) + \frac{1}{4} D(Y_{(n)}) + \frac{1}{4} Cov(Y_{(1)}, Y_{(n)}) = \frac{n}{2(1+n)^2(n+2)} + \frac{1}{2} Cov(Y_{(1)}, Y_{(n)}) \end{aligned}$$

$$R_n = Y_{(n)} - Y_{(1)} \sim Be(n-1, 2), \text{ 则 } DR_n = \frac{2(n-1)}{(n+1)^2(n+2)} = DY_{(n)} + DY_{(1)} - 2Cov(Y_{(1)}, Y_{(n)})$$

$$\text{则 } Cov(Y_{(1)}, Y_{(n)}) = \frac{1}{(n+1)^2(n+2)}$$

则 $D\left(\frac{1}{2}\left(\max_{1 \leq i \leq n} X_i + \min_{1 \leq i \leq n} X_i\right)\right) = \frac{1}{2(n+1)(n+2)} < \frac{1}{12n}$ ($n > 1$ 时恒成立)

则 $\frac{1}{2}\left(\max_{1 \leq i \leq n} X_i + \min_{1 \leq i \leq n} X_i\right)$ 更有效.

46、设 X_1, X_2, X_3 *i.i.d.* 服从均匀分布 $U(0, \theta)$, 试证 $\frac{4}{3} \max_{1 \leq i \leq 3} X_i$ 及 $4 \min_{1 \leq i \leq 3} X_i$ 都是 θ 的

无偏估计量, 哪个更有效?

解:

令 $Y = \frac{X}{\theta}$, 则 $Y_{(1)} \sim Be(1, 3), Y_{(n)} \sim Be(3, 1)$, 因此 $EY_{(1)} = \frac{1}{4}, EY_{(n)} = \frac{3}{4}$

因此 $EX_{(1)} = \frac{1}{4}\theta, EX_{(n)} = \frac{3}{4}\theta, E\left(4 \min_{1 \leq i \leq 3} X_i\right) = \theta, E\left(\frac{4}{3} \max_{1 \leq i \leq 3} X_i\right) = \theta$,

故 $\frac{4}{3} \max_{1 \leq i \leq 3} X_i$ 和 $4 \min_{1 \leq i \leq 3} X_i$ 都是 θ 的无偏估计.

$D(4X_{(1)}) = 16\theta^2 DY_{(1)} = \frac{3}{5}\theta^2, D\left(\frac{4}{3} X_{(3)}\right) = \frac{16}{9}\theta^2 DY_{(n)} = \frac{1}{15}\theta^2$,

则 $D(4X_{(1)}) > D\left(\frac{4}{3} X_{(3)}\right)$, 因此 $\frac{4}{3} \max_{1 \leq i \leq 3} X_i$ 更有效.

47、设 $\hat{\theta}_1$ 及 $\hat{\theta}_2$ 是参数 θ 的两个独立的无偏估计量, 且 $\hat{\theta}_1$ 的方差是 $\hat{\theta}_2$ 的方差的 2 倍, 试确定常数 c_1 及 c_2 使得 $c_1\hat{\theta}_1 + c_2\hat{\theta}_2$ 为参数 θ 的无偏估计量, 并且在所有这样的线性估计中方差最小.

解:

$E\hat{\theta}_1 = E\hat{\theta}_2 = \theta, D\hat{\theta}_1 = 2D\hat{\theta}_2 = 2\sigma^2$,

$E(c_1\hat{\theta}_1 + c_2\hat{\theta}_2) = (c_1 + c_2)\theta = \theta$, 故 $c_1 + c_2 = 1$,

$D(c_1\hat{\theta}_1 + c_2\hat{\theta}_2) = 2c_1^2\sigma^2 + c_2^2\sigma^2 = (3c_1^2 - 2c_1 + 1)\sigma^2 \geq \frac{2}{3}$

当 $c_1 = \frac{1}{3}, c_2 = \frac{2}{3}$ 时成立, 即 $\frac{1}{3}\hat{\theta}_1 + \frac{2}{3}\hat{\theta}_2$ 在所有线性估计中方差最小.

48、设总体 X 的数学期望为 a , \hat{a}_1 及 \hat{a}_2 分别为 a 的两个无偏估计量, 它们的方差分别为 σ_1^2 和 σ_2^2 , 相关系数为 ρ , 试确定常数 $c_1 > 0, c_2 > 0, c_1 + c_2 = 1$, 使得 $c_1\hat{a}_1 + c_2\hat{a}_2$ 有最小方差.

解:

$D(c_1\hat{a}_1 + c_2\hat{a}_2) = c_1^2 D\hat{a}_1 + c_2^2 D\hat{a}_2 + 2c_1c_2\rho\sqrt{D\hat{a}_1 D\hat{a}_2} = c_1^2\sigma_1^2 + c_2^2\sigma_2^2 + 2c_1c_2\rho\sigma_1\sigma_2$

$L(\lambda) = c_1^2\sigma_1^2 + c_2^2\sigma_2^2 + 2c_1c_2\rho\sigma_1\sigma_2 + \lambda(c_1 + c_2 - 1)$

$\frac{\partial L(\lambda)}{\partial c_1} = 2c_1\sigma_1^2 + 2c_2\rho\sigma_1\sigma_2 + \lambda = 0$,

$\frac{\partial L(\lambda)}{\partial c_2} = 2c_2\sigma_2^2 + 2c_1\rho\sigma_1\sigma_2 + \lambda = 0$

$\frac{\partial L(\lambda)}{\partial \lambda} = c_1 + c_2 - 1 = 0$

$$\text{解得 } c_1 = \frac{\sigma_2^2 - \rho\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\rho\sigma_1\sigma_2}, \quad c_2 = \frac{\sigma_1^2 - \rho\sigma_1\sigma_2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\rho\sigma_1\sigma_2}$$

49、设 T_1, \dots, T_m 为 $g(\theta)$ 的 m 个独立线性无偏估计, $D(T_i) = \sigma^2 < \infty, i = 1, 2, \dots, m$.

则 $\bar{T} = \sum_{i=1}^m T_i/m$ 为 T_1, \dots, T_m 的线性组合类中 $g(\theta)$ 的最小方差无偏估计 (所谓线性无偏估计量, 即 T_i 为 X_1, \dots, X_n 的线性函数且 $E(T_i) = g(\theta)$).

解:

$$\text{设 } T_1, \dots, T_m \text{ 无偏线性组合为 } T = c_1 T_1 + c_2 T_2 + \dots + c_m T_m,$$

$$\text{且 } ET = (c_1 + c_2 + \dots + c_m)g(\theta), (c_1 + c_2 + \dots + c_m = 1)$$

$$DT = (c_1^2 + c_2^2 + \dots + c_m^2)\sigma^2,$$

$$L(\lambda) = c_1^2 + c_2^2 + \dots + c_m^2 + \lambda(c_1 + c_2 + \dots + c_m - 1)$$

$$\Rightarrow c_1 = c_2 = \dots = c_m = \frac{1}{m},$$

因此 $\bar{T} = \sum_{i=1}^m T_i/m$ 为 T_1, \dots, T_m 的线性组合类中 $g(\theta)$ 的最小方差无偏估计

50、设概率密度函数 $f(x)$ 的核估计 $f_n(x)$ 的定义由式 (3.6.2) 给出, 在定理 3.6.2 的条件下证明 $f_n(x)$ 的均方相合性, 即证明 $\lim_{n \rightarrow \infty} E|f_n(x) - f(x)|^2 = 0$.

解:

$$K(\cdot) \text{ 满足条件 (a) } K(\cdot) \text{ 有界; (b) } \int_{-\infty}^{+\infty} |K(u)| du < \infty,$$

$$(c) |u||K(u)| \rightarrow 0, \text{ 当 } |u| \rightarrow \infty; f(\cdot) \text{ 在 } x \text{ 处连续, 且 } \lim_{n \rightarrow \infty} h_n = 0, \lim_{n \rightarrow \infty} nh_n = \infty.$$

先证 $\lim_{n \rightarrow \infty} E|f_n(x)| = f(x)$:

$$\begin{aligned} Ef_n(x) &= \frac{1}{nh_n} E \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h_n}\right) = \frac{1}{h_n} EK\left(\frac{x - X_1}{h_n}\right) \\ &= \frac{1}{h_n} \int_{-\infty}^{+\infty} K\left(\frac{x - y}{h_n}\right) f(y) dy \stackrel{u = \frac{x-y}{h_n}}{=} \int_{-\infty}^{+\infty} K(u) f(x - h_n y) du, \text{ 由 } K(\cdot) \text{ 有界可知} \end{aligned}$$

$$|K(u) f(x - h_n y)| \leq c|K(u)|, \int_{-\infty}^{+\infty} |K(u)| du < \infty,$$

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} (E|f_n(x)| - f(x)) &= \lim_{n \rightarrow \infty} \int_{-\infty}^{+\infty} K(u) [f(x - h_n y) - f(x)] du \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} K(u) \lim_{n \rightarrow \infty} [f(x - h_n y) - f(x)] du = 0, \text{ 因此 } \lim_{n \rightarrow \infty} E|f_n(x)| = f(x) \end{aligned}$$

下证 $\lim_{n \rightarrow \infty} E|f_n(x) - f(x)|^2 = 0$

$$\begin{aligned} E|f_n(x) - f(x)|^2 &= E|f_n(x) - Ef_n(x) + Ef_n(x) - f(x)|^2 \\ &= Df_n(x) + E(Ef_n(x) - f(x))^2 \end{aligned}$$

$$Df_n(x) = D\left(\frac{1}{nh_n} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h_n}\right)\right) = \frac{1}{nh_n^2} D\left(K\left(\frac{x - X_1}{h_n}\right)\right)$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{nh_n^2} \left(EK^2 \left(\frac{x - X_1}{h_n} \right) - \left(EK \left(\frac{x - X_1}{h_n} \right) \right)^2 \right) \\
 &= \frac{1}{nh_n^2} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} K^2 \left(\frac{x - y}{h_n} \right) f(y) dy - \left(\int_{-\infty}^{+\infty} K \left(\frac{x - y}{h_n} \right) f(y) dy \right)^2 \right) \\
 &\leq \frac{1}{nh_n^2} \int_{-\infty}^{+\infty} K^2 \left(\frac{x - y}{h_n} \right) f(y) dy \stackrel{u = \frac{x-y}{h_n}}{=} \frac{1}{nh_n} \int_{-\infty}^{+\infty} K^2(u) f(x - h_n u) du
 \end{aligned}$$

由 $\lim_{|u| \rightarrow \infty} |u| |K(u)| \rightarrow 0$, $K(u) \sim \frac{1}{u^{1+\varepsilon}}$, $\varepsilon > 0$, 则可知 $\int_{-\infty}^{+\infty} K^2(u) f(x - h_n u) du$ 有界

又 $\lim_{n \rightarrow \infty} nh_n = \infty$ 则 $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{nh_n} \int_{-\infty}^{+\infty} K^2(u) f(x - h_n u) du = 0$,

故 $\lim_{n \rightarrow \infty} E|f_n(x) - f(x)|^2 = 0$ 得证.

51、设概率密度函数 $f(x)$ 的核估计 $f_n(x)$ 的定义由式(3.6.2)给出, 在定理3.6.2的条件下证明 $f_n(x)$ 的弱相合性, 即证明对 $\forall \varepsilon > 0$ 有 $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|f_n(x) - f(x)| \geq \varepsilon) = 0$.

解:

由Morkov不等式, $\forall \varepsilon > 0, P(|f_n(x) - f(x)| \geq \varepsilon) \leq \frac{E|f_n(x) - f(x)|^2}{\varepsilon^2}$

由50题可知 $\lim_{n \rightarrow \infty} E|f_n(x) - f(x)|^2 = 0$,

故 $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|f_n(x) - f(x)| \geq \varepsilon) = 0$, 故 $f_n(x)$ 的弱相合性成立.

习题 4 区间估计

1、对物体某指标进行5次测量，得其数据为4.781, 4.795, 4.769, 4.792, 4.779. 设指标值服从 $N(\mu, \sigma^2)$, 其中 $\sigma = 0.01$ ，试求物体该指标平均值的置信系数为0.95的置信区间.

解:

由样本观察值得 $\bar{X} = 4.7832, n = 5, \sigma = 0.01$, 查表得 $u_{0.025} = 1.96, \sigma u_{\alpha/2} / \sqrt{n} = 0.00877$, 则该指标平均值的置信系数为0.95的置信区间为

$$\left[\bar{X} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2}, \bar{X} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2} \right] = [4.7744, 4.7920]$$

2、设在上题中 σ 未知，作置信系数分别为0.95和0.99的置信区间.

解:

由样本观察值得 $S = 0.0105$, 查表得 $t_4(0.025) = 2.7764, t_4(0.005) = 4.6041$,

故 $St_4(0.025) / \sqrt{n} = 0.0130, St_4(0.005) / \sqrt{n} = 0.0216$,

因此该指标平均值的置信系数为0.95的置信区间为

$$\left[\bar{X} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{n-1}(\alpha/2), \bar{X} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{n-1}(\alpha/2) \right] = [4.7702, 4.7962]$$

该指标平均值的置信系数为0.99的置信区间为

$$\left[\bar{X} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{n-1}(\alpha/2), \bar{X} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{n-1}(\alpha/2) \right] = [4.7616, 4.8048]$$

3、设某种电子管的使用寿命服从正态分布，从中随机抽取15个进行试验. 得样本均值为1950小时，样本标准差300小时，以95%的可靠度求整批电子管平均使用寿命的置信区间.

解:

$1 - \alpha = 0.95, n = 15, \bar{X} = 1950, S = 300$, 查表得 $t_{14}(0.025) = 2.1448$,

故 $St_{14}(0.025) / \sqrt{n} = 166.1355$, 故整批电子管平均使用寿命的置信系数0.95的置信区间为

$$\left[\bar{X} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{n-1}(\alpha/2), \bar{X} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{n-1}(\alpha/2) \right] = [1783.8645, 2116.1355]$$

4、设 X_1, \dots, X_n 取自正态总体 $N(\mu, 16)$, 为使 $[\bar{X} - 1, \bar{X} + 1]$ 是 μ 的置信系数为0.90的置信区间，样本容量 n 至少为多少?

解:

由题意可知 μ 的置信区间应为

$$\left[\bar{X} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2}, \bar{X} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2} \right]$$

则 $\frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2} = 1$, 其中 $\sigma = 4, \alpha = 0.1, u_{\alpha/2} = 1.645$, 解得 $n = 43.2964$,

则 n 至少为44.

5、设样本 X_1, \dots, X_n 取自正态总体 $N(\mu, 16)$, 为使得 μ 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间的长度不大于给定的 L , 样本容量 n 至少应为多少?

解:

μ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间为 $\left[\bar{X} - \frac{4}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2}, \bar{X} + \frac{4}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2} \right]$, 对应的区间长度为 $\frac{8}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2}$, 令 $\frac{8}{\sqrt{n}} u_{\alpha/2} \leq L$, 得 $n \geq u_{\alpha/2}^2 \frac{64}{L^2}$, 因此样本容量 n 至少为 $u_{\alpha/2}^2 \frac{64}{L^2}$.

6、设 X_1, \dots, X_m *i.i.d.* $\sim N(a, \sigma_1^2)$, Y_1, \dots, Y_n *i.i.d.* $\sim N(ca, \sigma_2^2)$, $c, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 已知, a 未知, $c \neq 0$. 又设样本 $X_1, \dots, X_m, Y_1, \dots, Y_n$ 独立.

(1) 找 a 的 *UMVUE*;

(2) 基于此 *UMVUE* 构造 a 的一个置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间.

解:

$$(1) f(\mathbf{x}, \mathbf{y}, a) = (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \sigma_1^m \sigma_2^n \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - a)^2}{2\sigma_1^2} - \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - ca)^2}{2\sigma_2^2} \right\}$$

$$= (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \sigma_1^m \sigma_2^n \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^m x_i^2 - 2a \sum_{i=1}^m x_i + ma^2}{2\sigma_1^2} - \frac{\sum_{j=1}^n y_j^2 - 2ca \sum_{j=1}^n y_j + nc^2 a^2}{2\sigma_2^2} \right\}$$

$$= g(T(\mathbf{X}, \mathbf{Y}), a) h(\mathbf{X}, \mathbf{Y}), \text{ 其中 } T(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \frac{1}{\sigma_1^2} \sum_{i=1}^m x_i + \frac{c}{\sigma_2^2} \sum_{j=1}^n y_j,$$

$$g(T(\mathbf{X}, \mathbf{Y}), a) = (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \sigma_1^m \sigma_2^n \exp \left\{ aT(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) - \frac{m}{2\sigma_1^2} a^2 - \frac{nc^2}{2\sigma_2^2} a^2 \right\},$$

$$h(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_1^2} \sum_{i=1}^m x_i^2 - \frac{1}{2\sigma_2^2} \sum_{j=1}^n y_j^2 \right\}, \text{ 故 } T(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) \text{ 是充分统计量,}$$

自然参数空间 $\Theta = \{a: -\infty < a < +\infty\}$ 作为 R_1 的子集有内点, 即 $T(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$ 是充分完全统计量

$$\text{又 } ET(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \left(\frac{m}{\sigma_1^2} + \frac{nc^2}{\sigma_2^2} \right) a, \text{ 故 } E \left(\frac{T(\mathbf{X}, \mathbf{Y})}{\frac{m}{\sigma_1^2} + \frac{nc^2}{\sigma_2^2}} \right) = a,$$

$$\text{故 } H = \frac{\frac{1}{\sigma_1^2} \sum_{i=1}^m X_i + \frac{c}{\sigma_2^2} \sum_{j=1}^n Y_j}{\frac{m}{\sigma_1^2} + \frac{nc^2}{\sigma_2^2}} \text{ 是 } a \text{ 的 } \textit{UMVUE}$$

$$(2) H \sim N \left(a, \frac{1}{\frac{m}{\sigma_1^2} + \frac{nc^2}{\sigma_2^2}} \right), \text{ 即 } (H - a) \sqrt{\frac{m}{\sigma_1^2} + \frac{nc^2}{\sigma_2^2}} \sim N(0, 1)$$

$$P \left(\left| (H - a) \sqrt{\frac{m}{\sigma_1^2} + \frac{nc^2}{\sigma_2^2}} \right| \leq u_{\alpha/2} \right) = 1 - \alpha, \text{ 变形得 } a \text{ 的置信区间为}$$

$$\left[H - u_{\alpha/2} / \sqrt{\frac{m}{\sigma_1^2} + \frac{nc}{\sigma_2^2}}, H + u_{\alpha/2} / \sqrt{\frac{m}{\sigma_1^2} + \frac{nc}{\sigma_2^2}} \right]$$

7、调查10个企业的研究经费，得到的情况如下：

企业	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
研究经费所占比例	2	0	6	3	4	2	6	8	7	4

假设研究经费所占比例服从正态分布，求方差的区间估计，置信系数为0.95.

解：

$n - 1 = 9, \alpha/2 = 0.025, 1 - \alpha/2 = 0.975$.查表得 $\chi_9^2(0.025) = 19.023, \chi_9^2(0.975) = 2.700$

$S^2 = 6.4$ ，则方差的置信系数为0.95的置信区间为

$$\left[\frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(\alpha/2)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(1-\alpha/2)} \right] = [3.0279, 21.3333]$$

8、某电子产品的某一参数服从正态分布，从某天生产的产品中抽取15只，测得该参数为

3.0, 2.7, 2.9, 2.8, 3.1, 2.6, 2.5, 2.8, 2.4, 2.9, 2.7, 2.6, 3.2, 3.0, 2.8

试分别对该参数的均值和方差作置信系数为95%的置信区间.

解：

$n - 1 = 14, \alpha/2 = 0.025, 1 - \alpha/2 = 0.975, \bar{X} = 2.8, S^2 = 0.05$,查表得 $t_{14}(0.025) = 2.1448$

$\chi_{14}^2(0.025) = 26.119, \chi_{14}^2(0.975) = 5.629$,则均值的置信系数95%的置信区间为

$$\left[\bar{X} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{n-1}(\alpha/2), \bar{X} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{n-1}(\alpha/2) \right] = [2.6761, 2.9238]$$

方差的置信系数95%的置信区间为

$$\left[\frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(\alpha/2)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(1-\alpha/2)} \right] = [0.0268, 0.1244]$$

9、设有3个同方差的正态总体，现从中各取一个样本，样本容量 n 和 $Q^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$

的值分别为

n	6	3	8
Q^2	40	20	50

试求共同方差 σ^2 的置信系数为0.95的单侧置信上限.

解：

$X_1 \sim N(\mu_1, \sigma^2), X_2 \sim N(\mu_2, \sigma^2), X_3 \sim N(\mu_3, \sigma^2)$

$$P\left(\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \geq \chi_{n-1}^2(1-\alpha)\right) = 1 - \alpha, \text{ 即 } P\left(\sigma^2 \leq \frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(1-\alpha)}\right) = 1 - \alpha$$

即 σ^2 的置信区间为单侧置信上限为 $\frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(1-\alpha)}$,

对于 $X_1, n-1=5, S^2=8, \chi_5^2(0.95)=1.145, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(1-\alpha)}=34.934$

对于 $X_2, n-1=2, S^2=10, \chi_2^2(0.95)=0.103, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(1-\alpha)}=194.17$

对于 $X_3, n-1=7, S^2=7.143, \chi_7^2(0.95)=2.167, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(1-\alpha)}=23.073$

故共同方差 σ^2 的单侧置信上限为 194.17.

10、设 X_1, \dots, X_n 为取自正态总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的样本. 为使 $\left[\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right]^{1/2} / 4$ 成为 σ 的置信系数为 0.95 的 (单侧) 置信下限, 样本容量 n 至少应取多少?

解:

$$P\left(\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \leq \chi_{n-1}^2(\alpha)\right) = 1 - \alpha, \text{ 即 } P\left(\sigma^2 \geq \frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(\alpha)}\right) = 1 - \alpha$$

$$\text{即 } \sigma \text{ 的置信下限为 } \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\chi_{n-1}^2(\alpha)}} = \left[\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right]^{1/2} / 4, \text{ 即 } \sqrt{\chi_{n-1}^2(0.05)} = 4$$

得 n 至少为 10

11、随机地从 A 批导线中抽取 4 根, 从 B 批导线中抽取 5 根, 测量电阻 (单位: Ω) 为

A 批导线	0.143	0.142	0.143	0.137	
B 批导线	0.140	0.142	0.136	0.138	0.140

设测试数据分别服从 $N(a_1, \sigma^2)$ 和 $N(a_2, \sigma^2)$, 并且它们相互独立, a_1, a_2, σ^2 均未知, 求 $a_1 - a_2$ 的 95% 的置信区间.

解:

设 $X \sim N(a_1, \sigma^2), Y \sim N(a_2, \sigma^2)$, 由观察值得 $\bar{X} = 0.14125, \bar{Y} = 0.1392,$

$S_1^2 = 0.00000825, S_2^2 = 0.00000520, \bar{X} - \bar{Y} = 0.00205,$

$$S_w^2 = \frac{(m-1)S_1^2 + (n-1)S_2^2}{n+m-2} = 0.00000651, S_w = 0.00255,$$

查表得 $t_{m+n-2}(\alpha/2) = t_7(0.025) = 2.3646,$ 算得 $S_w t_{m+n-2}(\alpha/2) \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} = 0.00404$

则 $a_1 - a_2$ 的 95% 的置信区间为

$$\left[\bar{X} - \bar{Y} - S_w t_{m+n-2}(\alpha/2) \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}, \bar{X} - \bar{Y} + S_w t_{m+n-2}(\alpha/2) \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} \right]$$

$$= [-0.00199, 0.00609]$$

12、枪弹的速度 (单位: m/s) 服从正态分布, 为了比较两种枪弹的速度, 在相同的条件下进行速度测定. 算得数据如下:

枪弹甲: $m = 110, \bar{X} = 2805, S_1 = 120.41$

枪弹乙: $n = 100, \bar{Y} = 2680, S_2 = 105.00$

试求这两种枪弹的平均速度之差的置信水平近似为95%的置信区间.

解:

由于 $\sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$, 故这是 *Behrens - Fisher* 问题, 用大样本的近似方法求置信区间.

由数据算得 $\bar{X} - \bar{Y} = 125, \sqrt{S_1^2/m + S_2^2/n} = 15.5581$, 查表得 $u_{0.025} = 1.96$, 算得

$u_{\alpha/2} \sqrt{S_1^2/m + S_2^2/n} = 30.4939$, 故平均速度之差的置信水平近似为95%的置信区间为

$$[\bar{X} - \bar{Y} - u_{\alpha/2} \sqrt{S_1^2/m + S_2^2/n}, \bar{X} - \bar{Y} + u_{\alpha/2} \sqrt{S_1^2/m + S_2^2/n}] = [94.5061, 155.4939]$$

13、某电子产品有两种型号.为了比较它们的某项参数值, 分别从这两种型号电子产品中随机抽取若干个, 测量该项参数值, 得如下数据:

型号甲: 10.1, 10.3, 10.4, 9.7, 9.8;

型号乙: 12.5, 12.2, 12.1, 12.0, 11.9, 11.8, 12.8.

假设这两种型号的电子产品的该项参数值皆服从正态分布, 而且它们的方差相等.试求它们的平均参数之差的置信系数为95%的置信区间.

解:

$m = 5, n = 7, \bar{X} = 10.06, \bar{Y} = 12.1857, S_1^2 = 0.093, S_2^2 = 0.1248, \bar{X} - \bar{Y} = -2.1257$

$S_\omega^2 = \frac{(m-1)S_1^2 + (n-1)S_2^2}{n+m-2} = 0.1121, S_\omega = 0.3348$, 查表得 $t_{m+n-2}(\alpha/2) = 2.2281$,

算得 $S_\omega t_{m+n-2}(\alpha/2) \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} = 0.4368$, 则置信区间为

$$\begin{aligned} & \left[\bar{X} - \bar{Y} - S_\omega t_{m+n-2}(\alpha/2) \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}, \bar{X} - \bar{Y} + S_\omega t_{m+n-2}(\alpha/2) \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} \right] \\ & = [-2.5625, -1.6889] \end{aligned}$$

14、设 X_1, \dots, X_m 是来自正态总体 $N(a, \sigma_1^2)$ 抽取的简单随机样本, Y_1, \dots, Y_n 是来自正态总体 $N(b, \sigma_2^2)$ 抽取的简单随机样本, 且两组样本独立. 当 $\sigma_2^2/\sigma_1^2 = \lambda$ 且 λ 已知时, 求 $b - a$ 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间.

解:

因为 $\bar{X} \sim N\left(a, \frac{\sigma_1^2}{m}\right), \bar{Y} \sim N\left(b, \frac{\sigma_2^2}{n}\right)$, 且相互独立, 故 $\bar{Y} - \bar{X} \sim N\left(b - a, \frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}\right) \sim$

$N\left(b - a, \frac{1}{m} \sigma_1^2 + \frac{\lambda}{n} \sigma_1^2\right)$. 令

$$\xi = \frac{\left(\frac{1}{m} + \frac{\lambda}{n}\right)^{-1/2} \sigma_1^{-1} (\bar{Y} - \bar{X} - b + a)}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2 + \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2\right] / [(m+n-2)\sigma_1^2]}}$$

$$= \frac{\left(\frac{1}{m} + \frac{\lambda}{n}\right)^{-1/2} (\bar{Y} - \bar{X} - b + a)}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2 + \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2\right] / (m+n-2)}}$$

故 $\xi \sim t(m+n-2)$, 令 $S(X, Y) = \sqrt{\left[\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2 + \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2\right] / (m+n-2)}$

$M = \left(\frac{1}{m} + \frac{\lambda}{n}\right)^{-1/2}$, 故 $b - a$ 水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间为

$$\left[\bar{Y} - \bar{X} - \frac{t_{\alpha/2}}{M} S(X, Y), \bar{Y} - \bar{X} + \frac{t_{\alpha/2}}{M} S(X, Y)\right].$$

15、有甲、乙两台机床加工同样产品，分别从它们加工的产品中抽取若干个产品，分别测得产品直径后，算得如下数据：

$$\text{机床甲： } m = 8, \bar{x} = 30.97, S_1 = 36.7$$

$$\text{机床乙： } n = 7, \bar{y} = 21.99, S_2 = 8.1$$

假设产品直径服从正态分布. 试求

(1) 这两台机床加工产品的平均直径之差的置信水平近似为95%的置信区间；

(2) 这两台机床加工精度（即方差）之比的置信水平为90%的置信区间.

解：

$$(1) S_*^2 = \frac{S_1^2}{m} + \frac{S_2^2}{n} = 177.734, r = S_*^4 \left[\frac{S_1^4}{m^2(m-1)} + \frac{S_2^4}{n^2(n-1)} \right] = 7.77 \approx 8$$

$$\text{枢轴变量为 } T_* = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (b - a)}{S_*}$$

平均直径之差的置信水平近似为95%的置信区间为

$$\left[\bar{x} - \bar{y} - S_* t_r(\alpha/2), \bar{x} - \bar{y} + S_* t_r(\alpha/2)\right] = [-21.76, 39.72]$$

$$(2) S_1^2/S_2^2 = 20.529, \text{查表得 } F_{m-1, n-1}(\alpha/2) = F_{7,6}(0.05) = 4.21,$$

$$F_{m-1, n-1}(1 - \alpha/2) = 1/F_{n-1, m-1}(\alpha/2) = 1/F_{6,7}(0.05) = 1/3.87,$$

则 σ_1^2/σ_2^2 的置信系数为90%的置信区间为

$$\left[\frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot \frac{1}{F_{m-1, n-1}(\alpha/2)}, \frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot F_{n-1, m-1}(\alpha/2)\right] = [4.876, 79.447]$$

16、有两个化验员 A, B , 他们独立地对某种聚合物的含氯量用相同的方法作了10次测量, 其测定值的方差 S^2 分别为0.5419和0.6065, 设 σ_A^2 和 σ_B^2 分别为 A, B 所测数据总体 (设为正态总体) 的方差, 求 σ_A^2/σ_B^2 的95%的置信区间.

解：

$S_1^2/S_2^2 = 0.893$, 查表得 $F_{m-1, n-1}(\alpha/2) = F_{9, 9}(0.025) = 4.03$,
 $F_{m-1, n-1}(1 - \alpha/2) = 1/F_{n-1, m-1}(\alpha/2) = 1/F_{9, 9}(0.025) = 1/4.03$,
 则 σ_A^2/σ_B^2 的置信系数为 95% 的置信区间为

$$\left[\frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot \frac{1}{F_{m-1, n-1}(\alpha/2)}, \frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot F_{n-1, m-1}(\alpha/2) \right] = [0.222, 3.599]$$

17、设从两台机器所生产的滚珠轴承中分别抽取容量为 10 个样本, 算得它们直径的标准差分别为 $S_1 = 0.042\text{cm}$ 和 $S_2 = 0.035\text{cm}$, 假定轴承直径服从正态分布, 试求两个总体方差比的置信系数为 0.99 的置信区间.

解:

$S_1^2/S_2^2 = 1.44$, 查表得 $F_{m-1, n-1}(\alpha/2) = F_{9, 9}(0.005) = 6.54$,
 $F_{m-1, n-1}(1 - \alpha/2) = 1/F_{n-1, m-1}(\alpha/2) = 1/F_{9, 9}(0.005) = 1/6.54$,
 则 σ_1^2/σ_2^2 的置信系数为 99% 的置信区间为

$$\left[\frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot \frac{1}{F_{m-1, n-1}(\alpha/2)}, \frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot F_{n-1, m-1}(\alpha/2) \right] = [0.220, 9.418]$$

18、设 X_1, \dots, X_n 取自正态总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的随机样本. 求 $\theta = (\mu, \sigma^2)$ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信域 (即参数 μ 和 σ^2 同时的置信集).

解:

联合置信域即寻找区域 G , 使得 $P\{(\mu, \sigma^2) \in G\} \geq 1 - \alpha$

枢轴变量 $\sqrt{n} \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$, $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$,

$$\text{即 } P\left\{ \left| \sqrt{n} \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \right| \leq a, c_1 \leq \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \leq c_2 \right\} = 1 - \alpha,$$

其中 $(2\Phi(a) - 1)(\chi_{n-1}^2(c_2) - \chi_{n-1}^2(c_1)) = 1 - \alpha$

故联合置信域为

$$\left\{ (\mu, \sigma^2): \bar{X} - \frac{a\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X} + \frac{a\sigma}{\sqrt{n}}; \frac{(n-1)S^2}{c_2} \leq \sigma^2 \leq \frac{(n-1)S^2}{c_1} \right\}$$

19、设 X_1, \dots, X_n 是来自均匀分布 $U(\theta_1, \theta_2)$ 的简单随机样本, 此处 $-\infty < \theta_1 < \theta_2 < \infty$,

记 $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(n)}$ 为其次序统计量. 求

(1) $\theta_2 - \theta_1$ 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间 (提示: 证明 $[(\theta_2 - \theta_1) - (X_{(n)} - X_{(1)})]/(\theta_2 - \theta_1)$ 分布与 θ_1, θ_2 无关);

(2) 求 $[X_{(1)} + X_{(n)} - (\theta_1 + \theta_2)]/(X_{(n)} - X_{(1)})$ 的分布;

(3) 求 $(\theta_1 + \theta_2)/2$ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间.

解:

(1) 令 $Y = \frac{X - \theta_1}{\theta_2 - \theta_1}$, 则 $Y \sim U(0, 1)$, 则 $Z, W = (Y_{(1)}, Y_{(n)})$ 的联合概率密度为

$f(z, v) = n(n-1)(w-z)^{n-2}$, 可推出极差 $R = Y_{(n)} - Y_{(1)}$ 的概率密度为

$f(r) = n(n-1)r^{n-2}(1-r)$, 即 $Y_{(n)} - Y_{(1)} \sim Be(n-1, 2)$,

$Y_{(n)} - Y_{(1)} = \frac{X_{(n)} - X_{(1)}}{\theta_2 - \theta_1}$, 所以 $P\left(Be_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1, 2) \leq \frac{X_{(n)} - X_{(1)}}{\theta_2 - \theta_1} \leq Be_{\frac{\alpha}{2}}(n-1, 2)\right)$

即 $\theta_2 - \theta_1$ 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间为 $\left[\frac{X_{(n)} - X_{(1)}}{Be_{\frac{\alpha}{2}}(n-1, 2)}, \frac{X_{(n)} - X_{(1)}}{Be_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1, 2)}\right]$

(2) 令 $u = [x_{(1)} + x_{(n)} - (\theta_1 + \theta_2)] / (x_{(n)} - x_{(1)})$, $v = x_{(n)} - x_{(1)}$

则 $x_{(1)} = \frac{uv - v + \theta_1 + \theta_2}{2}$, $x_{(n)} = \frac{uv + v + \theta_1 + \theta_2}{2}$, $J = \left| \frac{\partial(x_{(1)}, x_{(n)})}{\partial(u, v)} \right| = \frac{v}{2}$

又 $f(x_{(1)}, x_{(n)}) = \frac{n(n-1)}{(\theta_2 - \theta_1)^n} (x_{(n)} - x_{(1)})^{n-2}$ 故 $g(u, v) = \frac{n(n-1)}{2(\theta_2 - \theta_1)^n} v^{n-1}$

$\theta_1 < \frac{uv - v + \theta_1 + \theta_2}{2} < \frac{uv + v + \theta_1 + \theta_2}{2} < \theta_2 \Rightarrow \theta_1 - \theta_2 < uv - v < uv + v < \theta_2 - \theta_1$

显然 $v > 0$, 故有 $-1 < u < 1$, 得出 $v < \frac{\theta_2 - \theta_1}{1+u} (u > 0)$ 或 $v < \frac{\theta_2 - \theta_1}{1-u} (u < 0)$

故 $h(u) = I_{\{1 > u \geq 0\}} \int_0^{\frac{\theta_2 - \theta_1}{1+u}} g(u, v) dv + I_{\{-1 < u < 0\}} \int_0^{\frac{\theta_2 - \theta_1}{1-u}} g(u, v) dv = \frac{n-1}{2(1+|u|)^n}$

(3) 对于 $c > 0$, 有 $P(|u| \leq c) = \int_0^c \frac{n-1}{(1+u)^n} du = 1 - (1+c)^{-(n-1)}$.

取 $c_0 = \alpha^{-\frac{1}{1-n}} - 1$, 则有 $P(-c_0 \leq u \leq c_0) = 1 - \alpha$, 即

$$P(-c_0 \leq [X_{(1)} + X_{(n)} - (\theta_1 + \theta_2)] / (X_{(n)} - X_{(1)}) \leq c_0) = 1 - \alpha,$$

故 $\theta_2 - \theta_1$ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间为

$$\left[\frac{X_{(n)} + X_{(1)} - c_0(X_{(n)} - X_{(1)})}{2}, \frac{X_{(n)} + X_{(1)}}{2} + \frac{c_0(X_{(n)} - X_{(1)})}{2} \right]$$

20、设 X_1, \dots, X_m i.i.d. $\sim U(0, \theta_1)$, Y_1, \dots, Y_n i.i.d. $\sim U(0, \theta_2)$, $\theta_1 > 0, \theta_2 > 0$ 皆未知,

且合样本独立. 求 θ_1/θ_2 的一个置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间 (提示: 令 $T_1 = X_{(m)}$,

$T_2 = Y_{(n)}$, 证明 $(T_2\theta_1)/(T_1\theta_2)$ 的分布与 θ_1, θ_2 无关).

解:

令 $T_1 = X_{(m)}, T_2 = Y_{(n)}$, 则 $X = \frac{T_1}{\theta_1} \sim Be(m, 1), Y = \frac{T_2}{\theta_2} \sim Be(n, 1)$, 即

故 $T = (T_2\theta_1)/(T_1\theta_2)$ 的分布与 θ_1, θ_2 无关. 则 $0 < x < 1, 0 < y < 1, y = tx, 0 < tx < 1$,

故有 $t > 1$ 时, $0 < x < \frac{1}{t}, 0 < t < 1$ 时, $0 < x < 1$.

则 $t \geq 1$ 时 $g(t) = \int_0^{\frac{1}{t}} mx^{m-1} n(tx)^{n-1} x dx = \frac{mn}{m+n} t^{-(m+1)}$

$0 < t < 1$ 时, $g(t) = \int_0^1 mx^{m-1}n(tx)^{n-1}xdx = \frac{mn}{m+n}t^{n-1}$,故可得其分布函数

$$F(t) = \begin{cases} \frac{mt^n}{m+n}, t \in (0, 1) \\ 1 - \frac{n}{m+n}t^{-m}, t \in [1, +\infty) \end{cases}.$$

$$P(t_1 \leq T \leq t_2) = 1 - \alpha, \text{ 令 } F(t_1) = \frac{\alpha}{2}, F(t_2) = 1 - \frac{\alpha}{2},$$

解得 $t_1 = \left(\frac{m+n}{m} \frac{\alpha}{2}\right)^{1/n}, t_2 = \left(\frac{m+n}{n}\right)^{-1/m}$, 故 θ_1/θ_2 的一个置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间为

$$\left[\frac{X_{(m)}}{Y_{(n)}} \left(\frac{m+n}{m} \frac{\alpha}{2}\right)^{1/n}, \frac{X_{(m)}}{Y_{(n)}} \left(\frac{m+n}{n}\right)^{-1/m} \right].$$

21、设 X_1, \dots, X_n 是来自均匀分布 $U(\theta - 1/2, \theta + 1/2)$ 的简单随机样本, 求 θ 的置信系数 $1 - \alpha$ 的置信区间

解:

由习题3第45题可知 $\frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2}$ 为 θ 的无偏估计, 令 $Z = \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2} - \theta$,

下证 Z 为枢轴变量, $X_{(1)}$ 与 $X_{(n)}$ 不独立, 联合分布密度函数为

$$P(x, y) = n(n-1)(y-x)^{n-2} \left(-\frac{1}{2} + \theta \leq x \leq y \leq \frac{1}{2} + \theta\right)$$

令 $X = (X_{(1)} - \theta)/2, Y = (X_{(n)} - \theta)/2$, 则其联合密度函数为

$$P(x, y) = 2^n n(n-1)(y-x)^{n-2} \left(-\frac{1}{4} \leq x \leq y \leq \frac{1}{4}\right), \text{ 与 } \theta \text{ 无关,}$$

故 $Z = X + Y = \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2} - \theta$ 也与 θ 无关, 故 Z 为枢轴量

$$\text{下求 } Z \text{ 的密度函数 } f(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} P(x, z-x) dx \quad \left(-\frac{1}{4} \leq x \leq z-x \leq \frac{1}{4}\right)$$

$$\left(\text{即 } -\frac{1}{4} \leq x \leq \frac{1}{4} \text{ 且 } z - \frac{1}{4} \leq x \leq z + \frac{1}{4} \text{ 且 } x \leq \frac{z}{2}\right)$$

$$\text{故当 } -\frac{1}{2} \leq z \leq 0, x \in \left[-\frac{1}{4}, \frac{z}{2}\right] \text{ 时 } f(z) = \int_{-\frac{1}{4}}^{\frac{z}{2}} 2^n n(n-1)(z-2x)^{n-2} dx = n(1+2z)^{n-1}$$

$$\text{当 } 0 \leq z \leq \frac{1}{2}, x \in \left[z - \frac{1}{4}, \frac{z}{2}\right] \text{ 时, } f(z) = \int_{z-\frac{1}{4}}^{\frac{z}{2}} 2^n n(n-1)(z-2x)^{n-2} dx = n(1-2z)^{n-1}$$

$$\text{综上所述 } f(z) = \begin{cases} n(1-|2z|)^{n-1}, & -\frac{1}{2} \leq z \leq \frac{1}{2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

故设常数 $c \in \left[-\frac{1}{2}, 0\right], d \in \left[0, \frac{1}{2}\right]$, 使得

$$P\left(c \leq \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2} - \theta \leq d\right) = \int_c^0 n(1+2z)^{n-1} dz + \int_0^d n(1-2z)^{n-1} dz$$

$$= 1 - \frac{(1+2c)^n + (1-2d)^n}{2} = 1 - \alpha, \text{故 } (1+2c)^n + (1-2d)^n = 2\alpha \quad (*)$$

则置信区间为 $\left[\frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2} - d, \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2} - c \right]$, 区间长度为 $d - c$

$$L(c, d) = d - c + \lambda((1+2c)^n + (1-2d)^n - 2\alpha),$$

$$\frac{\partial L}{\partial c} = -1 + 2n\lambda(1+2c)^{n-1} = 0, \frac{\partial L}{\partial d} = 1 - 2n\lambda(1-2d)^{n-1} = 0, \frac{\partial L}{\partial \lambda} = (1+2c)^n + (1-2d)^n - 2\alpha$$

得 $c = \frac{\alpha^{1/n} - 1}{2}, d = \frac{1 - \alpha^{1/n}}{2}$ 时区间长度有最小值, 故 θ 的 $1 - \alpha$ 置信系数的置信区间为

$$\left[\frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2} - \frac{1 - \alpha^{1/n}}{2}, \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2} + \frac{1 - \alpha^{1/n}}{2} \right]$$

23、设 X_1, \dots, X_n 为具有密度 $f(x, \theta) = e^{-(x-\theta)} I_{[x>\theta]}$ 的总体中抽取的简单随机样本, 此处 $-\infty < \theta < +\infty, \theta$ 未知.

(1) 证明 $X_{(1)} - \theta$ 的分布与 θ 无关, 并求出此分布. 此处 $X_{(1)} = \min\{X_{(1)}, \dots, X_{(n)}\}$ (提示: 记 $X'_i = X_{(i)} - \theta, i = 1, 2, \dots, n$. 证明 X'_1, \dots, X'_n 的分布皆与 θ 无关, 又注意到 $X_{(1)} - \theta = X'_{(1)}$).

(2) 求 θ 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间.

解:

(1) 令 $Y = X - \theta$, 则 $g(y) = e^{-y} I_{[y>0]}$ 即 Y 的分布与 θ 无关, 故 $Y_{(1)} = X_{(1)} - \theta$ 的分布也和 θ 无关. 可得 $Z = Y_{(1)}$ 的概率函数为 $g(z) = ne^{-nz} I_{[z>0]}$.

(2) 设有常数 $c, d > 0$, 使得 $P(c \leq X_{(1)} - \theta \leq d) = 1 - \alpha$,

$$P(c \leq X_{(1)} - \theta \leq d) = \int_c^d ne^{-nz} dz = e^{-nc} - e^{-nd}, \text{因为 } g(z) \text{ 是个单减函数, 故为使区间长度最}$$

短, 应使 $c = 0$, 解得 $d = \frac{-\ln \alpha}{n}$, 故 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间为

$$\left[X_{(1)} + \frac{\ln \alpha}{n}, X_{(1)} \right].$$

24、设 X_1, \dots, X_n 是来自具有密度函数

$$f(x, \theta) = \frac{\theta}{x^2} I_{[0 < \theta < x < \infty]}$$

的总体的简单随机样本, 求 θ 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间.

解:

$$L(\mathbf{x}, \theta) = \frac{\theta^n}{\prod_{i=1}^n x_i^2}, \ln L(\mathbf{x}, \theta) = n \ln \theta - 2 \sum_{i=1}^n \ln x_i, \frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \theta)}{\partial \theta} = \frac{n}{\theta} > 0 (0 < \theta < x_{(1)} < x_{(n)} < \infty),$$

故 θ 的 MLE 为 $X_{(1)}$, 设 $T = X_{(1)}$, 则 $G(t) = 1 - \frac{\theta^n}{t^n}, g(t) = \frac{n\theta^n}{t^{n+1}}, (0 < \theta < t < \infty)$

令 $Z = \frac{\theta^n}{T^n} (0 < z < 1)$, 则 $P(Z \leq z) = P\left(\frac{\theta^n}{T^n} \leq z\right) = P\left(\frac{\theta}{z^{1/n}} \leq T\right) = 1 - (1 - z) = z$

故 $Z \sim U(0, 1)$, 设有常数 $c, d \in [0, 1]$, 有 $P\left(c \leq \frac{\theta^n}{X_{(1)}^n} \leq d\right) = P\left(c^{\frac{1}{n}} X_{(1)} \leq \theta \leq d^{\frac{1}{n}} X_{(1)}\right)$

$= d - c = 1 - \alpha$, 为使置信区间长度最短, 应使 $d^{\frac{1}{n}} - c^{\frac{1}{n}}$ 在 $d - c = 1 - \alpha$ 的条件下最小
 $f(d) = d^{\frac{1}{n}} - (d + \alpha - 1)^{\frac{1}{n}}, f'(d) = \frac{1}{n} \left[d^{\frac{1}{n}-1} - (d + \alpha - 1)^{\frac{1}{n}-1} \right] < 0$,

故 d 取 1 时 $d^{\frac{1}{n}} - c^{\frac{1}{n}}$ 有最小值, 此时 $c = \alpha, \theta$ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间为 $[\sqrt[n]{\alpha} X_{(1)}, X_{(1)}]$.

25、某学校计划组织一次大的交友活动, 为此要了解学生对该活动的支持程度, 随机地对 100 名学生进行了解, 其中有 22 名支持者. 若记该校学生中支持这项活动的人数比例为 p , 并设该校学生数足够多.

(1) 求 p 的置信系数为 0.99 的置信区间;

(2) 若只关心 p 的下限, 求出置信系数为 0.95 的置信下限.

解:

(1) 设 $X_i = \begin{cases} 1, & \text{第 } i \text{ 个人支持} \\ 0, & \text{第 } i \text{ 个人反对} \end{cases}$, 则 $X_i \sim b(1, p), \sum_{i=1}^n X_i \sim b(n, p)$

根据式 (4.3.12) 可知 $\frac{\sqrt{n}(\hat{p} - p)}{\sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$, 其中 $\hat{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$,

故 $P\left(\left|\frac{\sqrt{n}(\hat{p} - p)}{\sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})}}\right| \leq u_{\alpha/2}\right) = 1 - \alpha, u_{\alpha/2} = u_{0.005} = 2.575, \hat{p} = \frac{22}{100} = 0.22$

$u_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})/n} = 0.1067$ 则 p 的置信水平为 0.99 的置信区间为

$[\hat{p} - u_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})/n}, \hat{p} + u_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})/n}] = [0.1133, 0.3267]$.

(2) $P\left(\frac{\sqrt{n}(\hat{p} - p)}{\sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})}} \leq u_{0.05}\right) = 0.95 \Rightarrow P(p \geq \hat{p} - u_{0.05} \cdot \sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})/n}) = 0.95$

又 $u_{0.05} = 1.645$, 故 p 的置信水平为 0.95 的置信下限为

$\hat{p} - u_{0.05} \cdot \sqrt{\hat{p}(1 - \hat{p})/n} = 0.152$

26、设 $X \sim$ 二项分布 $b(m, p_1), Y \sim b(n, p_2), m, n$ 很大, p_1, p_2 是未知参数, 且 X, Y 独立, 做出基于 X, Y 的 $p_2 - p_1$ 的置信系数近似为 $1 - \alpha$ 的置信区间.

解:

$$\sum_{i=1}^m X_i \sim b(m, p_1), \sum_{i=1}^n Y_i \sim b(n, p_2), \text{ 令 } \hat{p}_1 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i, \hat{p}_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$$

$$\frac{\hat{p}_1 - p_1}{\sqrt{\frac{\hat{p}_1(1-\hat{p}_1)}{m}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), \frac{\hat{p}_2 - p_2}{\sqrt{\frac{\hat{p}_2(1-\hat{p}_2)}{n}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), X, Y \text{ 独立, 故}$$

$$\frac{\hat{p}_2 - \hat{p}_1 - (p_2 - p_1)}{\sqrt{\frac{\hat{p}_1(1-\hat{p}_1)}{m} + \frac{\hat{p}_2(1-\hat{p}_2)}{n}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), \text{ 因此 } P\left(\left|\frac{\hat{p}_2 - \hat{p}_1 - (p_2 - p_1)}{\sqrt{\frac{\hat{p}_1(1-\hat{p}_1)}{m} + \frac{\hat{p}_2(1-\hat{p}_2)}{n}}}\right| \leq u_{\alpha/2}\right) = 1 - \alpha,$$

即 $p_2 - p_1$ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间为

$$\left[\hat{p}_2 - \hat{p}_1 - u_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\frac{\hat{p}_1(1-\hat{p}_1)}{m} + \frac{\hat{p}_2(1-\hat{p}_2)}{n}}, \hat{p}_2 - \hat{p}_1 + u_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\frac{\hat{p}_1(1-\hat{p}_1)}{m} + \frac{\hat{p}_2(1-\hat{p}_2)}{n}} \right].$$

27、设 X_1, \dots, X_m 和 Y_1, \dots, Y_n 分别为自具有位置参数 θ_1 和 θ_2 的 *Cauchy* 分布总体中抽取的简单随机样本, 且样本 $X_1, \dots, X_m, Y_1, \dots, Y_n$ 相互独立, m, n 很大, 求 $\theta_2 - \theta_1$ 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间 (*Cauchy* 分布密度 $f(x) = 1/\{\pi[1 + (x - \theta)^2]\}$, $-\infty < x < +\infty$. 提示: 利用样本中位数及其极限定理.)

解:

设 m_x, m_y 分别为 X_1, \dots, X_m 和 Y_1, \dots, Y_n 的样本中位数, m, n 足够大, 由式(4.3.7)可知

$$\frac{m_x - \theta_1}{\sqrt{\frac{\pi^2}{4m}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), \frac{m_y - \theta_2}{\sqrt{\frac{\pi^2}{4n}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), X, Y \text{ 独立, 故有}$$

$$\frac{m_y - m_x - (\theta_2 - \theta_1)}{\sqrt{\frac{\pi^2}{4m} + \frac{\pi^2}{4n}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), \text{ 故 } P\left(\left|\frac{m_y - m_x - (\theta_2 - \theta_1)}{\sqrt{\frac{\pi^2}{4m} + \frac{\pi^2}{4n}}}\right| < u_{\alpha/2}\right) = 1 - \alpha$$

故 $\theta_2 - \theta_1$ 的置信系数 $1 - \alpha$ 的置信区间为

$$\left[m_y - m_x - u_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\frac{\pi^2}{4m} + \frac{\pi^2}{4n}}, m_y - m_x + u_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\frac{\pi^2}{4m} + \frac{\pi^2}{4n}} \right]$$

28、电话总机在单位时间内接到呼唤次数服从 *Poisson* 分布 $P(\lambda)$. 观察单位时间内呼唤次数 40 次, 获得如下数据:

接到呼唤次数	0	1	2	3	4	5	6	7
观察次数	5	10	12	8	3	2	0	0

试求 λ 的置信水平近似为 0.95 的置信区间.

解:

$$\text{设 } \hat{\lambda} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \frac{80}{40} = 22, \text{ 由式(4.3.16)可知 } \frac{\sqrt{n}(\hat{\lambda} - \lambda)}{\sqrt{\hat{\lambda}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1),$$

$u_{\alpha/2} = u_{0.025} = 1.96, n = 40, \lambda$ 的置信水平近似为 0.95 的置信区间为

$$\left[\hat{\lambda} - u_{\alpha/2} \sqrt{\hat{\lambda}/n}, \hat{\lambda} + u_{\alpha/2} \sqrt{\hat{\lambda}/n} \right] = [1.56, 2.44].$$

29、设 X_1, \dots, X_m 和 Y_1, \dots, Y_n 分别是具有参数 λ_1 和 λ_2 的指数分布 (密度函数为 $f(x, \lambda_i) = \lambda_i e^{-\lambda_i x} I_{[x>0]}$, $i=1, 2$) 中抽取的 *i.i.d.* 样本, 且合样本独立. 试确定 $\lambda_2 - \lambda_1$ 的一个信仰系数为 $1 - \alpha$ 的信仰区. (提示: 利用 $2\lambda_1 m \bar{X} \sim \chi_{2m}^2$, $2\lambda_2 n \bar{Y} \sim \chi_{2n}^2$, 不必算到底, 指出方法即可) 解:

设 \bar{X}, \bar{Y} 为样本均值. \bar{X} 是 λ_1 的充分统计量, \bar{Y} 是 λ_2 的充分统计量, 所以基于 \bar{X}, \bar{Y} 考虑问题, 则已知 $X \sim \text{Exp}(\lambda_1)$, 故 $X \sim \text{Ga}(1, \lambda_1)$, 又由于 *Gamma* 分布的可加性, 故 $m\bar{X} \sim \text{Ga}(m, \lambda_1)$, 即 $m\bar{X}$ 的概率密度为 $p(x, \lambda_1) = \frac{\lambda_1^m}{\Gamma(m)} x^{m-1} e^{-\lambda_1 x}$, $0 < x$, 令 $e_1 = 2\lambda_1 m \bar{X}$, 则有 $e_1 \sim \chi_{2m}^2$, e_1 的分布与 λ_1 无关, 从而有 $m\bar{X} = \frac{e_1}{2\lambda_1}$, 整理得 $\lambda_1 = \frac{e_1}{2m\bar{X}}$, 故有样本观察值 X 后, 可得 \bar{X} , 即可由此得出 λ_1 的信仰分布, 同理可设 $e_2 \sim \chi_{2n}^2$, 可得 $\lambda_2 = \frac{e_2}{2n\bar{Y}}$, 即得 λ_2 的信仰分布, 又 X, Y 相互独立, 故

$$\lambda_2 - \lambda_1 = \frac{e_2}{2n\bar{Y}} - \frac{e_1}{2m\bar{X}}, \text{ 设 } \frac{e_2}{2n\bar{Y}} - \frac{e_1}{2m\bar{X}} \text{ 为 } F_{n, m, \chi} \text{ 分布, 对于 } \lambda_2 - \lambda_1 \text{ 有}$$

$$P\left(F_{n, m, \chi}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \leq \lambda_2 - \lambda_1 \leq F_{n, m, \chi}\left(\frac{\alpha}{2}\right)\right) = 1 - \alpha,$$

即可得 $\lambda_2 - \lambda_1$ 的一个信仰系数为 $1 - \alpha$ 的信仰区间为

$$\left[F_{n, m, \chi}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right), F_{n, m, \chi}\left(\frac{\alpha}{2}\right)\right].$$

30、设 $X_1, \dots, X_m \text{ i.i.d. } \sim F_1, Y_1, \dots, Y_n \text{ i.i.d. } \sim F_2$, 且合样本独立, 仿上题的方法求

(1) 若 F_1, F_2 分别为 $N(a, \sigma_1^2)$ 和 $N(b, \sigma_2^2)$, $a, b, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 皆未知, 求 $\sigma_2^2 - \sigma_1^2$ 的信仰系数为 $1 - \alpha$ 的信仰区间;

(2) 若 F_1, F_2 分别是表示均匀分布 $U(0, \theta_1)$ 和 $U(0, \theta_2)$, $\theta_1 > 0, \theta_2 > 0$ 皆未知, 求 $\theta_2 - \theta_1$ 的信仰系数为 $1 - \alpha$ 的信仰区间.

解:

$$(1) \text{ 设 } Q_1^2 = \sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2, Q_2^2 = \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2, \text{ 则有 } Q_1^2/\sigma_1^2 \sim \chi_{m-1}^2, Q_2^2/\sigma_2^2 \sim \chi_{n-1}^2,$$

设 $\xi_1 \sim \chi_{m-1}^2, \xi_2 \sim \chi_{n-1}^2$, 等价地有 $Q_1^2 = \sigma_1^2 \xi_1, Q_2^2 = \sigma_2^2 \xi_2$, 移项整理得

$$\sigma_1^2 = Q_1^2/\xi_1, \sigma_2^2 = Q_2^2/\xi_2, \text{ 又 } X, Y \text{ 相互独立故 } \sigma_2^2 - \sigma_1^2 = Q_2^2/\xi_2 - Q_1^2/\xi_1,$$

设 $Q_2^2/\xi_2 - Q_1^2/\xi_1$ 服从 $F_{n, m, \chi}$ 分布, 故 $\sigma_2^2 - \sigma_1^2$ 的信仰系数为 $1 - \alpha$ 的信仰区间为

$$\left[F_{n, m, \chi}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right), F_{n, m, \chi}\left(\frac{\alpha}{2}\right)\right].$$

(2) 易知 $X_{(m)}$ 是 θ_1 的充分统计量, $Y_{(n)}$ 是 θ_2 的充分统计量.

$$X_{(m)} \text{ 的密度函数为 } p(x, \theta_1) = \frac{mx^{m-1}}{\theta_1^m}, 0 \leq x \leq \theta_1,$$

令 $e_1 = \frac{X_{(m)}}{\theta_1}$, 则 e_1 的密度函数为 $p(t) = mt^{m-1}, 0 \leq t \leq 1$, 故 e_1 分布与 θ_1 无关,

故可得 $\theta_1 = \frac{X_{(m)}}{e_1}$, 同理设 $e_2 = \frac{Y_{(n)}}{\theta_2}$, 则 e_2 的分布也与 θ_2 无关, $\theta_2 = \frac{Y_{(n)}}{e_2}$, 则

$\theta_2 - \theta_1 = \frac{Y_{(n)}}{e_2} - \frac{X_{(m)}}{e_1}$ 设 $\theta_2 - \theta_1$ 服从 $F_{n,m,e}$ 分布,

则 $\theta_2 - \theta_1$ 的信仰系数为 $1 - \alpha$ 的信仰区间为 $\left[F_{n,m,e} \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right), F_{n,m,e} \left(\frac{\alpha}{2} \right) \right]$

31、设 X_1, \dots, X_n 为来自指数分布 (密度函数为 $f(x, \lambda) = \lambda e^{-\lambda x} I_{(0, \infty)}(x)$) 中抽取的简单随机样本, 定出 λ 的信仰分布, 由之求出信仰系数为 $1 - \alpha$ 的最短信仰区间 (提示: 利用充分统计量 \bar{X}).

解:

由于 \bar{X} 是 λ 的充分统计量, 故基于 \bar{X} 考虑问题, 因为 $2\lambda n \bar{X} \sim \chi_{2n}^2$, 设 $e \sim \chi_{2n}^2$, 则有

$\lambda = \frac{e}{2n\bar{X}}$, 其中 e 的概率密度为 $p(t) = \frac{1}{2^n \Gamma(n)} t^{n-1} e^{-\frac{t}{2}}, t > 0$, 设有常数 $c, d > 0$, 有

$P(c \leq \lambda \leq d) = P\left(c \leq \frac{e}{2n\bar{X}} \leq d\right) = P(2cn\bar{X} \leq e \leq 2dn\bar{X}) = 1 - \alpha$, Gamma 分布当 α 足够大

时, 越近似于正态密度函数, $\chi_{2n}^2 \sim Ga\left(n, \frac{1}{2}\right)$, 故越靠近中心 $2(n-1)$, 区间长度 $d - c$ 越小,

故 $P(2cn\bar{X} \leq e \leq 2dn\bar{X}) = P\left(\chi_{2n}^2 \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \leq e \leq \chi_{2n}^2 \left(\frac{\alpha}{2}\right)\right) = 1 - \alpha$,

故 λ 的信仰系数为 $1 - \alpha$ 的最短置信区间为

$$\left[\frac{\chi_{2n}^2 \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)}{2n\bar{X}}, \frac{\chi_{2n}^2 \left(\frac{\alpha}{2}\right)}{2n\bar{X}} \right].$$

32、设样本与形体同上题, 试求出形如 $c\bar{X}$ 的水平 $(1 - \beta, 1 - \gamma)$ 的容忍上、下限, 并利用引理 4.5.1 求出水平 $(1 - \beta, 1 - \gamma)$ 的容忍区间.

解:

容忍上限: $P(P(X \leq c\bar{X}) \leq 1 - \beta) = P(1 - e^{-\lambda c\bar{X}} \leq 1 - \beta) = P\left(2\lambda n \bar{X} \leq -\frac{2n \ln \beta}{c}\right) \geq 1 - \gamma$

由 $2\lambda n \bar{X} \sim \chi_{2n}^2$, 因此 $-\frac{2n \ln \beta}{c} = \chi_{2n}^2(\gamma)$, 即 $c = -\frac{2n \ln \beta}{\chi_{2n}^2(\gamma)}$, 容忍上限为 $-\frac{2n \bar{X} \ln \beta}{\chi_{2n}^2(\gamma)}$

容忍下限: $P(P(X \geq d\bar{X}) \leq 1 - \beta) = P(e^{-\lambda d\bar{X}} \leq 1 - \beta) = P\left(2\lambda n \bar{X} \geq -\frac{2n \ln(1 - \beta)}{d}\right) \geq 1 - \gamma$

由 $2\lambda n \bar{X} \sim \chi_{2n}^2$, 因此 $-\frac{2n \ln(1 - \beta)}{d} = \chi_{2n}^2(1 - \gamma)$, 即 $d = -\frac{2n \ln(1 - \beta)}{\chi_{2n}^2(1 - \gamma)}$,

容忍下限为 $-\frac{2n \bar{X} \ln(1 - \beta)}{\chi_{2n}^2(\gamma)}$.

由引理4.5.1可知容忍区间为: $\left[-\frac{2n \ln(1-\beta)}{\chi_{2n}^2\left(1-\frac{\gamma}{2}\right)}, -\frac{2n \bar{X} \ln \beta}{\chi_{2n}^2\left(\frac{\gamma}{2}\right)} \right]$.

33、经验表明, 某种型号玻璃纸的横向延伸率(单位: %)服从正态分布, 现从一批玻璃纸中随机抽取8个样品, 测得其横向延伸率为

35.5, 39.5, 43.5, 41.5, 47.5, 37.5, 49.5, 45.5.

试求玻璃纸的横向延伸率的水平为(0.95, 0.95)的容忍区间.

解:

$n=8, \beta=0.05, \gamma=0.05, \bar{X}=42.5, S^2=24, S=4.9$, 查表得 $\lambda(8, 0.95, 0.95)=3.73$,

$T_1 = \bar{X} - \lambda S = 42.5 - 3.73 \times 4.9 = 24.223$,

$T_2 = \bar{X} + \lambda S = 42.5 + 3.73 \times 4.9 = 60.777$.

故玻璃纸的横向延伸率的水平为(0.95, 0.95)的容忍区间为[24.223, 60.777].

34、某种型号的圆钢的硬度(单位: kg/mm^2)服从正态分布. 现从一批圆钢中随机抽取12个样品, 测量其硬度, 由此算得 $\bar{X}=207, S=65$. 试求圆钢的水平为(0.90, 0.95)的容忍下限.

解:

查表得 $\lambda=2.21$, 则容忍下限为 $\bar{X} - \lambda S = 207 - 2.21 \times 65 = 63.35$.

35、(1)为使 $X_{(1)}$ 成为 $F(x)$ 的水平(0.95, 0.99)容忍下限, 样本容量 n 至少应为多少?

(2)为使 $X_{(n)}$ 成为 $F(x)$ 的水平(0.90, 0.95)容忍上限, 样本容量 n 至少应为多少?

解:

(1)可知 $F(X_{(1)})=U_{(1)}$ 密度函数为

$$f(y) = n(1-y)^{n-1}I_{(0,1)}(y)$$

故要使

$$P\{F(X_{(1)}) \leq \beta\} = P(U_{(1)} \leq \beta) = \int_0^\beta n(1-y)^{n-1} dy \geq 1-\gamma$$

解得 $n \geq \frac{\ln \gamma}{\ln(1-\beta)} = 89.78 \approx 90$

(2)可知 $F(X_{(n)})=U_{(n)}$ 密度函数为

$$f(z) = nz^{n-1}I_{(0,1)}(z)$$

故要使

$$P\{F(X_{(n)}) \geq 1-\beta\} = P(U_{(n)} \geq 1-\beta) = \int_{1-\beta}^1 nz^{n-1} dz \geq 1-\gamma$$

解得 $n \geq \frac{\ln \gamma}{\ln(1-\beta)} = 89.78 \approx 90$

36、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* \sim 均匀分布 $U(0, \theta)$, $\theta > 0$ 未知, 试利用统计量 $\max_{1 \leq i \leq n} X_i$ 定出水平为 $(1 - \beta, 1 - \gamma)$ 的容忍上下限.

解:

$X_{(n)}$ 的密度函数为 $f(y) = \frac{ny^{n-1}}{\theta^n}$, $0 < y < \theta$

设 $aX_{(n)}$ 为容忍上限则有

$$\begin{aligned} P(P(X \leq aX_{(n)}) \geq 1 - \beta) &= P(aX_{(n)} \geq 1 - \beta) = P\left(X_{(n)} \geq \frac{1 - \beta}{a}\right) \\ &= \int_{\frac{1 - \beta}{a}}^{\theta} \frac{ny^{n-1}}{\theta^n} dy = 1 - \left(\frac{1 - \beta}{a\theta}\right)^n \geq 1 - \gamma, \text{ 则得 } a = \frac{1 - \beta}{\theta\gamma^{\frac{1}{n}}}, \end{aligned}$$

故水平为 $(1 - \beta, 1 - \gamma)$ 的容忍上限为 $\frac{1 - \beta}{\theta\gamma^{\frac{1}{n}}} X_{(n)}$.

设 $bX_{(n)}$ 为容忍下限则有

$$\begin{aligned} P(P(X \geq bX_{(n)}) \geq 1 - \beta) &= P(1 - bX_{(n)} \geq 1 - \beta) = P\left(X_{(n)} \leq \frac{\beta}{b}\right) \\ &= \int_0^{\frac{\beta}{b}} \frac{ny^{n-1}}{\theta^n} dy = \left(\frac{\beta}{b\theta}\right)^n \geq 1 - \gamma, \text{ 解得 } b = \frac{\beta}{\theta(1 - \gamma)^{\frac{1}{n}}}, \end{aligned}$$

故水平为 $(1 - \beta, 1 - \gamma)$ 的容忍下限为 $\frac{\beta}{\theta(1 - \gamma)^{\frac{1}{n}}} X_{(n)}$

习题 5 参数假设检验

1、设 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_{20})$ 为从两点分布总体 $b(1, p)$ 中抽取的简单样本, 对未知参数 p 的检验问题为 $H_0: p = 0.2 \leftrightarrow H_1: p \neq 0.2$, 取检验函数为

$$\phi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^{20} x_i \geq 7 \text{ 或 } \sum_{i=1}^{20} x_i \leq 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

(1) 求此检验函数在 $p = 0, 0.1, 0.2, \dots, 0.9, 1$ 时的功效函数并作图;

(2) 求检验的水平 α 和 $p = 0.10$ 时犯第二类错误的概率.

解:

(1) 检验函数 $\beta_\varphi(\theta) = E_\theta[\varphi(\mathbf{X})]$,

$$\because X_i \sim b(1, p), \therefore \sum_{i=1}^{20} x_i \sim b(20, p),$$

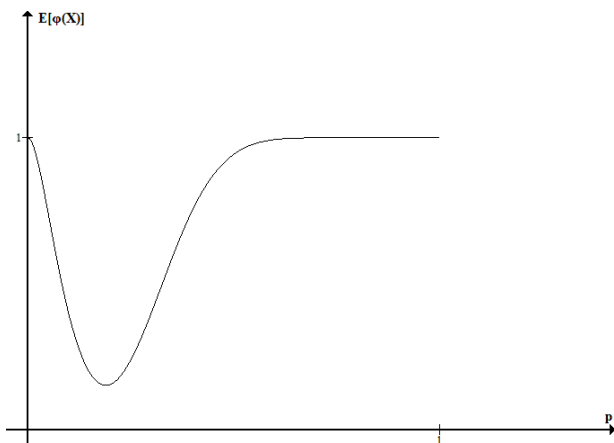
$$\sum_{i=1}^{20} x_i \geq 7 = \sum_{k=7}^{20} \binom{20}{k} p^k (1-p)^{20-k}, \sum_{i=1}^{20} x_i \leq 1 = \binom{20}{1} p (1-p)^{19} + (1-p)^{20},$$

$$\text{故 } E_\theta[\varphi(\mathbf{X})] = \sum_{k=7}^{20} \binom{20}{k} p^k (1-p)^{20-k} + \binom{20}{1} p (1-p)^{19} + (1-p)^{20}$$

$$p = 0 \text{ 时, } E_\theta[\varphi(\mathbf{X})] = 1,$$

$$p = 0.1 \text{ 时, } E_\theta[\varphi(\mathbf{X})] = \sum_{k=7}^{20} \binom{20}{k} 0.1^k 0.9^{20-k} + \binom{20}{1} 0.1 (1-0.1)^{19} + (1-0.1)^{20}$$

$\dots p = 1$ 时, $E_\theta[\varphi(\mathbf{X})] = 1$, 图像如图所示



$$(2) \alpha = \sup\{\beta_\varphi(p), p \in \Theta_0\} = \beta_\varphi(0.2) = E_{p=0.2}[\varphi(\mathbf{X})] = 0.1559,$$

$$p = 0.10 \text{ 时犯第二类错误的概率为 } 1 - \beta_\varphi(0.1) = 0.6059.$$

2、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(\mu, 9)$, 其中 μ 为未知参数, \bar{X} 为样本均值. 设检验问题 $H_0:$

$\mu = \mu_0 \leftrightarrow H_1: \mu \neq \mu_0$ 的否定域为

$$\{(X_1, \dots, X_n): |\bar{X} - \mu_0| \geq c\}.$$

(1) 定出常数 c , 使检验水平为 $\alpha = 0.05$;

(2) 求此检验的功效函数 $\beta(\mu)$;

(3) 固定样本容量 $n = 25$, 分析犯两种错误概率 α 和 β 之间的关系.

解:

$$(1) \alpha = P\{\text{用检验 } \varphi \text{ 否定了 } H_0\} = E_{\mu_0}[\varphi(\mathbf{X})] = 1 \cdot P(|\bar{X} - \mu_0| \geq c) \\ = P\left(\frac{|\bar{X} - \mu_0|}{3/\sqrt{n}} \geq \frac{c\sqrt{n}}{3}\right) = 0.05, \text{ 故 } \frac{c\sqrt{n}}{3} = u_{0.025}, \text{ 即 } c = \frac{3u_{0.025}}{\sqrt{n}}.$$

$$(2) \beta(\mu) = E_{\mu}[\varphi(\mathbf{X})] = P(|\bar{X} - \mu_0| \geq c) = \\ P\left(\frac{\bar{X} - \mu_0 - (\mu - \mu_0)}{3/\sqrt{n}} \geq \frac{c - (\mu - \mu_0)}{3/\sqrt{n}} \cup \frac{\bar{X} - \mu_0 - (\mu - \mu_0)}{3/\sqrt{n}} \leq \frac{-c - (\mu - \mu_0)}{3/\sqrt{n}}\right) \\ = 1 - \Phi\left(\frac{c - (\mu - \mu_0)}{3/\sqrt{n}}\right) + \Phi\left(\frac{-c - (\mu - \mu_0)}{3/\sqrt{n}}\right)$$

$$(2) n = 25 \text{ 时, } \alpha = \begin{cases} \beta(\mu_0), & \mu = \mu_0 \\ 0, & \mu \neq \mu_0 \end{cases}, \quad \beta = \begin{cases} 0, & \mu = \mu_0 \\ 1 - \beta(\mu), & \mu \neq \mu_0 \end{cases},$$

$$\text{其中 } \beta(\mu_0) = P\left(\frac{5|\bar{X} - \mu_0|}{3} \geq \frac{5c}{3}\right) = 2 - 2\Phi\left(\frac{5c}{3}\right)$$

$$1 - \beta(\mu) = \Phi\left(\frac{c - (\mu - \mu_0)}{3/5}\right) - \Phi\left(\frac{-c - (\mu - \mu_0)}{3/5}\right),$$

α 越大, 即 c 越小, 则 $\Phi\left(\frac{c - (\mu - \mu_0)}{3/5}\right) - \Phi\left(\frac{-c - (\mu - \mu_0)}{3/5}\right)$ 越小, 故 β 越小.

3、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* 服从均匀分布 $U(0, \theta)$, θ 为未知参数. $X_{(n)} = \max\{X_1, \dots, X_n\}$ 对检验问题 $H_0: \theta \leq \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta > \theta_0$ 取检验函数为

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & X_{(n)} \geq c \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

(1) 求检验函数 $\varphi(\mathbf{x})$ 的功效函数, 并证明它是 θ 的单调递增函数.

(2) 在检验问题 $H_0: \theta \leq 1/2 \leftrightarrow H_1: \theta > 1/2$ 中, 选择什么样的 c 使检验水平恰好为 0.05?

(3) 画出 $n = 20$ 时 (2) 中制定的 $\varphi(\mathbf{x})$ 的功效函数的粗略图形;

(4) n 该多大, 能使 (2) 中指定的检验函数 $\varphi(\mathbf{x})$, 当 $\theta = 3/4$ 功效 (即功效函数在 Θ_1 中某一点的值) 为 0.98?

解:

(1) 易知 $X_{(n)}$ 的概率密度为 $f(t) = \frac{nt^{n-1}}{\theta^n}, 0 \leq t \leq \theta$,

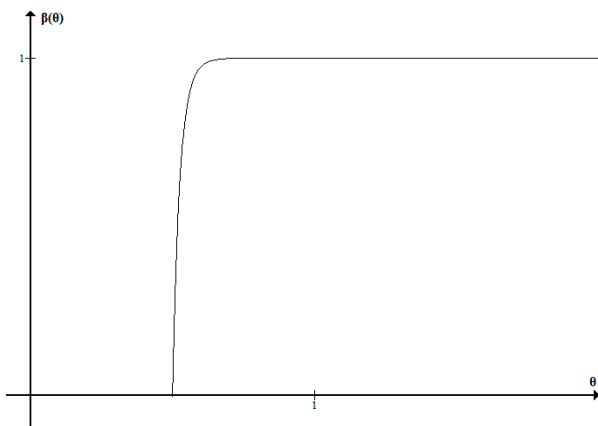
$$\text{功效函数 } \beta_{\varphi}(\theta) = E_{\theta}[\varphi(\mathbf{X})] = 1 \cdot P(X_{(n)} \geq c) = \begin{cases} 1, & c < 0 \\ \int_c^{\theta} \frac{nt^{n-1}}{\theta^n} dt = 1 - \left(\frac{c}{\theta}\right)^n, & 0 \leq c \leq \theta \\ 0, & \theta < c \end{cases}$$

$\beta_{\varphi}'(\theta) = \frac{nc^n}{\theta^{n+1}} > 0$, 故功效函数是 θ 的单调递增函数.

(2) 检验水平 $\alpha = \sup\{\beta_\varphi(\theta), \theta \leq 1/2\}$, 又由(1)可知功效函数是 θ 的单调递增函数

故 $\alpha = \beta_\varphi(1/2) = 1 - (2c)^n = 0.05$, 故 $c = \frac{\sqrt[n]{0.95}}{2}$.

(3) $n = 20$ 时, $c = 0.4987, \beta_\varphi(\theta) = \begin{cases} 1 - \frac{0.95}{(2\theta)^{20}}, & 0.4987 \leq \theta \\ 0, & \theta < 0.4987 \end{cases}$, 函数图像如图所示:



(4) $\beta_\varphi(\theta) = \begin{cases} 1, & c < 0 \\ 1 - \frac{0.95}{(2\theta)^n}, & 0 \leq c \leq \theta, \text{ 其中 } c = \frac{\sqrt[n]{0.95}}{2}, \theta = 3/4 \text{ 时,} \\ 0, & \theta < c \end{cases}$

令 $1 - \frac{0.95}{(3/2)^n} = 0.98$, 解得 $n \approx 10$

4、设 X_1, \dots, X_n 取自均匀分布 $U(0, \theta)$ 的随机样本, 其中 $\theta > 0$ 为未知参数. 记 $X_{(n)} = \max\{X_1, \dots, X_n\}$. 如对检验问题

$$H_0: \theta \geq 2 \leftrightarrow H_1: \theta < 2$$

取检验的否定域为

$$W = \{(X_1, \dots, X_n): X_{(n)} \leq 1.5\},$$

试求此检验犯第一类错误的概率的最大值.

解:

易知 $X_{(n)}$ 的概率密度为 $f(t) = \frac{nt^{n-1}}{\theta^n}, 0 \leq t \leq \theta$,

则功效函数 $\beta_\varphi(\theta) = E_\theta[\varphi(\mathbf{X})] = \begin{cases} \int_0^{1.5} \frac{nt^{n-1}}{\theta^n} dt = \left(\frac{1.5}{\theta}\right)^n, & 1.5 \leq \theta \\ 1, & 1.5 > \theta \end{cases}$

$\Theta_0: \theta \geq 2, \Theta_1: \theta < 2$,

故犯第一类错误概率 $\alpha_\varphi^*(\theta) = \begin{cases} \beta_\varphi(\theta), & \theta \in \Theta_0 \\ 0, & \theta \in \Theta_1 \end{cases}$,

$\max \alpha_\varphi^*(\theta) = \max_{\theta \geq 2} \left(\frac{1.5}{\theta}\right)^n = \left(\frac{3}{4}\right)^n$.

5、设 X_1, \dots, X_{10} 为取自 *Poisson* $P(\lambda)$ 分布的随机样本.

(1) 试用直观方法求单边假设检验问题 $H_0: \lambda \leq 0.1 \leftrightarrow H_1: \lambda > 0.1$ 的水平 $\alpha = 0.05$ 的检验.

(2) 求此检验的功效函数 $\beta(\lambda)$ 在 $\lambda = 0.05, 0.2, 0.3, \dots, 0.9$ 时的值, 并画出 $\beta(\lambda)$ 的图像.

解: 易知 \bar{X} 是 λ 的一个优良估计,

故设 $\{X_1, \dots, X_n: \bar{X} - 0.1 > c\}$ 为水平 $\alpha = 0.05$ 检验否定域. 则设常数 $c > 0$ 有

$$P(\bar{X} - 0.1 > c) = P\left(\sum_{i=1}^{10} X_i > 10c + 1\right),$$

其中 $\sum_{i=1}^{10} X_i \sim P(10\lambda)$, 则有功效函数

$$\beta(\lambda) = 1 - P\left(\sum_{i=1}^{10} X_i > 10c + 1\right) = \sum_{k=10c+2}^{\infty} \frac{(10\lambda)^k}{k!} e^{-10\lambda}$$

$$\beta'(\lambda) = \sum_{k=10c+2}^{\infty} \frac{10(10\lambda)^{k-1}}{k!} e^{-10\lambda} [k - 10\lambda],$$

易知 H_0 成立时, $k > 1, \lambda \leq 0.1$, 故 $\beta'(\lambda) > 0$

故检验水平 $\alpha = \sup\{\beta(\lambda), \lambda \leq 0.1\} = \beta(0.1)$.

$$\beta(0.1) = \sum_{k=10c+2}^{\infty} \frac{1}{k!} e^{-1} = 1 - \sum_{k=0}^{10c} \frac{1}{k!} e^{-1} \leq 0.05 \quad (P172、定义 5.1.3)$$

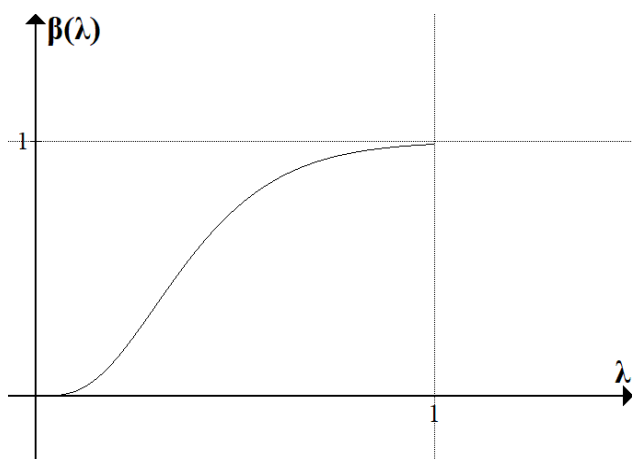
即 $\sum_{k=0}^{10c+1} \frac{1}{k!} \geq 0.95e = 2.58$, 解得 c 至少为 0.2, 故

$D = \{(X_1, \dots, X_n): \bar{X} > 0.3\}$ 为水平 $\alpha = 0.05$ 的否定域确定的检验满足题意.

$$(2) \beta(\lambda) = 1 - \sum_{k=0}^3 \frac{(10\lambda)^k}{k!} e^{-10\lambda}$$

$$\beta(0.05) = 1.75 \times 10^{-3}, \beta(0.2) = 0.14, \beta(0.3) = 0.35, \beta(0.4) = 0.57, \beta(0.5) = 0.73$$

$$\beta(0.6) = 0.85, \beta(0.7) = 0.92, \beta(0.8) = 0.96, \beta(0.9) = 0.98, \beta(\lambda) \text{ 如图所示:}$$



6、设 X_1, \dots, X_n 为取自两点分布 $b(1, p)$ 的随机样本.

(1) 试用直观方法求单边假设检验问题

$$H_0: p \leq 0.01 \leftrightarrow H_1: p > 0.01$$

的水平 $\alpha = 0.05$ 的检验.

(2) 若上述检验的否定域为 $\left\{ (X_1, \dots, X_n) : \sum_{i=1}^n X_i \geq 1 \right\}$, 要求这个检验在 $p = 0.08$ 时犯第二类错误的概率不超过 0.10, 样本容量 n 应为多大?

解: 易知 \bar{X} 是 p 的一个优良估计

故设 $\{X_1, \dots, X_n : \bar{X} > c/n\}$ 为水平 $\alpha = 0.05$ 检验否定域. 则设常数 $c > 0$ 有

$$P(n\bar{X} > c) = P\left(\sum_{i=1}^n X_i > c\right)$$

其中 $\sum_{i=1}^n X_i \sim b(n, p)$, 则有功效函数

$$\beta(p) = 1 \cdot P\left(n \sum_{i=1}^n X_i > c\right) = \sum_{k=c+1}^{\infty} \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} = 1 - \sum_{k=0}^c \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$$

$$\beta'(p) = - \sum_{k=0}^c \binom{n}{k} k p^{k-1} (1-p)^{n-k} + \sum_{k=0}^c \binom{n}{k} (n-k) p^k (1-p)^{n-k-1}$$

$$= - \sum_{k=1}^c \binom{n-1}{k-1} n p^{k-1} (1-p)^{n-k} + \sum_{k=0}^c \binom{n-1}{k} n p^k (1-p)^{n-k-1}$$

$$= - \sum_{k=0}^{c-1} \binom{n-1}{k} n p^k (1-p)^{n-k-1} + \sum_{k=0}^c \binom{n-1}{k} n p^k (1-p)^{n-k-1}$$

$$= \binom{n-1}{c} n p^c (1-p)^{n-c-1} > 0, \text{ 即 } \beta(p) \text{ 是 } p \text{ 的单调增函数.}$$

$$\text{故检验水平 } \alpha = \sup\{\beta(p), p \leq 0.01\} = \beta(0.01) = \sum_{k=c+1}^{\infty} \binom{n}{k} 0.01^k 0.99^{n-k} \leq 0.05$$

设有最小解 c_0 , 则 $D = \{(X_1, \dots, X_n) : \bar{X} > c_0/n\}$ 为水平 $\alpha = 0.05$ 的否定域的检验符合题意.

$$(2) \text{ 犯第二类错误的概率 } \beta_{\varphi^*}(p) = 1 - \beta(0.08) = \sum_{k=0}^1 \binom{n}{k} 0.08^k 0.92^{n-k} \leq 0.1$$

$$\text{即 } 0.92^n + 0.08n0.92^{n-1} \leq 0.1,$$

$$n = 47 \text{ 时, } 0.92^n + 0.08n0.92^{n-1} = 0.101$$

$$n = 48 \text{ 时, } 0.92^n + 0.08n0.92^{n-1} = 0.0945$$

故 n 至少为 48.

7、假定某切割机在正常工作时, 切割每段金属棒的长度 (单位: cm) 服从正态分布 $N(10.5, 0.15^2)$. 今从一批产品中随机抽取 15 段进行测量, 其结果如下

10.4, 10.6, 10.1, 10.4, 10.5, 10.3, 10.3, 10.2,

10.9, 10.6, 10.8, 10.5, 10.7, 10.2, 10.7.

试问该机工作是否正常 ($\alpha = 0.05$) ?

解:

检验问题为

$$H_0: \mu = 10.5 \leftrightarrow H_1: \mu \neq 10.5.$$

故否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_n) : \left| \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{\sigma} \right| > u_{\alpha/2} \right\}$$

其中 $n = 15, \bar{X} = 10.48, \mu_0 = 10.5, \sigma = 0.15, u_{0.025} = 1.96$

$$|U| = \left| \frac{\sqrt{15} \times (10.48 - 10.5)}{0.15} \right| = 0.516 < 1.96$$

所以在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下认为没有足够理由说明该机工作不正常.

8、设某产品的指标服从正态分布, 已知它的标准差 $\sigma = 150$, 今抽了一个样本容量为 26 的样本, 计算得样本均值为 1637, 问在 5% 的显著水平下, 能否认为这批产品指标的期望值 μ 不大于 1600.

解:

检验问题为:

$$H_0: \mu \leq 1600 \leftrightarrow H_1: \mu > 1600$$

否定域为:

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_n) : U = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{\sigma} > u_{\alpha} \right\}$$

其中 $n = 26, \bar{X} = 1637, \mu_0 = 1600, \sigma = 150, u_{0.05} = 1.645$

$$U = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{\sigma} = 1.258 < 1.645,$$

所以在 5% 的显著水平下有足够理由认为这批产品指标的期望值 μ 不大于 1600.

9、某纺织厂在正常运行条件下, 平局每台布机每小时经纱断头为 0.973 根, 各台布机断头数的方差为 0.162 根. 该厂进行工艺改革, 减少经纱上浆率, 在 200 台布机上进行试验, 结果平均每台每小时经纱断头为 0.994 根. 假定每台布机断头数服从正态分布, 问新工艺上浆率能否推广 ($\alpha = 0.05$) ?

解:

检验问题为

$$H_0: \mu \leq 0.973 \leftrightarrow H_1: \mu > 0.973$$

否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_n) : U = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{\sigma} > u_{\alpha} \right\}$$

$n = 200, \bar{X} = 0.994, \mu_0 = 0.973, \sigma = \sqrt{0.162}, u_{\alpha} = u_{0.05} = 1.645$

$$U = \frac{\sqrt{200}(0.994 - 0.973)}{\sqrt{0.162}} = 0.737865 < 1.645$$

故在 5% 的显著性水平下认为新工艺上浆率能推广.

10、根据长期经验和资料分析, 某砖瓦厂生产的砖的抗断强度 X 服从方差为 σ^2 的正态分布, 今从该厂所生产的一批砖中随机抽取 6 块, 测得抗断强度 (单位: kg/cm^2) 如下:

32.56, 29.66, 31.64, 30.00, 31.87, 31.03

问这一批砖的平均抗断强度可否认为是 32.50 kg/cm^2 ? ($\alpha = 0.05$)

解:

检验问题为

$$H_0: \mu = 32.50 \leftrightarrow H_1: \mu \neq 32.50$$

否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_n): T = \left| \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{S} \right| > t_{\alpha/2}(n-1) \right\}$$

$$n = 6, \bar{X} = 31.13, S^2 = 1.26, \mu_0 = 32.50, t_{0.025}(5) = 2.5706$$

$$T = \left| \frac{\sqrt{6} \times (31.13 - 32.50)}{\sqrt{1.26}} \right| = 2.98959 > 2.5706$$

故拒绝 H_0 , 没有充分理由认为平均抗断强度为 32.50 kg/cm^2 .

11、测定某种溶液中的水分，它的10个测定值给出 $\bar{X} = 0.452\%$, $S = 0.037\%$, 设测定值总体为正态分布 $N(a, \sigma^2)$. 试在水平 $\alpha = 0.05$ 下检验假设

(1) $H_0: a \leq 0.5\% \leftrightarrow H_1: a > 0.5\%$;

(2) $H_0: \sigma \geq 0.04\% \leftrightarrow H_1: \sigma < 0.04\%$.

解:

(1) 否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_n): T = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{S} > t_{\alpha}(n-1) \right\}$$

$$n = 10, \bar{X} = 0.452, \mu_0 = 0.5, S = 0.037, t_{0.05}(9) = 1.8331$$

$$T = \frac{\sqrt{10}(0.452 - 0.5)}{0.037} = -4.10241 < 1.8331$$

故在显著水平 $\alpha = 0.05$ 下认为没有足够拒绝 H_0 .

(2) 否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_n): \frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2} < \chi_{n-1}^2(1-\alpha) \right\}$$

$$n-1 = 9, S^2 = 0.037^2, \sigma_0^2 = 0.04^2, \chi_9^2(0.95) = 3.325$$

$$\frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2} = \frac{9 \times 0.037^2}{0.04^2} = 7.70062 > 3.325$$

故在显著水平 $\alpha = 0.05$ 下没有充分理由拒绝 H_0 .

12、设有甲乙两个实验员，对同样的试样进行分析，各人实验分析结果如下（分析结果服从正态分布）：

实验员	1	2	3	4	5	6	7	8
-----	---	---	---	---	---	---	---	---

甲	4.3	3.2	3.8	3.5	3.5	4.8	3.3	3.9
乙	3.7	4.1	3.8	3.8	4.6	3.9	2.8	4.4

试问甲乙两实验员实验分析结果之间有无显著差异 ($\alpha = 0.05$) ?

解:

此题是成对比较问题, 设甲实验员的分析结果为 X_1, \dots, X_8 , 乙实验员的分析结果为 Y_1, \dots, Y_8 , 设 $Z_i = Y_i - X_i, i = 1, \dots, 8$, 假定 Z_1, \dots, Z_8 为自 $N(\mu, \sigma^2)$ 中抽取的随机样本, 则检验问题为

$$H_0: \mu = 0 \leftrightarrow H_1: \mu \neq 0$$

否定域为

$$D = \left\{ (Z_1, \dots, Z_n): T = \left| \frac{\sqrt{n}(\bar{Z} - \mu_0)}{S} \right| > t_{n-1}(\alpha/2) \right\}$$

$$n = 8, \bar{Z} = -0.1, \mu_0 = 0, S = 0.73, t_7(0.025) = 2.3646$$

$$T = \left| \frac{\sqrt{8}(-0.1 - 0)}{0.73} \right| = 0.387456 < 2.3646$$

故在显著水平 $\alpha = 0.05$ 下没有充分理由拒绝 H_0 , 即甲乙两实验员试验分析结果之间无显著差异.

13、有一种新安眠药, 据说在一定剂量下, 能比某旧安眠药平均增加睡眠时间3小时. 根据以往资料, 用旧安眠药时平均睡眠时间为20.8小时. 为了检验新安眠药是否达到疗效, 收集到一组用新安眠药的睡眠时间, 分别为

$$26.7, 22.0, 24.1, 21.0, 27.2, 25.0, 23.4$$

假定睡眠时间服从正态分布, 试在水平 $\alpha = 0.05$ 下, 检验假设: 新安眠药已达到疗效.

解:

设上述数据为从 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 中抽取的随机样本, 则检验问题为

$$H_0: \mu = 23.8 \leftrightarrow H_1: \mu \neq 23.8$$

否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_n): T = \left| \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{S} \right| > t_{n-1}(\alpha/2) \right\}$$

$$n = 7, \bar{X} = 24.2, \mu_0 = 23.8, S = 2.244, t_6(0.025) = 2.4469$$

$$T = \left| \frac{\sqrt{7}(24.2 - 23.8)}{2.244} \right| = 0.471613 < 2.4469$$

故在显著水平 $\alpha = 0.05$ 下没有充分理由拒绝 H_0 , 即新安眠药已达到疗效.

14、某工厂生产的某种细沙支数服从正态分布，其总体标准差为1.2，现从某日生产的一批产品中随机抽取 16 缕进行支数测量，求得样本标准差为 1.2，问纱的均匀度是否变劣 ($\alpha = 0.05$) ?

解:

设上述数据为从 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 中抽取的随机样本，则检验问题为

$$H_0: \sigma^2 \geq 1.2^2 \leftrightarrow H_1: \sigma^2 < 1.2^2$$

则否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_n): \frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2} < \chi_{n-1}^2(1-\alpha) \right\}$$

$$n-1=15, S=2.1, \sigma_0^2=1.2^2, \chi_{15}^2(0.95)=7.261$$

$$\frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2} = \frac{15 \times 2.1^2}{1.2^2} = 45.9375 > 7.261$$

故在显著水平 $\alpha = 0.05$ 下没有充分理由拒绝 H_0 ，即纱的均匀度没有变劣。

15、某厂的一批电子产品，其寿命 T 服从指数分布，其密度函数为

$$f(t, \theta) = \theta^{-1} \exp\{-t/\theta\} I_{(0, \infty)}(t)$$

从以往生产情况知平均寿命 $\theta = 2000$ 小时。为检验当日生产是否稳定，任取 10 个产品进行寿命试验，到全部失效时试验停止。试验得失效寿命数据之和为 30200。试在显著水平 $\alpha = 0.05$ 下检验假设

$$H_0: \theta = 2000 \leftrightarrow H_1: \theta \neq 2000.$$

解:

易知 $\frac{2n\bar{X}}{\theta} \sim \chi_{2n}^2$ ，故否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_n): \frac{2n\bar{X}}{\theta_0} < \chi_{2n}^2(1-\alpha/2) \text{ 或 } \frac{2n\bar{X}}{\theta_0} > \chi_{2n}^2(\alpha/2) \right\}$$

$$n\bar{X} = 30200, \theta_0 = 2000, \chi_{20}^2(0.975) = 9.591, \chi_{20}^2(0.025) = 34.170$$

$$9.591 < \frac{2n\bar{X}}{\theta_0} = \frac{2 \times 30200}{2000} = 30.2 < 34.170$$

故接受原假设。

16、设 $X_1, \dots, X_9 \text{ i.i.d. } \sim N(a, 2.5^2); Y_1, \dots, Y_{16} \text{ i.i.d. } \sim N(b, 3.4^2)$ ，算得 $\bar{x} = 49, \bar{y} = 44$ ，在水平 $\alpha = 0.05$ 下检验

$$H_0: a \geq b \leftrightarrow H_1: a < b$$

解:

检验问题转化为

$$H_0: a - b \geq 0 \leftrightarrow H_1: a - b < 0$$

否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_n): \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \mu_0}{\sqrt{\sigma_1^2/m + \sigma_2^2/n}} < -u_\alpha \right\}$$

$$\bar{X} = 49, \bar{Y} = 44, \mu_0 = 0, \sigma_1 = 2.5, \sigma_2 = 3.4, m = 9, n = 16, u_{0.05} = 1.645$$

$$\frac{49 - 44 - 0}{\sqrt{2.5^2/9 + 3.4^2/16}} = 4.20043 > -1.645$$

故接受 H_0 .

17、用两种方法研究冰溶解时的潜热，对冷却到 -0.72°C 的冰溶解为 0°C 的水的热量改变数据（单位： cal/g ）：

方法1：79.98, 80.04, 80.02, 80.04, 80.03, 80.03, 80.04,
79.97, 80.05, 80.03, 80.02, 80.00, 80.02.

方法2：80.02, 79.94, 79.98, 79.97, 80.03, 79.95, 79.97, 79.97

试问对水平 $\alpha = 0.05$ 这两种处理方法的平均性能有否显著差异？假设这两种方法测定值都是服从正态分布且方差相同。

解：

设方法1的样本为 X_1, \dots, X_{13} ，服从正态分布 $N(\mu_1, \sigma^2)$ ，方法2的样本为 Y_1, \dots, Y_8 ，服从正态分布 $N(\mu_2, \sigma^2)$ 。则检验问题为

$$H_0: \mu_2 - \mu_1 = 0 \leftrightarrow H_1: \mu_2 - \mu_1 \neq 0$$

则否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_m; Y_1, \dots, Y_n): T = \left| \frac{\bar{Y} - \bar{X}}{S_w} \sqrt{\frac{mn}{m+n}} \right| > t_{m+n-2} \left(\frac{\alpha}{2} \right) \right\}$$

$$m = 13, n = 8, \bar{X} = 80.02, \bar{Y} = 79.98, S_w^2 = \frac{(m-1)S_1^2 + (n-1)S_2^2}{m+n-2} = 0.0012,$$

$$T = \left| \frac{79.98 - 80.02}{\sqrt{0.0012}} \times \sqrt{\frac{13 \times 8}{13 + 8}} \right| = 2.56966 > t_{19}(0.025) = 2.093$$

故拒绝原假设，在 $\alpha = 0.05$ 的水平下两种处理方法的平均性能有显著差异。

18、有甲乙两台机床加工同样产品，从这两台机床加工的产品中随机抽取若干产品，测得产品直径（单位： mm ）为

机床甲：20.5, 29.8, 19.7, 20.4, 20.1, 20.0, 19.0, 19.9

机床乙：19.7, 20.8, 20.5, 19.8, 19.4, 20.6, 19.2.

假定产品直径服从正态分布，且二者方差相同，试比较甲乙两台机床加工的质量有无显著差异（ $\alpha = 0.05$ ）？

解：

设机床甲的样本为 X_1, \dots, X_8 ，服从正态分布 $N(\mu_1, \sigma^2)$ ，机床乙的样本为 Y_1, \dots, Y_7 ，服从正态分布 $N(\mu_2, \sigma^2)$ 。则检验问题为

$$H_0: \mu_2 - \mu_1 = 0 \leftrightarrow H_1: \mu_2 - \mu_1 \neq 0$$

则否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_m; Y_1, \dots, Y_n) : T = \left| \frac{\bar{Y} - \bar{X}}{S_\omega} \sqrt{\frac{mn}{m+n}} \right| > t_{m+n-2} \left(\frac{\alpha}{2} \right) \right\}$$

$$m = 8, n = 7, \bar{X} = 21.175, \bar{Y} = 20, S_\omega^2 = \frac{(m-1)S_1^2 + (n-1)S_2^2}{m+n-2} = 6.84, t_{13}(0.025) = 2.16$$

$$T = \left| \frac{21.175 - 20}{\sqrt{6.84}} \times \sqrt{\frac{8 \times 7}{8+7}} \right| = 0.868077 < 2.16$$

故接受 H_0 ，甲乙两台机床加工的质量无显著差异。

19、假设甲乙两煤矿的含灰率分别服从正态分布 $N(a, \sigma^2)$ 和 $N(b, \sigma^2)$ 。为检验这两个煤矿的煤含灰率有无显著差异，从两矿中各取若干份，分析结果（单位：%）为

甲矿 \vec{x} : 24.3, 18.8, 22.7, 19.3, 20.4

乙矿 \vec{y} : 25.2, 28.9, 24.2, 26.7, 22.3, 20.4

试在水平 $\alpha = 0.05$ 之下，检验“含灰量无差异”这个假设。

解：

设甲矿的样本为 X_1, \dots, X_5 ，乙矿的样本为 Y_1, \dots, Y_6 ，则检验问题为

$$H_0: b - a = 0 \leftrightarrow H_1: b - a \neq 0$$

则否定域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_m; Y_1, \dots, Y_n) : T = \left| \frac{\bar{Y} - \bar{X}}{S_\omega} \sqrt{\frac{mn}{m+n}} \right| > t_{m+n-2} \left(\frac{\alpha}{2} \right) \right\}$$

$$m = 5, n = 6, \bar{X} = 21.1, \bar{Y} = 24.62, S_\omega^2 = 7.57, t_9(0.025) = 2.2622$$

$$T = \left| \frac{24.62 - 21.1}{\sqrt{7.57}} \times \sqrt{\frac{5 \times 6}{5+6}} \right| = 2.1128 < 2.2622$$

故接受 H_0 ，认为含灰量无差异。

20、两台机床加工同一零件，分别取6个和9个零件，量其长度 $X_i (i = 1, \dots, 6)$ 和 Y_j

$(j = 1, \dots, 9)$ 后算得 $Q_1^2 = \sum_{i=1}^6 (X_i - \bar{X})^2 = 1.725$ ， $Q_2^2 = \sum_{j=1}^9 (Y_j - \bar{Y})^2 = 2.856$ 。假定零件长度服从正态分布，问是否可认为这两台机床加工的零件的方差无显著差异

($\alpha = 0.02$) ?

解:

设 $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$, 则检验问题为

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 \leftrightarrow H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$$

则拒绝域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_m; Y_1, \dots, Y_n) : F = \frac{S_2^2}{S_1^2} > F_{n-1, m-1}(\alpha/2) \text{ 或 } F < F_{n-1, m-1}(1 - \alpha/2) \right\}$$

$$m = 6, n = 9, S_1^2 = 1.725/5, S_2^2 = 2.856/8, F_{8,5}(0.01) = 10.29,$$

$$F_{8,5}(0.99) = \frac{1}{F_{5,8}(0.01)} = 0.613$$

$$F = \frac{2.856/8}{1.725/5} = 1.03478, 0.613 < F < 10.29$$

故接受原假设, 方差无显著差异.

21、两位化验员 A, B 对一种矿砂的含铁量各自独立地用同一种方法作了 5 次分析, 得到样本方差分别 0.4322 和 0.5006, 若假定 A, B 测定值的总体都是正态分布, 其方差分别为 σ_A^2, σ_B^2 , 试在水平 $\alpha = 0.10$ 下检验 $H_0: \sigma_A^2 = \sigma_B^2$.

解:

$$\alpha = 0.10$$

设 $X \sim N(\mu_A, \sigma_A^2), Y \sim N(\mu_B, \sigma_B^2)$, 则检验问题为

$$H_0: \sigma_A^2 = \sigma_B^2 \leftrightarrow H_1: \sigma_A^2 \neq \sigma_B^2$$

则拒绝域为

$$D = \left\{ (X_1, \dots, X_m; Y_1, \dots, Y_n) : F = \frac{S_B^2}{S_A^2} > F_{n-1, m-1}(\alpha/2) \text{ 或 } F < F_{n-1, m-1}(1 - \alpha/2) \right\}$$

$$m = 5, n = 5, S_A^2 = 0.4322, S_B^2 = 0.5006, F_{4,4}(0.05) = 6.39, F_{4,4}(0.95) = 0.156$$

$$F = \frac{S_B^2}{S_A^2} = \frac{0.5006}{0.4322} = 1.15826, 0.156 < F < 6.39$$

故接受 H_0 .

22、为研究矽肺患者功能的变化情况, 某医院对 I, II 期矽肺患者各 33 名测定其肺活量, 得到 I 期患者的平均数为 2710ml, 标准差为 147ml, II 期患者的平均数为 2830ml, 标准差为 118ml, 对水平 $\alpha = 0.10$, 试问第 I, II 期患者的肺活量有无显著差异 (假定肺活

量服从正态分布) ?

解:

设 I 期样本为 X_1, \dots, X_m , $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$, II 期样本为 Y_1, \dots, Y_n , $Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$

首先考虑下列检验问题.

(1) $H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 \leftrightarrow H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2, \alpha = 0.10$.

此检验的接受域为

$$D = \left\{ (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : F_{m-1, n-1}(1 - \alpha/2) < \frac{S_1^2}{S_2^2} < F_{m-1, n-1}(\alpha/2) \right\},$$

此处 $m = 33, n = 33, \frac{S_1^2}{S_2^2} = \frac{147^2}{118^2} = 1.55192, F_{32, 32}(0.05) = 1.81, F_{32, 32}(0.95) = 1/1.81$

$$\frac{1}{1.84} < \frac{S_1^2}{S_2^2} = 1.55 < 1.84$$

故没有足够的证据否定 H_0 , 因此接受 H_0 .

在接受上述检验后, 可以假定 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$, 进一步考虑下列检验问题.

(2) $H_0': \mu_1 = \mu_2 \leftrightarrow H_1': \mu_1 \neq \mu_2, \alpha = 0.10$

此检验的否定域为

$$\{(X, Y) : |T_\omega| > t_{n+m-2}(\alpha/2)\},$$

$m = 33, n = 33, \bar{X} = 2710, \bar{Y} = 2830, S_1 = 147, S_2 = 118$, 因此有

$$S_\omega^2 = \frac{1}{64} (32 \times 147^2 + 32 \times 118^2) = 17766.5, S_\omega = \sqrt{17766.5} = 133.291$$

由 $\alpha = 0.10$, 查表得 $t_{64}(0.05) = 1.671$

$$|T_\omega| = \sqrt{\frac{mn}{m+n}} \left| \frac{\bar{Y} - \bar{X}}{S_\omega} \right| = \sqrt{\frac{33^2}{33 \times 2}} \left| \frac{2830 - 2710}{133.291} \right| = 3.65698 > 1.671$$

故拒绝 H_0 , 认为两期患者的肺活量有显著差异.

23、为了比较两种枪弹的速度 (单位: 米/秒), 在相同条件下进行速度测定. 算得样本均值和样本标准差如下:

枪弹甲: $n_1 = 120, \bar{x} = 2805, s_1 = 120.41$;

枪弹乙: $n_2 = 60, \bar{y} = 2680, s_2 = 90.00$.

问在水平 $\alpha = 0.05$ 下, 两种枪弹的速度和均匀性方面是否有显著差异?

解:

用 Behrens - Fisher 大样本方法解决下列检验问题 $H_0: \mu_2 - \mu_1 = 0 \leftrightarrow H_1: \mu_2 - \mu_1 \neq 0$

故否定域为

$$\{(X, Y) : |U^*| > u_{\alpha/2}\},$$

其中 $U^* = \bar{Y} - \bar{X} / \sqrt{S_1^2/n_1 + S_2^2/n_2} = 2680 - 2805 / \sqrt{120.41^2/120 + 90^2/60} = -7.81523$,
 $u_{0.025} =$ 查表得 1.96, 故 $|U^*| > 1.96$

因此否定 H_0 , 认为两种枪弹的速度有显著差异.

再设下列检验问题: $H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 \leftrightarrow H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$

则接受域为

$$D = \left\{ (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : F_{n_1-1, n_2-1}(1 - \alpha/2) < \frac{S_1^2}{S_2^2} < F_{n_1-1, n_2-1}(\alpha/2) \right\},$$

其中 $\frac{S_1^2}{S_2^2} = \frac{120.41^2}{90^2} = 1.78995, F_{119, 59}(0.025) = 1.58, F_{59, 119}(0.975) = \frac{1}{1.58} = 0.632911$

$$\frac{S_1^2}{S_2^2} = 1.79 > 1.58$$

故就拒绝原假设, 两种枪弹的均匀性有显著差异.

24、在10块土地上同时试种甲、乙两个品种的农作物, 假定每种作物的产量服从正态分布, 并算得样本均值和样本标准差如下 $\bar{X} = 30.97, \bar{Y} = 21.79, S_x = 26.7, S_y = 10.1$, 问这两种作物的产量有无显著差异? ($\alpha = 0.02$, 提示: 用 *Behrens - Fisher* 小样本方法的近似解)

解:

检验问题为

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 \leftrightarrow H_1: \mu_1 \neq \mu_2$$

否定域为

$$D = \left\{ (X, Y) : |T|_* = \left| \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{S_1^2/m + S_2^2/n}} \right| > t_r(\alpha/2) \right\}$$

$$r = \frac{(S_1^2/m + S_2^2/n)^2}{S_1^4/m^2(m-1) + S_2^4/n^2(n-1)} = \frac{(26.7^2/10 + 10.1^2/10)^2}{26.7^4/10^2 \times 9 + 10.1^4/10^2 \times 9} = 11.524 \approx 12$$

查表得 $t_{12}(0.01) = 2.681$, 由数据得

$$T_* = \left| \frac{30.97 - 21.79}{\sqrt{26.7^2/10 + 10.1^2/10}} \right| = 1.01693 < 2.681$$

故接受 H_0 , 即两种作物的产量无显著差异.

25、为确定肥料的效果, 取1000株植物做试验, 在没有施肥的100株植物中有53株长势良好, 在已施肥的900株中, 则有783株长势良好, 问施肥的效果是否显著? ($\alpha = 0.01$)

解:

此题为二项分布的大样本检验, 设未施肥的样本为 $X_1, \dots, X_m, X \sim b(1, p_1)$,

施肥的样本为 $Y_1, \dots, Y_n, Y \sim b(1, p_2)$, 检验问题为

$$H_0: p_2 > p_1 \leftrightarrow H_1: p_2 \leq p_1$$

则由中心极限定理可知

$$U = \frac{\bar{Y} - \bar{X} - (p_2 - p_1)}{\sqrt{\frac{p_1(1-p_1)}{m} + \frac{p_2(1-p_2)}{n}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), \text{ 当 } H_0 \text{ 成立时 } p_1 = p_2 = \hat{p}, \text{ 用合样本估计 } \hat{p},$$

$$\hat{p} = \frac{1}{m+n} \left(\sum_{i=1}^m X_i + \sum_{j=1}^n Y_j \right)$$

$$\text{则有 } \tilde{U} = \frac{\bar{Y} - \bar{X}}{\sqrt{\hat{p}(1-\hat{p})}} \sqrt{\frac{mn}{m+n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), \text{ 故否定域为}$$

$$D = \{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : \tilde{U} < -u_{\alpha}\}$$

$$m = 100, n = 900, \bar{X} = 0.53, \bar{Y} = 0.87, \hat{p} = 0.836$$

$$\tilde{U} = \frac{0.87 - 0.53}{\sqrt{0.836 \times (1 - 0.836)}} \sqrt{\frac{100 \times 900}{100 + 900}} = 1.02484 > -u_{0.01} = -2.325$$

故接受 H_0 , 即认为施肥的效果显著.

26、设有两工厂生产的同一种产品, 要检验假设 H : 它们的废品率 p_1, p_2 相同, 在第一、二工厂的产品中各自独立抽取 $n_1 = 1500$ 个及 $n_2 = 1800$ 个, 分别有废品 300 个及 320 个, 问在 5% 水平上应接受还是拒绝 H .

解:

此题为二项分布的大样本检验, 设工厂一的样本为 X_1, \dots, X_{n_1} , $X \sim b(1, p_1)$,

工厂二的样本为 Y_1, \dots, Y_{n_2} , $Y \sim b(1, p_2)$, 检验问题为

$$H_0: p_2 = p_1 \leftrightarrow H_1: p_2 \neq p_1$$

则由中心极限定理可知

$$U = \frac{\bar{Y} - \bar{X} - (p_2 - p_1)}{\sqrt{\frac{p_1(1-p_1)}{n_1} + \frac{p_2(1-p_2)}{n_2}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), \text{ 当 } H_0 \text{ 成立时 } p_1 = p_2 = \hat{p}, \text{ 用合样本估计 } \hat{p},$$

$$\hat{p} = \frac{1}{n_1 + n_2} \left(\sum_{i=1}^{n_1} X_i + \sum_{j=1}^{n_2} Y_j \right)$$

$$\text{则有 } \tilde{U} = \frac{\bar{Y} - \bar{X}}{\sqrt{\hat{p}(1-\hat{p})}} \sqrt{\frac{mn}{m+n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), \text{ 故否定域为}$$

$$D = \{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : |\tilde{U}| > u_{\alpha/2}\}$$

$$n_1 = 1500, n_2 = 1800, \bar{X} = 0.2, \bar{Y} = 0.18, \hat{p} = 0.19$$

$$\tilde{U} = \left| \frac{0.18 - 0.2}{\sqrt{0.19 \times (1 - 0.19)}} \times \sqrt{\frac{1500 \times 1800}{1500 + 1800}} \right| = 1.45826 < u_{0.025} = 1.96$$

故接受 H_0 , 废品率相同.

27、设 X_1, \dots, X_m i.i.d. \sim Poisson 分布 $P(\lambda_1)$, Y_1, \dots, Y_n i.i.d. \sim Poisson 分布 $P(\lambda_2)$, 且样本 X_1, \dots, X_m 和 Y_1, \dots, Y_n 独立, 用大样本方法求下列检验问题 $H_0: \lambda_2 - \lambda_1 = 0 \leftrightarrow H_1: \lambda_2 - \lambda_1 \neq 0$, 检验水平 α 给定.

解:

$$T_1 = \sum_{i=1}^m X_i \sim P(m\lambda_1), T_2 = \sum_{j=1}^n Y_j \sim P(n\lambda_2)$$

由中心极限定理可知

$$T = \frac{T_2 - T_1 - (\lambda_2 - \lambda_1)}{\sqrt{m\lambda_1 + n\lambda_2}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$$

当 H_0 成立时, $\lambda_2 = \lambda_1 = \lambda_0$, λ_0 用合样本估计, $\lambda_0 = \frac{1}{m+n} \left(\sum_{i=1}^m X_i + \sum_{j=1}^n Y_j \right)$, 则

$$T' = \frac{T_2 - T_1 - (\lambda_2 - \lambda_1)}{\sqrt{\lambda_0(m+n)}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$$

故否定域为

$$D = \{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : |T'| > u_{\alpha/2}\}$$

28、 X_1, \dots, X_m i.i.d. $\sim b(1, p_1)$, Y_1, \dots, Y_n i.i.d. $\sim b(1, p_2)$, 两组样本独立, 用大样本方法求检验

$$H_0: p_2 - p_1 = p_0 \leftrightarrow H_1: p_2 - p_1 \neq p_0$$

检验水平 α 和 p_0 给定.

解:

由中心极限定理可知

$$U = \frac{\bar{Y} - \bar{X} - (p_2 - p_1)}{\sqrt{\frac{p_1(1-p_1)}{m} + \frac{p_2(1-p_2)}{n}}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1), \text{ 当 } H_0 \text{ 成立时 } p_2 - p_1 = p_0, \text{ 用合样本估计 } \hat{p}_1, \hat{p}_2,$$

$$\tilde{p}_1 = \frac{1}{m+n} \left(\sum_{i=1}^m X_i + \sum_{j=1}^n Y_j - np_0 \right), \hat{p}_2 = \frac{1}{m+n} \left(\sum_{i=1}^m X_i + \sum_{j=1}^n Y_j + np_0 \right)$$

则有 $\tilde{U} = \frac{\bar{Y} - \bar{X} - p_0}{\sqrt{\hat{p}_1(1-\hat{p}_1)/m + \hat{p}_2(1-\hat{p}_2)/n}} \xrightarrow{\mathcal{L}} N(0, 1)$, 故否定域为

$$D = \{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : |\tilde{U}| > u_{\alpha/2}\}$$

29、设 X_1, \dots, X_n i.i.d. $\sim N(\mu, \sigma^2)$, 其中 σ^2 已知, 求检验问题: $H_0: \mu = 0 \leftrightarrow H_1: \mu \neq 0$ 水平为 α 的似然比检验..

解:

似然函数为

$$f(\mathbf{x}, \mu) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2\right\}$$

参数空间为

$$\Theta = \{\mu: -\infty < \mu < +\infty\}$$

零假设 H_0 对应的 Θ 的子集为

$$\Theta_0: \{\mu: \mu = 0\}$$

在 Θ 上, μ 的极大似然估计为

$$\hat{\mu} = \bar{X};$$

在 Θ_0 上

$$\hat{\mu} = 0$$

故有

$$\begin{aligned} \sup_{\mu \in \Theta} f(\mathbf{x}, \mu) &= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2\right\} \\ \sup_{\mu \in \Theta_0} f(\mathbf{x}, \mu) &= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n X_i^2\right\} \end{aligned}$$

从而有

$$\begin{aligned} \lambda(\mathbf{x}) &= \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \left[\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 - \sum_{i=1}^n X_i^2\right]\right\} \\ &= \exp\left\{\frac{n\bar{X}^2}{2\sigma^2}\right\} = \exp\left\{\frac{1}{2} |T(\mathbf{X})|^2\right\} \end{aligned}$$

其中 $T(\mathbf{X}) = \frac{\sqrt{n}\bar{X}}{\sigma} \sim N(0, 1)$, $\lambda(\mathbf{x})$ 是 $|T(\mathbf{X})|$ 的严格增函数, 故检验的否定域为

$D = \{(X_1, \dots, X_n): \lambda(\mathbf{x}) > c\} = \{\mathbf{X}: |T| > c'\}$, 令 $P(|T| > c' | H_0) = \alpha$, 因此

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & |\sqrt{n}\bar{X}/\sigma| > u_{\alpha/2} \\ 0, & |\sqrt{n}\bar{X}/\sigma| \leq u_{\alpha/2} \end{cases}$$

是检验问题的一个水平为 α 的似然比检验.

30、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(\mu, \sigma^2)$, $-\infty < \mu < +\infty, \sigma^2 > 0$ 都是未知参数, 试求检验问题 $H_0: \sigma^2 \leq \sigma_0^2 \leftrightarrow H_1: \sigma^2 > \sigma_0^2$ 水平为 α 的似然比检验.

解:

令 $\theta = (\mu, \sigma^2)$, 则 θ 的似然函数为

$$f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2\right\}$$

参数空间为

$$\Theta = \{\boldsymbol{\theta} = (\mu, \sigma^2): -\infty < \mu < +\infty, \sigma^2 > 0\}$$

零假设 H_0 对应的 Θ 的子集为

$$\Theta_0 = \{\boldsymbol{\theta} = (\mu, \sigma^2): -\infty < \mu < +\infty, 0 < \sigma^2 \leq \sigma_0^2\}$$

故有

$$L_{\Theta}(\mathbf{x}) = \sup_{\boldsymbol{\theta} \in \Theta} f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) = \left(\frac{2\pi e}{n}\right)^{-n/2} \left(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{-n/2},$$

而

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{x}) = \sup_{\boldsymbol{\theta} \in \Theta_0} (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right\}$$

$$\text{记 } g(\sigma^2) = (\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right\},$$

$$\text{则 } g'(\sigma^2) = \left(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 - n\sigma^2\right) (\sigma^2)^{-\frac{n}{2}-2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right\},$$

记 $\hat{\sigma}^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 / n$, 当 $\sigma^2 \leq \hat{\sigma}^2$ 时, $g'(\sigma^2) > 0$, $g(\sigma^2)$ 关于 σ^2 单调增, 当 $\sigma^2 > \hat{\sigma}^2$ 时, $g'(\sigma^2) < 0$, 故 $g(\sigma^2)$ 关于 σ^2 单调减. 因此

(1) 当 $\sigma_0^2 < \hat{\sigma}^2$ 时, 若 H_0 成立, $g(\sigma^2)$ 在 $\sigma^2 = \sigma_0^2$ 处取得最大, 故有

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{x}) = (2\pi\sigma_0^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right\}$$

(2) 当 $\sigma_0^2 \geq \hat{\sigma}^2$ 时, 若 H_0 成立, $g(\sigma^2)$ 在 $\sigma^2 = \hat{\sigma}^2$ 处取得最大, 故有

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{x}) = \left(\frac{2\pi e}{n}\right)^{-\frac{n}{2}} \left(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{-\frac{n}{2}}$$

因此有

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{x}) = \begin{cases} (2\pi\sigma_0^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right\}, & \sigma_0^2 < \hat{\sigma}^2 \\ \left(\frac{2\pi e}{n}\right)^{-\frac{n}{2}} \left(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{-\frac{n}{2}}, & \sigma_0^2 \geq \hat{\sigma}^2 \end{cases}$$

故

$$\lambda(\mathbf{x}) = \begin{cases} \left(\frac{n}{e}\right)^{-\frac{n}{2}} \left[\frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right]^{-n/2} \exp\left\{\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right\}, & \sigma_0^2 < \hat{\sigma}^2 \\ 1, & \sigma_0^2 \geq \hat{\sigma}^2 \end{cases}$$

令 $\xi = T[\mathbf{X}] = \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$, $g(\xi) = \xi^{-\frac{n}{2}} e^{\xi/2}$, $g'(\xi) = (\xi - n) \frac{\xi^{-\frac{n}{2}-1}}{2} e^{\xi/2}$, 又 $\sigma_0^2 < \hat{\sigma}^2$ 时,

$\xi = T[\mathbf{X}] > n$, 故 $g'(\xi) > 0$, $g(\xi)$ 关于 ξ 递增, 故拒绝域为

$$\bar{D} = \{\mathbf{X}: \lambda(\mathbf{x}) > c\} = \{\mathbf{X}: T(\mathbf{X}) > c'\} = \left\{\mathbf{X}: \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 > c'\right\}, \text{ 又因为 } H_0$$

成立时 $\frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sim \chi_{n-1}^2$, 令 $P(T(\mathbf{X}) > c' | H_0) = \alpha$, 故 $c' = \chi_{n-1}^2(\alpha)$.

因此检验问题的水平为 α 的似然比检验为

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 0, & \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \leq \chi_{n-1}^2(\alpha) \\ 1, & \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 > \chi_{n-1}^2(\alpha) \end{cases}$$

31、设 X_1, \dots, X_m *i.i.d.* $\sim N(\mu_1, \sigma^2)$, Y_1, \dots, Y_n *i.i.d.* $\sim N(\mu_2, \sigma^2)$, 且样本 X_1, \dots, X_m , 和 Y_1, \dots, Y_n 独立, 求下列检验问题水平为 α 的似然比检验:

$$H_0: \mu_2 - \mu_1 = 0 \leftrightarrow H_1: \mu_2 - \mu_1 \neq 0.$$

解:

参数空间

$$\Theta = \{(\mu_1, \mu_2, \sigma^2): -\infty < \mu_1, \mu_2 < +\infty, \sigma^2 > 0\},$$

零假设 H_0 对应的 Θ 的子集为

$$\Theta_0 = \{(\mu_1, \mu_2, \sigma^2): -\infty < \mu_2 = \mu_1 < +\infty, \sigma^2 > 0\}$$

似然函数为

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = f(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{m+n}{2}} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

对数似然函数为

$$\ln L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = -\frac{m+n}{2} [\ln(2\pi) + \ln\sigma^2] - \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2}{2\sigma^2}$$

先求 $L_{\Theta}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta})$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta})}{\partial \sigma^2} = -\frac{m+n}{2\sigma^2} + \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2}{2\sigma^4} = 0$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta})}{\partial \mu_1} = \left(\sum_{i=1}^m x_i - m\mu_1 \right) / \sigma^2 = 0$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta})}{\partial \mu_2} = \left(\sum_{j=1}^n y_j - n\mu_2 \right) / \sigma^2 = 0$$

解得 $\hat{\sigma}^2 = \left(\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2 \right) / (m+n)$,

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^m x_i / m = \bar{X}, \mu_2 = \sum_{j=1}^n y_j / n = \bar{Y}.$$

故 $L_{\theta}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = \left(\frac{2\pi e}{m+n} \right)^{-\frac{m+n}{2}} \left(\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 \right)^{-\frac{m+n}{2}}$

H_0 成立时, 设 $\mu_1 = \mu_2 = \mu$ 对数似然函数为

$$\ln L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = -\frac{m+n}{2} [\ln(2\pi) + \ln \sigma^2] - \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \mu)^2}{2\sigma^2}$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta})}{\partial \sigma^2} = -\frac{m+n}{2\sigma^2} + \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \mu)^2}{2\sigma^4} = 0$$

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta})}{\partial \mu} = \frac{1}{2\sigma^2} \left[\sum_{i=1}^m x_i + \sum_{j=1}^n y_j - (m+n)\mu \right] = 0$$

解得 $\hat{\sigma}^2 = \left(\sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \mu)^2 \right) / (m+n)$, $\hat{\mu} = \frac{1}{m+n} \left(\sum_{i=1}^m x_i + \sum_{j=1}^n y_j \right)$

故 $L_{\theta_0}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = \left(\frac{2\pi e}{m+n} \right)^{-\frac{m+n}{2}} \left(\sum_{i=1}^m (x_i - \hat{\mu})^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{\mu})^2 \right)^{-\frac{m+n}{2}}$

则 $\lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left(\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \hat{\mu})^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \hat{\mu})^2}{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2} \right)^{\frac{m+n}{2}}$

$$= \left(\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 + m(\bar{x} - \hat{\mu})^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 + n(\bar{y} - \hat{\mu})^2}{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2} \right)^{\frac{m+n}{2}}$$

$$= \left(1 + \frac{m \left(\bar{x} - \frac{m\bar{x} + n\bar{y}}{m+n} \right)^2 + n \left(\bar{y} - \frac{m\bar{x} + n\bar{y}}{m+n} \right)^2}{(m+n-2)S_{\omega}^2} \right)^{\frac{m+n}{2}}, \left(S_{\omega}^2 = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}{m+n-2} \right)$$

$$= \left(1 + \frac{mn}{m+n} \cdot \frac{(\bar{x} - \bar{y})^2}{(m+n-2)S_{\omega}^2} \right)^{\frac{m+n}{2}} = \left(1 + \frac{T^2}{m+n-2} \right)^{\frac{m+n}{2}}, T = \sqrt{\frac{mn}{m+n} \frac{\bar{Y} - \bar{X}}{S_{\omega}^2}}$$

易知 $T \sim t_{m+n-2}$, 故 $P(|T| > c | H_0) = \alpha$, 故可得检验问题的水平为 α 的似然比检验

$$\lambda(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & |T| > t_{m+n-2}(\alpha/2) \\ 0, & |T| \leq t_{m+n-2}(\alpha/2) \end{cases}$$

32、设 X_1, \dots, X_m *i.i.d.* $\sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$, Y_1, \dots, Y_n *i.i.d.* $\sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$, 且 X_1, \dots, X_m 与 Y_1, \dots, Y_n 独立, 试求 $H: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 \leftrightarrow K: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$ 的似然比检验. (取检验水平为 α)

解:

似然比函数为

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} (\sigma_1^2)^{-\frac{m}{2}} (\sigma_2^2)^{-\frac{n}{2}} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} - \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2} \right\}$$

$$\ln L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = -\frac{m+n}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln \sigma_1^2 - \frac{n}{2} \ln \sigma_2^2 - \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} - \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}$$

参数空间为

$$\Theta = \{(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2): -\infty < \mu_1, \mu_2 < +\infty, \sigma_1^2 > 0, \sigma_2^2 > 0\}$$

零假设 H 对应的 Θ 的子集为

$$\Theta_0 = \{(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2): -\infty < \mu_1, \mu_2 < +\infty, \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2 > 0\}$$

计算可得

$$L_{\Theta}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = (2\pi e)^{-\frac{m+n}{2}} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 \right)^{-\frac{m}{2}} \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 \right)^{-\frac{n}{2}}$$

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = \left(\frac{2\pi e}{m+n} \right)^{-\frac{m+n}{2}} \left(\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 \right)^{-\frac{m+n}{2}}$$

从而有

$$\lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{m^{\frac{m}{2}} n^{\frac{n}{2}}}{(m+n)^{\frac{m+n}{2}}} \left(1 + \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2} \right)^{\frac{m}{2}} \left(1 + \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2}{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2} \right)^{\frac{n}{2}}$$

$$\text{令 } T = \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2}, g(t) = (1+t)^{\frac{m}{2}} \left(1 + \frac{1}{t}\right)^{\frac{n}{2}} = (1+t)^{\frac{m+n}{2}} t^{-\frac{n}{2}}$$

则 $g'(t) = (1+t)^{\frac{m+n}{2}-1} t^{-\frac{n}{2}-1} \left(\frac{m}{2}t - \frac{n}{2}\right)$, 当 $0 < t < \frac{n}{m}$ 时, $g(t)$ 是关于 t 的单减函数,

当 $\frac{n}{m} \leq t < \infty$ 时, $g(t)$ 是关于 t 的单减函数. 故接受域为 $\bar{D} = \{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) < c\}$

$\{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) < c'\} = \{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : k_1 < T < k_2\}$, 其中

$$\begin{cases} g(k_1) = g(k_2) = c' \\ P(k_1 < T < k_2 | H_0) = 1 - \alpha \end{cases}$$

$$\text{又 } H_0 \text{ 成立时, } \frac{m-1}{n-1} T = \frac{m-1}{n-1} \frac{\sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2} \sim F_{n-1, m-1}$$

故检验问题的水平为 α 的似然比检验为

$$\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} 1, \frac{m-1}{n-1} T < F_{n-1, m-1}(1-\alpha/2) \text{ 或 } \frac{m-1}{n-1} T > F_{n-1, m-1}(\alpha/2) \\ 0, F_{n-1, m-1}(1-\alpha/2) < \frac{m-1}{n-1} T < F_{n-1, m-1}(\alpha/2) \end{cases}$$

33、从 k 个具有同方差的正态总体中各取一容量为 n 的样本, 导出检验假设“所有平均数都为 0”水平为 α 的似然比检验, 证明此检验的似然比是 F 变量的严格单调增函数.

解:

设 $X_i \sim N(\mu_i, \sigma^2), i = 1, \dots, k$. 则样本为 $X_{ij}, i = 1, \dots, k, j = 1, \dots, n$.

$$f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{kn}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \mu_i)^2\right\}$$

参数空间为

$$\Theta = \{(\mu_1, \dots, \mu_k, \sigma^2) : -\infty < \mu_i < +\infty, i = 1, \dots, k, \sigma^2 > 0\}$$

零假设 H_0 对应的 Θ 的子集为

$$\Theta_0 = \{(\mu_1, \dots, \mu_k, \sigma^2) : \mu_1 = \dots = \mu_k = 0, \sigma^2 > 0\}$$

计算可得

$$L_{\theta}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) = \left(\frac{2\pi e}{kn}\right)^{-\frac{kn}{2}} \left(\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2\right)^{-\frac{kn}{2}}$$

$$L_{\theta_0}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) = \left(\frac{2\pi e}{kn}\right)^{-\frac{kn}{2}} \left(\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n x_{ij}^2\right)^{-\frac{kn}{2}}$$

从而有

$$\lambda(\mathbf{x}) = \left[\frac{\left(\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n x_{ij}^2\right)}{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x})^2} \right]^{\frac{kn}{2}}$$

令 $T[\mathbf{X}] = \left(\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n x_{ij}^2\right) / \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x})^2$, 则 $\lambda(\mathbf{x})$ 是关于 T 的增函数, 则接受域为

$\bar{D} = \{\mathbf{X}: \lambda(\mathbf{x}) < c\} = \{\mathbf{X}: T(\mathbf{X}) < c'\}$, 而 H_0 成立时, $\frac{kn-k}{kn} T \sim F_{kn, kn-k}$, 故此检验的似然比是 F 变量的严格单调增函数.

34、在题32的正态两样本情况下, 给定 $c > 0$, 找出 $H_0: \sigma_1^2 = c\sigma_2^2 \leftrightarrow H_0: \sigma_1^2 \neq c\sigma_2^2$ 的水平为 α 的似然比检验.

解:

似然比函数为

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} (\sigma_1^2)^{-\frac{m}{2}} (\sigma_2^2)^{-\frac{n}{2}} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} - \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2} \right\}$$

$$\ln L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = -\frac{m+n}{2} \ln(2\pi) - \frac{m}{2} \ln \sigma_1^2 - \frac{n}{2} \ln \sigma_2^2 - \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2} - \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}$$

参数空间为

$$\Theta = \{(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2): -\infty < \mu_1, \mu_2 < +\infty, \sigma_1^2 > 0, \sigma_2^2 > 0\}$$

零假设 H_0 对应的 Θ 的子集为

$$\Theta_0 = \{(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2): -\infty < \mu_1, \mu_2 < +\infty, \sigma_1^2 = c\sigma_2^2 = \sigma^2 > 0\}$$

计算可得

$$L_{\theta}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = (2\pi e)^{-\frac{m+n}{2}} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2\right)^{-\frac{m}{2}} \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2\right)^{-\frac{n}{2}}$$

$$L_{\theta_0}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\theta}) = \left(\frac{2\pi e}{m+n}\right)^{-\frac{m+n}{2}} c^{\frac{n}{2}} \left(\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2 + c \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2\right)^{-\frac{m+n}{2}}$$

从而有

$$\lambda(\mathbf{x}) = \frac{m^{\frac{m}{2}} n^{\frac{n}{2}}}{(m+n)^{\frac{m+n}{2}}} (1+T)^{\frac{m}{2}} \left(1 + \frac{1}{T}\right)^{\frac{n}{2}}, \text{其中 } T = c \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2}$$

则 $g'(t) = (1+t)^{\frac{m+n}{2}-1} t^{-\frac{n}{2}-1} \left(\frac{m}{2}t - \frac{n}{2}\right)$, 当 $0 < t < \frac{n}{m}$ 时, $g(t)$ 是关于 t 的单减函数,

当 $\frac{n}{m} \leq t < \infty$ 时, $g(t)$ 是关于 t 的单减函数. 故接受域为 $\bar{D} = \{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) < c\}$

$\{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) < c'\} = \{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) : k_1 < T < k_2\}$, 其中

$$\begin{cases} g(k_1) = g(k_2) = c' \\ P(k_1 < T < k_2 | H_0) = 1 - \alpha \end{cases}$$

又 H_0 成立时, $\frac{m-1}{n-1} T = \frac{m-1}{n-1} \frac{\sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2} \sim F_{n-1, m-1}$

故检验问题的水平为 α 的似然比检验为

$$\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} 1, & \frac{m-1}{n-1} T < F_{n-1, m-1}(1-\alpha/2) \text{ 或 } \frac{m-1}{n-1} T > F_{n-1, m-1}(\alpha/2) \\ 0, & F_{n-1, m-1}(1-\alpha/2) < \frac{m-1}{n-1} T < F_{n-1, m-1}(\alpha/2) \end{cases}$$

35、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* \sim 指数分布 $Exp(\lambda)$, 求 (1) $H_0: \lambda = \lambda_0 \leftrightarrow H_1: \lambda \neq \lambda_0$ 和 (2) $H_0: \lambda \leq \lambda_0 \leftrightarrow H_1: \lambda > \lambda_0$ 的水平为 α 的似然比检验.

解:

(1) 参数 λ 的似然函数为

$$L(\mathbf{x}, \lambda) = \begin{cases} \lambda^n \exp\{-\lambda n \bar{x}\}, & \text{当 } x_1, \dots, x_n > 0, \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

参数空间和 H_0 对应的参数空间的子集分别为 $\Theta = (0, \infty)$ 和 $\Theta_0 = \{\lambda: \lambda = \lambda_0\}$.

由于 λ 的极大似然估计为 $\hat{\lambda} = \bar{X}^{-1}$, 故有

$$L_{\Theta}(\mathbf{x}, \lambda) = \bar{X}^{-n} e^{-n},$$

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{x}, \lambda) = \lambda_0^n \exp\{-\lambda_0 n \bar{x}\}$$

记 $t = T(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i = n\bar{x}$, 则似然比为

$$\lambda(\mathbf{x}) = \frac{n^n}{\lambda_0^n e^n t^n} e^{\lambda_0 t}$$

令 $g(t) = t^{-n} e^{\lambda_0 t}$, 易见当 $t \rightarrow 0$ 和 $t \rightarrow \infty$ 时 $g(t) \rightarrow \infty$, $g(t)$ 的形状与图 5.3.1 类似. 因此

$$\lambda(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \text{当 } \lambda(\mathbf{x}) > c \\ 0, & \text{当 } \lambda(\mathbf{x}) \leq c \end{cases} = \begin{cases} 1, & \text{当 } t < k_1 \text{ 或 } t > k_2, \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

又当 H_0 成立时 $2\lambda_0 T(\mathbf{X}) \sim \chi_{2n}^2$, 故可得检验水平为 α 的似然比检验为

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \text{当 } t < \frac{1}{2\lambda_0} \chi_{2n}^2 \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \text{ 或 } t > \frac{1}{2\lambda_0} \chi_{2n}^2 \left(\frac{\alpha}{2}\right) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

(2)

$L_{\Theta}(\mathbf{x}, \lambda)$ 与上一问等同, 对于 $L_{\Theta_0}(\mathbf{x}, \lambda)$, 令 $g(t) = t^n \exp\{-tn\bar{x}\}$, $g'(t) = (1 - \bar{x}t)nt^{n-1}e^{-tn\bar{x}}$,

故当 $\lambda_0 < \bar{x}^{-1}$ 时, $L_{\Theta_0}(\mathbf{x}, \lambda) = \lambda_0^n \exp\{-\lambda_0 n\bar{x}\}$, $\lambda_0 \geq \bar{x}^{-1}$ 时, $L_{\Theta_0}(\mathbf{x}, \lambda) = L_{\Theta}(\mathbf{x}, \lambda)$, 故

$$\text{若记 } t = n\bar{x}, \lambda(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{n^n}{\lambda_0^n e^n t^n} e^{\lambda_0 t}, & \lambda_0 < \bar{x}^{-1} \\ 1, & \lambda_0 \geq \bar{x}^{-1} \end{cases}$$

令 $g(t) = t^{-n} e^{\lambda_0 t}$, 则 $g'(t) = (\lambda_0 t - n)t^{-n-1} e^{\lambda_0 t}$, 当 $\lambda_0 < \bar{x}^{-1}$, 即 $g'(t) < 0$, 故检验的否定域为

$D = (\mathbf{X}: \lambda(\mathbf{x}) > c) = (\mathbf{X}: T < c')$, 即 $P(T < c' | H_0) = \alpha$, 又 $2\lambda_0 n\bar{X} \sim \chi_{2n}^2$, 故

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & n\bar{X} < \frac{1}{2\lambda_0} \chi_{2n}^2(1 - \alpha) \\ 0, & n\bar{X} \geq \frac{1}{2\lambda_0} \chi_{2n}^2(1 - \alpha) \end{cases}$$

为此检验问题检验水平为 α 的似然比检验.

36、设 X_1, \dots, X_n 为取自下列指数分布总体的样本:

$$f(x, \mu) = \exp\{-(x - \mu)\}, x \geq \mu, -\infty < \mu < +\infty.$$

求检验问题 $H_0: \mu = \mu_0 \leftrightarrow H_1: \mu \neq \mu_0$ 的水平为 α 的似然比检验.

解:

似然函数为

$$L(\mathbf{x}, \mu) = \exp\left\{-\sum_{i=1}^n x_i + n\mu\right\}$$

参数空间为 $\Theta = \{\mu: -\infty < \mu < +\infty\}$, H_0 对应的 Θ 的子集为 $\Theta_0 = \{\mu: \mu = \mu_0\}$

易知 $X_{(1)}$ 为 μ 的MLE. 故

$$L_{\theta}(\mathbf{x}, \lambda) = \exp \left\{ - \sum_{i=1}^n x_i + n x_{(1)} \right\}$$

$$L_{\theta_0}(\mathbf{x}, \lambda) = \exp \left\{ - \sum_{i=1}^n x_i + n \mu_0 \right\}$$

由此可得

$$\lambda(\mathbf{x}) = \exp \{ n(x_{(1)} - \mu_0) \}$$

$\lambda(\mathbf{x})$ 是关于 $X_{(1)}$ 的增函数, 故否定域为 $D = \{ \mathbf{X} : \lambda(\mathbf{x}) > c \} = \{ \mathbf{X} : X_{(1)} > c' \}$

即 $P(X_{(1)} > c' | H_0) = \alpha$, 设 $T = X_{(1)}$, 则密度函数 $g(t) = n \exp \{ -n(t - \mu_0) \}$, 故

$$\int_{c'}^{+\infty} n \exp \{ -n(t - \mu_0) \} dt = \alpha, \text{ 则 } e^{-n(c' - \mu_0)} = \alpha, \text{ 解得 } c' = \mu_0 - \frac{\ln \alpha}{n}.$$

故检验问题的检验水平为 α 的似然比检验为

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & X_{(1)} > \mu_0 - \frac{\ln \alpha}{n} \\ 0, & X_{(1)} \leq \mu_0 - \frac{\ln \alpha}{n} \end{cases}$$

37、设 X_1, \dots, X_m 为从指数分布 $f(x, \theta_1) = \theta_1^{-1} \exp \{ -x/\theta_1 \}$ 抽取的简单样本, Y_1, \dots, Y_n 从指数分布 $f(x, \theta_2) = \theta_2^{-1} \exp \{ -x/\theta_2 \}$ 抽取的简单样本, 且两组样本独立, θ_1 和 θ_2 为未知参数. 求检验问题 $H_0: \theta_1 = \theta_2 \leftrightarrow H_1: \theta_1 \neq \theta_2$ 的似然比检验.

解:

联合似然函数为

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \theta_1, \theta_2) = \theta_1^{-m} \theta_2^{-n} \exp \left\{ - \sum_{i=1}^m x_i / \theta_1 - \sum_{j=1}^n y_j / \theta_2 \right\}$$

参数空间为

$$\Theta = \{ (\theta_1, \theta_2) : -\infty < \theta_1, \theta_2 < +\infty \}$$

零假设 H_0 对应的参数空间 Θ_0 的子集为

$$\Theta_0 = \{ (\theta_1, \theta_2) : -\infty < \theta_1 = \theta_2 = \theta < +\infty \}$$

计算可得

$$L_{\Theta}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \theta_1, \theta_2) = (\bar{x})^{-m} (\bar{y})^{-n} e^{-m-n}$$

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \theta_1, \theta_2) = \left(\frac{\sum_{i=1}^m x_i + \sum_{j=1}^n y_j}{m+n} \right)^{-m-n} e^{-m-n}$$

$$\text{故 } \lambda(\mathbf{x}) = \frac{1}{(m+n)^{m+n}} (1+T)^m \left(1 + \frac{1}{T}\right)^n, T = \frac{\sum_{j=1}^n Y_j}{\sum_{i=1}^m X_i}$$

令 $g(t) = (1+t)^m \left(1 + \frac{1}{t}\right)^n$, $g'(t) = (mt-n)(1+t)^{m+n-1} t^{-n-1}$, 即 $g(t)$ 先减后增,

故 $D = \{\mathbf{X}: \lambda(\mathbf{x}) > c\} = \{\mathbf{X}: T < k_1 \cup T > k_2\}$, 故 $P(T < k_1 \cup T > k_2 | H_0) = \alpha$,

$$\text{又因为 } H_0 \text{ 成立时, } T \frac{m}{n} = \frac{2\theta \sum_{j=1}^n Y_j}{2\theta \sum_{i=1}^m X_i} \cdot \frac{2m}{2n} \sim F_{2n, 2m}, \text{ 故}$$

$$k_1 = \frac{n}{m} F_{2n, 2m} \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right), k_2 = \frac{n}{m} F_{2n, 2m} \left(\frac{\alpha}{2}\right)$$

故检验问题的检验水平为 α 的似然比检验为

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, T < \frac{n}{m} F_{2n, 2m} \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \text{ 或 } T > \frac{n}{m} F_{2n, 2m} \left(\frac{\alpha}{2}\right) \\ 0, \text{其他} \end{cases}$$

38、设 $X_1, \dots, X_n \text{ i.i.d. } \sim B(1, p)$, 用大样本方法求检验问题 $H: p = p_0 \leftrightarrow K: p \neq p_0$ 的似然比检验 (取水平为 α) .

解:

$$\text{似然函数为 } L(\mathbf{x}, p) = p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n-\sum_{i=1}^n x_i}$$

参数空间为 $\Theta = \{p: p > 0\}$, 其维数为 1, 零假设对应的 Θ 的子空间为 $\Theta_0 = \{p: p = p_0\}$, 其维数为 0, 易知

$$L_{\Theta}(\mathbf{x}, p) = \bar{X}^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-\bar{X})^{n-\sum_{i=1}^n x_i}$$

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{x}, p) = p_0^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p_0)^{n-\sum_{i=1}^n x_i}$$

因此可得

$$\lambda(\mathbf{x}) = \left(\frac{\bar{X}}{p_0}\right)^{\sum_{i=1}^n x_i} \left(\frac{1-\bar{X}}{1-p_0}\right)^{n-\sum_{i=1}^n x_i}$$

$$\text{令 } Y(\mathbf{x}) = 2 \ln \lambda(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i (\ln \bar{X} - \ln p_0) + \left(n - \sum_{i=1}^n x_i\right) [\ln(1-\bar{X}) - \ln(1-p_0)]$$

故当零假设成立且 $n \rightarrow \infty$ 时

$$Y(\mathbf{x}) \xrightarrow{\mathcal{L}} \chi_1^2$$

故得到大样本检验有水平近似为 α 的否定域

$$D = \{\mathbf{X}: Y(\mathbf{x}) > \chi_1^2(\alpha)\}$$

39、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* 服从成功概率为 p 的几何分布, 用大样本方法检验问题 $H_0: p = p_0 \leftrightarrow H_1: p \neq p_0$ 的检验水平为 α 的似然比检验.

解:

$$\text{似然函数为 } L(\mathbf{x}, p) = p^n (1-p)^{\sum_{i=1}^n x_i - n}$$

参数空间为 $\Theta = \{p: p > 0\}$, 其维数为 1, 零假设对应的 Θ 的子空间为 $\Theta_0 = \{p: p = p_0\}$, 其维数为 0, 易知

$$L_{\Theta}(\mathbf{x}, p) = \bar{X}^n (1 - \bar{X})^{\sum_{i=1}^n x_i - n}$$

$$L_{\Theta_0}(\mathbf{x}, p) = p_0^n (1 - p_0)^{\sum_{i=1}^n x_i - n}$$

因此可得

$$\lambda(\mathbf{x}) = \left(\frac{\bar{X}}{p_0}\right)^n \left(\frac{1 - \bar{X}}{1 - p_0}\right)^{\sum_{i=1}^n x_i - n}$$

$$\ln Y(\mathbf{x}) = 2 \ln \lambda(\mathbf{x}) = n(\ln \bar{X} - \ln p_0) + \left(\sum_{i=1}^n x_i - n\right) [\ln(1 - \bar{X}) - \ln(1 - p_0)]$$

故当零假设成立且 $n \rightarrow \infty$ 时

$$Y(\mathbf{x}) \xrightarrow{\mathcal{L}} \chi_1^2$$

故得到大样本检验有水平近似为 α 的否定域

$$D = \{\mathbf{X}: Y(\mathbf{x}) > \chi_1^2(\alpha)\}$$

40、设 $0 < \alpha < 1$, φ 是检验问题 $H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow K: \theta = \theta_1$ 的水平为 α 的 *UMPT*, 且假定 $\beta = E_K[\varphi(X)] < 1$, 则 $1 - \varphi$ 是检验问题 K 对 H 的水平为 $1 - \beta$ 的 *UMPT*.

解:

φ 是检验问题 $H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow K: \theta = \theta_1$ 的水平为 α 的 *UMPT*, 则 $\exists c \geq 0, 0 \leq r \leq 1$, 使

(i)

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & f(\mathbf{x}, \theta_1)/f(\mathbf{x}, \theta_0) > c, \\ r, & f(\mathbf{x}, \theta_1)/f(\mathbf{x}, \theta_0) = c, \\ 0, & f(\mathbf{x}, \theta_1)/f(\mathbf{x}, \theta_0) < c. \end{cases}$$

(ii)

$$E_{\theta_0}[\varphi(X)] = \alpha$$

下证明 $c \neq 0$, 利用反证法

设 $R^+ = \{x: f(\mathbf{x}, \theta_1)/f(\mathbf{x}, \theta_0) > c\} = \{x: f(\mathbf{x}, \theta_1) > c\}$, 因此

$$\begin{aligned} E_{\theta_1}[\phi(X)] &= \int_{R^+} \phi(x) f(x, \theta_1) dx = \int_{R^+} \phi(x) f(x, \theta_1) dx \\ &= \int_{R^+} f(x, \theta_1) dx = \int_{R^+} f(x, \theta_1) dx = 1. \end{aligned}$$

与 $E_{\theta_1}[\phi(X)] < 1$ 相矛盾, 故 $c \neq 0, c > 0$, 故 $1/c \in (0, +\infty)$.

则对于检验问题 K 对 H , 有 $c' = 1/c, r' = 1 - r$

$$\varphi'(\mathbf{x}) = 1 - \varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & f(\mathbf{x}, \theta_0)/f(\mathbf{x}, \theta_1) > c' \\ r', & f(\mathbf{x}, \theta_0)/f(\mathbf{x}, \theta_1) = c' \\ 0, & f(\mathbf{x}, \theta_0)/f(\mathbf{x}, \theta_1) < c' \end{cases}$$

且

$$E_{\theta_1}[1 - \varphi(X)] = 1 - \beta$$

故 $1 - \varphi$ 是检验问题 K 对 H 的水平为 $1 - \beta$ 的 *UMPT*

41、设 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ 为自总体分布族 $\{f(x, \theta), \theta \in \Theta\}$ 中抽取的随机样本, 且 $T = T(X_1, \dots, X_n)$ 为 θ 的充分统计量, 则由 *NP* 引理确定的检验函数 $\varphi(\mathbf{x})$ 为充分统计量 T 的函数.

解:

利用因子分解定理, $T(\mathbf{X})$ 为充分统计量故

$$f(\mathbf{x}, \theta) = g(t(\mathbf{x}), \theta)h(\mathbf{x})$$

对于检验问题 $H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta = \theta_1$, 有

$$f(\mathbf{x}, \theta_0) = g(t(\mathbf{x}), \theta_0)h(\mathbf{x})$$

$$f(\mathbf{x}, \theta_1) = g(t(\mathbf{x}), \theta_1)h(\mathbf{x})$$

故有

$$f(\mathbf{x}, \theta_1)/f(\mathbf{x}, \theta_0) = g(t(\mathbf{x}), \theta_1)/g(t(\mathbf{x}), \theta_0)$$

故检验函数

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & g(t(\mathbf{x}), \theta_1)/g(t(\mathbf{x}), \theta_0) > c, \\ r, & g(t(\mathbf{x}), \theta_1)/g(t(\mathbf{x}), \theta_0) = c, \\ 0, & g(t(\mathbf{x}), \theta_1)/g(t(\mathbf{x}), \theta_0) < c. \end{cases}$$

检验函数 $\varphi(\mathbf{x})$ 为充分统计量 T 的函数.

42、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* 服从均匀分布 $U(0, \theta)$, 试求

(1) 检验问题 $H_0: \theta = 1 \leftrightarrow H_1: \theta = 2$ 检验水平为 α 的 *UMPT*;

(2) 检验问题 $H'_0: \theta = 1 \leftrightarrow H'_1: \theta = 1/2$ 检验水平为 α 的 *UMPT*.

解:

(1) 服从均匀分布的样本 \mathbf{X} 的密度函数和似然比分别为

$$f(\mathbf{x}, \theta) = \frac{1}{\theta^n} I_{(0, \theta)}(x_{(n)}),$$

$$\lambda(\mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x}, \theta_1)}{f(\mathbf{x}, \theta_0)} = \begin{cases} \frac{1}{2^n}, & 0 < x_{(n)} < 1, \\ \infty, & x_{(n)} \geq 1. \end{cases}$$

$\lambda(\mathbf{x})$ 关于 $T(\mathbf{x}) = x_{(n)}$ 非降, 故由 *NP* 引理, 可知水平为 α 的 *UMPT* 函数有形式

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & x_{(n)} > c, \\ 0, & x_{(n)} \leq c. \end{cases}$$

$T = X_{(n)}$ 的密度函数为

$$g_\theta(t) = \frac{nt^{n-1}}{\theta^n} I_{(0, \theta)}(t).$$

故当 H_0 成立时, $g(t) = nt^{n-1} I_{(0, 1)}(t)$, 故有

$$E_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \int_0^\infty \varphi(t) g(t) dt = \int_c^1 nt^{n-1} dt = 1 - c^n = \alpha$$

故得 $c = \sqrt[n]{1 - \alpha}$, 因此

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & x_{(n)} > \sqrt[n]{1 - \alpha}, \\ 0, & x_{(n)} \leq \sqrt[n]{1 - \alpha}. \end{cases}$$

为一个水平为 α 的 *UMPT*.

(2) 与(1)类似求出似然比为

$$\lambda(\mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x}, \theta_1)}{f(\mathbf{x}, \theta_0)} = \begin{cases} 2^n, & 0 < x_{(n)} < 1/2, \\ 0, & x_{(n)} \geq 1/2. \end{cases}$$

$\lambda(\mathbf{x})$ 关于 $T(\mathbf{x}) = x_{(n)}$ 非增, 故由NP引理, 可知水平为 α 的UMPT函数有形式

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & x_{(n)} < c, \\ 0, & x_{(n)} \geq c. \end{cases}$$

$T = X_{(n)}$ 的密度函数为

$$g_\theta(t) = \frac{nt^{n-1}}{\theta^n} I_{(0, \theta)}(t).$$

故当 H_0' 成立时, $g(t) = nt^{n-1} I_{(0, 1)}(t)$, 故有

$$E_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \int_0^\infty \varphi(t)g(t)dt = \int_0^c nt^{n-1}dt = c^n = \alpha$$

故得 $c = \sqrt[n]{\alpha}$, 因此

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & x_{(n)} < \sqrt[n]{\alpha}, \\ 0, & x_{(n)} \geq \sqrt[n]{\alpha}. \end{cases}$$

为一个水平为 α 的UMPT.

43、设 X_1, \dots, X_n i.i.d. $\sim N(\mu, 1)$, 对水平 α , 试求检验问题 $H_0: \mu \geq \mu_0 \leftrightarrow H_1: \mu < \mu_0$ 的UMPT, 其中 μ_0 和 α 给定.

解:

正态分布为指数族分布, 样本密度为

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}, \mu) &= (2\pi)^{-\frac{n}{2}} \exp\{-n\mu^2/2\} \exp\{n\mu\bar{x}\} \exp\left\{-\sum_{i=1}^n x_i^2/2\right\} \\ &= c(\mu) \exp\{Q(\mu)T(\mathbf{x})\} h(\mathbf{x}), \end{aligned}$$

其中 $c(\mu) = (2\pi)^{-n/2} \exp\{-n\mu^2/2\}$, $h(\mathbf{x}) = \exp\left\{-\sum_{i=1}^n x_i^2/2\right\}$, $T(\mathbf{x}) = \bar{x}$, $Q(\mu) = n\mu$

为 μ 的严格增函数, 由定理5.4.3可知水平为 α 的UMPT由下式给出:

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{x}) < c, \\ 0, & T(\mathbf{x}) \geq c. \end{cases}$$

由于 $T(\mathbf{X}) = \bar{X} \sim N(\mu, 1/n)$, 故 $\sqrt{n}(\bar{X} - \mu) \sim N(0, 1)$, 令

$$\alpha = E_{\mu_0}[\varphi(\mathbf{X})] = P_{\mu_0}(T(\mathbf{X}) < c) = P_{\mu_0}(\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0) < \sqrt{n}(c - \mu_0)).$$

可知 $\sqrt{n}(c - \mu_0) = u_{1-\alpha}$, 即 $c = \mu_0 + u_{1-\alpha}/\sqrt{n}$. 故水平为 α 的 *UMPT* 为

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \bar{x} < \mu_0 + u_{1-\alpha}/\sqrt{n} \\ 0, & \bar{x} \geq \mu_0 + u_{1-\alpha}/\sqrt{n} \end{cases}$$

44、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* \sim *Poisson* 分布 $P(\lambda)$, 对水平 α , 试求检验问题 $H_0: \lambda \geq \lambda_0 \leftrightarrow H_1: \lambda < \lambda_0$ 的 *UMPT*, 其中 λ_0 和 α 给定.

解:

泊松分布为指数族. 样本 \mathbf{X} 的密度函数为

$$f(\mathbf{x}, \lambda) = \frac{\lambda^{T(\mathbf{x})} e^{-n\lambda}}{\prod_{i=1}^n x_i!} = c(\lambda) \exp\{Q(\lambda)T(\mathbf{x})\}h(\mathbf{x}),$$

其中 $c(\lambda) = e^{-n\lambda}$, $T(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i$, $h(\mathbf{x}) = 1/\prod_{i=1}^n x_i!$, $Q(\lambda) = \log \lambda$ 为 λ 的严格增函数, 故

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{x}) < c, \\ r, & T(\mathbf{x}) = c, \\ 0, & T(\mathbf{x}) > c. \end{cases}$$

因为 $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n x_i \sim P(n\lambda)$, c 由下列不等式确定

$$\alpha_1 = \sum_{k=0}^{c-1} \frac{(n\lambda_0)^k e^{-n\lambda_0}}{k!} \leq \alpha \leq \sum_{k=0}^c \frac{(n\lambda_0)^k e^{-n\lambda_0}}{k!}$$

取 r 为

$$r = \frac{(\alpha - \alpha_1)c!}{(n\lambda_0)^c e^{-n\lambda_0}}$$

则必有

$$E_{\lambda_0}[\varphi(\mathbf{X})] = P_{\lambda_0}(T(\mathbf{X}) < c) + r \cdot P_{\lambda_0}(T(\mathbf{X}) = c) = \alpha$$

故上述检验 $\varphi(\mathbf{x})$ 为水平为 α 的 *UMPT*.

45、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(0, \sigma^2)$, 对水平 α , 试求检验问题 $H_0: \sigma^2 \leq \sigma_0^2 \leftrightarrow H_1: \sigma^2 > \sigma_0^2$ 的 *UMPT*, 其中 σ_0^2 和 α 给定.

解:

正态分布为指数族分布, 样本密度为

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}, \sigma^2) &= (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i^2\right\} \\ &= c(\sigma^2) \exp\{Q(\sigma^2)T(\mathbf{x})\}h(\mathbf{x}) \end{aligned}$$

其中 $c(\sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-n/2}$, $T(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i^2$, $h(\mathbf{x}) \equiv 1$, $Q(\sigma^2) = -1/2\sigma^2$ 为 σ^2 的严格增函数, 由定理 5.4.2 可知水平为 α 的 *UMPT* 为

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{x}) < c, \\ 0, & T(\mathbf{x}) \geq c. \end{cases}$$

由于 $T(\mathbf{X})/\sigma^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2/\sigma^2 \sim \chi_n^2$, 令

$$\alpha = E_{\sigma_0^2}[\varphi(\mathbf{X})] = P_{\sigma_0^2}[T(\mathbf{X}) > c] = P_{\sigma_0^2}\left[\sum_{i=1}^n x_i^2/\sigma_0^2 > c/\sigma_0^2\right]$$

故可知 $c/\sigma_0^2 = \chi_n^2(\alpha)$, 故 $c = \chi_n^2(\alpha)\sigma_0^2$, 故水平为 α 的 *UMPT* 为

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^n x_i^2 > \chi_n^2(\alpha)\sigma_0^2, \\ 0, & \sum_{i=1}^n x_i^2 \leq \chi_n^2(\alpha)\sigma_0^2. \end{cases}$$

46、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim b(1, p)$, 对水平 α , 试求检验问题 $H_0: p \geq 1/2 \leftrightarrow H_1: p < 1/2$ 的 *UMPT*, 其中 α 给定.

解:

二项分布族为指数族, 故概率分布为

$$f(\mathbf{x}, p) = p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n-\sum_{i=1}^n x_i} = c(p) \exp\{Q(p)T(\mathbf{x})\}h(\mathbf{x})$$

其中 $c(p) = (1-p)^n$, $T(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i$, $h(\mathbf{x}) \equiv 1$, $Q(p) = \ln(p/1-p)$ 为 p 的严格单增函数,

故由定理 5.4.2 可知

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{x}) < c, \\ r, & T(\mathbf{x}) = c, \\ 0, & T(\mathbf{x}) > c. \end{cases}$$

已知 $T(\mathbf{X}) \sim b(n, p)$, 故 c 由下列不等式决定

$$\alpha_1 = \sum_{k=c+1}^n \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} \leq \alpha \leq \sum_{k=c}^n \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k}$$

取 r 为

$$r = \frac{\alpha - \alpha_1}{\binom{n}{c} p^c (1-p)^{n-c}}.$$

则必有

$$E_{p_0}[\varphi(\mathbf{X})] = P_{p_0}(T(\mathbf{X}) < c) + r \cdot P_{p_0}(T(\mathbf{X}) = c) = \alpha$$

由此得到上述检验 $\varphi(\mathbf{x})$ 为水平为 α 的UMPT.

47、设 k 为已知的自然数.为检验一事件的概率 $p \leq p_0$ 是否成立,将试验独立地重复下去,直到该事件发生 k 次为止.以 X 记到那时为止的试验次数.

(1)证明 X 的分布为

$$P(X = x) = \binom{x-1}{k-1} p^k (1-p)^{x-k}, \quad x = k, k+1, \dots;$$

(2)求 $H_0: p \leq p_0 \leftrightarrow H_1: p > p_0$ 水平为 α 的UMPT,其中 p_0 和 α 给定.

解:

(1)可以理解为前 $x-1$ 次试验服从二项分布发生了 $k-1$ 次,第 x 次发生则

$$P(X = x) = \binom{x-1}{k-1} p^k (1-p)^{x-k}, \quad x = k, k+1, \dots;$$

(2)负二项分布为指数族分布,故概率密度为

$$f(\mathbf{x}, p) = \prod_{i=1}^n \binom{x_i-1}{k-1} p^k (1-p)^{x_i-k} = c(p) \exp\{Q(p)T(\mathbf{x})\} h(\mathbf{x})$$

其中 $c(p) = p^{nk} (1-p)^{-nk}$, $T(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i$, $h(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n \binom{x_i}{k}$, $Q(p) = \ln(1-p)$ 是 p 的严格减函数,故

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{x}) < c, \\ r, & T(\mathbf{x}) = c, \\ 0, & T(\mathbf{x}) > c. \end{cases}$$

记(1)中分布为Pascal(k),则 $\sum_{i=1}^n x_i \sim \text{Pascal}(nk)$,故 c 可由下式给定,

$$\alpha_1 = \sum_{i=nk}^{c-1} \binom{i-1}{nk-1} p^{nk} (1-p)^{i-nk} \leq \alpha \leq \sum_{i=nk}^c \binom{i-1}{nk-1} p^{nk} (1-p)^{i-nk}$$

取 r 为

$$r = \frac{\alpha - \alpha_1}{\binom{c-1}{nk-1} p^{nk} (1-p)^{c-nk}}.$$

则必有

$$E_{p_0}[\varphi(\mathbf{X})] = P_{p_0}(T(\mathbf{X}) < c) + r \cdot P_{p_0}(T(\mathbf{X}) = c) = \alpha$$

由此得到上述检验 $\varphi(\mathbf{x})$ 为水平为 α 的UMPT.

48、设 X_1, \dots, X_n 为自指数分布总体 $Exp(\lambda)$ 中抽取的随机样本, $\lambda > 0$ 为未知参数.

求 $H_0: \lambda \geq \lambda_0 \leftrightarrow H_1: \lambda < \lambda_0$ 的水平为 α 的UMPT, 其中 λ_0 和 α 给定.

解:

指数分布为指数族分布, 故联合密度函数为

$$f(\mathbf{x}, \lambda) = \lambda^n \exp\left\{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i\right\} I_{(0, \infty)}(x_{(1)}) = c(\lambda) \exp\{Q(\lambda)T(\mathbf{x})\} h(\mathbf{x})$$

其中 $c(\lambda) = \lambda^n, T(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i, h(\mathbf{x}) \equiv I_{(0, \infty)}(x_{(1)}), Q(\lambda) = -\lambda$ 是 λ 的严格单调减函数, 故

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{x}) > c, \\ 0, & T(\mathbf{x}) \leq c. \end{cases}$$

其中 $2\lambda \sum_{i=1}^n x_i \sim \chi_{2n}^2$, 故

$$\alpha = E_{\lambda_0}[\varphi(\mathbf{X})] = P_{\lambda_0}(T(\mathbf{X}) > c) = P_{\lambda_0}(2\lambda_0 T(\mathbf{X}) > 2\lambda_0 c)$$

故 $2\lambda_0 c = \chi_{2n}^2(\alpha), c = \chi_{2n}^2(\alpha)/2\lambda_0$, 故

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{x}) > \chi_{2n}^2(\alpha)/2\lambda_0, \\ 0, & T(\mathbf{x}) \leq \chi_{2n}^2(\alpha)/2\lambda_0. \end{cases}$$

故上述检验 $\varphi(\mathbf{x})$ 为水平为 α 的UMPT.

49、设 X_1, \dots, X_n 表示受试的 n 个元件寿命, 他们皆服从指数分布 $Exp(\lambda)$. 而实际上只试验到有 r 个失效时即停止. 这 r 个寿命从小到大排列为 $X_{(1)} \leq \dots \leq X_{(r)}$. 试求 $H_0: \lambda \leq \lambda_0$

$\leftrightarrow H_1: \lambda > \lambda_0$ 的基于 $X_{(1)} \dots X_{(r)}$ 水平为 α 的UMPT (提示: 由例3.3.5可证 $T = \sum_{i=1}^r x_{(i)} + (n-r)X_{(r)}$ 为充分统计量, 且 $2\lambda T \sim \chi_{2r}^2$).

解:

由例3.3.5可知, 令 $t_i = X_{(i)}, X_{(1)} \dots X_{(r)}$ 的联合密度函数为

$$f(\mathbf{t}, \lambda) = \frac{n!}{(n-r)!} \lambda^r \exp \left\{ -\lambda \left(\sum_{i=1}^r t_i + (n-r)t_r \right) \right\} I_{(0, \infty)}(t_1) \\ = c(\lambda) \exp \{ Q(\lambda) T(\mathbf{t}) \} h(\mathbf{t})$$

其中 $c(\lambda) = \frac{n!}{(n-r)!} \lambda^r$, $T(\mathbf{t}) = \sum_{i=1}^r t_i + (n-r)t_r$, $h(\mathbf{t}) \equiv I_{(0, \infty)}(t_1)$, $Q(\lambda) = -\lambda$ 是 λ 的严格单调减函数, 故

$$\varphi(\mathbf{t}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{t}) < c, \\ 0, & T(\mathbf{t}) \geq c. \end{cases}$$

由习题 2.26 可知 $2\lambda T \sim \chi_{2r}^2$, 故

$$\alpha = E_{\lambda_0}[\varphi(\mathbf{T})] = P_{\lambda_0}(T(\mathbf{T}) < c) = P_{\lambda_0}(2\lambda_0 T(\mathbf{T}) < 2\lambda_0 c)$$

解得 $2\lambda_0 c = \chi_{2r}^2(1-\alpha)$, $c = \chi_{2r}^2(1-\alpha)/2\lambda_0$

$$\varphi(\mathbf{t}) = \begin{cases} 1, & T(\mathbf{t}) < \chi_{2r}^2(1-\alpha)/2\lambda_0, \\ 0, & T(\mathbf{t}) \geq \chi_{2r}^2(1-\alpha)/2\lambda_0. \end{cases}$$

故上述检验 $\varphi(\mathbf{t})$ 为水平为 α 的 *UMPT*.

50、设 $\varphi(\mathbf{x})$ 为一检验函数, 而 $T = T(\mathbf{x})$ 为充分统计量. 证明 $E_\theta[\varphi(\mathbf{X})|T]$ 也是检验函数, 且其功效函数与 φ 同. 这个结果说明了什么问题? (提示: 由充分性知 $E_\theta[\varphi(\mathbf{X})|T]$ 与 θ 无关, 再由 φ 是检验函数, 证明 $E_\theta[\varphi(\mathbf{X})|T]$ 也是检验函数.)

解:

记 $h(T) = E_\theta[\varphi(\mathbf{X})|T]$, 由于 T 是充分统计量, 故给定 T 时, X 的条件分布与 θ 无关, 所以 $h(T)$ 与 θ 无关, 由于 φ 是检验函数, 故 $\varphi(\mathbf{x})$ 取值于 $[0, 1]$, 故 $h(T)$ 也取值于 $[0, 1]$, 故 $E_\theta[\varphi(\mathbf{X})|T]$ 也是检验函数, 又功效函数

$\beta_\theta(h(T)) = E_\theta[h(T)] = E_\theta\{E_\theta[\varphi(\mathbf{X})|T]\} = E_\theta[\varphi(\mathbf{X})] = \beta_\theta[\varphi(\mathbf{X})]$, 故 $h(T)$ 的功效函数与 φ 相同, 这个结果说明欲找 *UMPT*, 只需在关于 T 的函数中寻找.

51、设 X_1, \dots, X_m *i.i.d.* $\sim N(a, 1)$, Y_1, \dots, Y_n *i.i.d.* $\sim N(b, 1)$, 且样本 X_1, \dots, X_m 和 Y_1, \dots, Y_n 独立, 证明 $H_0: b \leq a \leftrightarrow H_1: b > a$ 水平为 α 的 *UMPT* 存在, 否定域为 $\bar{Y} - \bar{X} > c$ (提示: 利用上题结果)

解:

先考虑以下假设 $H_0': a = b = \mu = \frac{ma_1 + nb_1}{m+n} \leftrightarrow H_1': a = a_1, b = b_1$ ($b_1 > a_1$)

$$\begin{aligned}
 f_0(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \mu)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - \mu)^2}{2} \right\} \\
 &= (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^m x_i^2 - 2\mu \sum_{i=1}^m x_i + m\mu^2 + \sum_{j=1}^n y_j^2 - 2\mu \sum_{j=1}^n y_j + n\mu^2}{2} \right\} \\
 f_1(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^m (x_i - a_1)^2 + \sum_{j=1}^n (y_j - b_1)^2}{2} \right\} \\
 &= (2\pi)^{-\frac{m+n}{2}} \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^m x_i^2 - 2a_1 \sum_{i=1}^m x_i + ma_1^2 + \sum_{j=1}^n y_j^2 - 2b_1 \sum_{j=1}^n y_j + nb_1^2}{2} \right\}
 \end{aligned}$$

故似然比可表示为

$$\begin{aligned}
 \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= \exp \left\{ \frac{2(a_1 - \mu) \sum_{i=1}^m x_i + m(\mu^2 - a_1^2) + 2(b_1 - \mu) \sum_{j=1}^n y_j + n(\mu^2 - b_1^2)}{2} \right\} \\
 &= \exp \left\{ \frac{mn(b_1 - a_1)}{m+n} (\bar{y} - \bar{x}) - \frac{mn}{m+n} (b_1 - a_1)^2 \right\}
 \end{aligned}$$

故检验函数为

$$\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} 1, \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) > c \\ 0, \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \leq c \end{cases} = \begin{cases} 1, \bar{Y} - \bar{X} > c' \\ 0, \bar{Y} - \bar{X} \leq c' \end{cases}$$

为上述检验问题的检验函数, 由于 $\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 与 a_1, b_1 无关, 故上述检验函数也是

$H'_0: a = b \leftrightarrow H'_1: b > a$ 的水平为 α 的 UMPT, 由于 \bar{X} 和 \bar{Y} 是充分统计量,

利用上题的结论欲求 $H_0: b \leq a \leftrightarrow H_1: b > a$ 的检验函数, 只 H_0 条件下 $\beta_\varphi(a, b)$ 关于 $b - a$

$$\begin{aligned}
 \text{递增, } \beta_\varphi(a, b) &= P(\bar{Y} - \bar{X} > c') = P\left(\frac{\bar{Y} - \bar{X} - (b - a)}{\sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} > \frac{c' - (b - a)}{\sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} \right) \\
 &= 1 - \Phi\left(\frac{c' - (b - a)}{\sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} \right), \text{ 故 } \beta_\varphi(a, b) \text{ 关于 } b - a \text{ 递增. } b - a = 0 \text{ 时, } \sup_{b \leq a} \beta_\varphi(a, b) = \alpha,
 \end{aligned}$$

解得 $c = u_\alpha \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}$, 故题中检验问题的检验水平为 α 的检验函数为

$$\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} 1, & \bar{Y} - \bar{X} > u_\alpha \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} \\ 0, & \bar{Y} - \bar{X} \leq u_\alpha \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} \end{cases}$$

52、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* \sim 均匀分布 $U(0, \theta)$, 对水平 α , 试求检验问题 $H_0: \theta \leq \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta > \theta_0$ 的 *UMPT*, 且求出该 *UMPT* 的功效函数.

解:

由例 5.4.3 可知 $H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta > \theta_0$ 的水平为 α 的 *UMPT* 为

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & x_{(n)} > \theta_0 \sqrt[n]{1-\alpha} \\ 0, & x_{(n)} \leq \theta_0 \sqrt[n]{1-\alpha} \end{cases}$$

则功效函数 $\beta_\theta[\varphi(\mathbf{x})] = P(X_{(n)} > c) = \int_c^\theta \frac{nt^{n-1}}{\theta^n} dt = 1 - \frac{c^n}{\theta^n}$ 是 θ 的单调增函数,

故 $\sup_{\theta \leq \theta_0} \beta_\theta[\varphi(\mathbf{x})] = \beta_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{x})]$, 故上述检验函数也是题中所求的检验函数.

53、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* \sim 均匀分布 $U(\theta, 2\theta)$, $\theta > 0$, 指定 $\theta_0 > 0$, 问 $H_0: \theta \leq \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta > \theta_0$ 水平为 α 的 *UMPT* 是否存在? 此处 θ_0 和 α 给定.

解:

先考虑以下假设

$$H'_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H'_1: \theta = \theta_1, \theta_1 > \theta_0.$$

似然函数分别为

$$f(\mathbf{x}, \theta_0) = \frac{1}{\theta_0^n} I_{(\theta_0 < x_{(1)} < x_{(n)} < 2\theta_0)}$$

$$f(\mathbf{x}, \theta_1) = \frac{1}{\theta_1^n} I_{(\theta_1 < x_{(1)} < x_{(n)} < 2\theta_1)}$$

似然比为

$$\lambda(\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{\theta_0^n}{\theta_1^n}, & \theta_1 < x_{(1)} < x_{(n)} < 2\theta_0, \\ 0, & \theta_0 < x_{(1)} < x_{(n)} < \theta_1 \text{ 或 } \theta_0 < x_{(1)} < \theta_1 < x_{(n)} < 2\theta_0 \\ \infty, & \text{其他.} \end{cases}$$

是随机化检验, 故 *UMPT* 有以下形式

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \lambda(\mathbf{x}) > \theta_0^n / \theta_1^n, \\ r, & \lambda(\mathbf{x}) = \theta_0^n / \theta_1^n. \\ 0, & \lambda(\mathbf{x}) < \theta_0^n / \theta_1^n \end{cases}$$

$(T, Y) = (X_{(1)}, X_{(n)})$ 的密度函数为

$$g_{\theta}(t, y) = n(n-1) \frac{(y-t)^{n-2}}{\theta^n} I_{(\theta < t < y < 2\theta)}$$

当 H_0 成立时, 有

$$E_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = r \int_{\theta_1}^{2\theta_0} \int_{\theta_1}^y n(n-1) \frac{(y-t)^{n-2}}{\theta_0^n} dt dy = r \left(2 - \frac{\theta_1}{\theta_0}\right)^n$$

又因为 $\beta(\theta)$ 与 θ_1 无关, 故它不是

$$H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta > \theta_0$$

的水平为 α 的 *UMPT*. 故题中所求的 *UMPT* 不存在.

54、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* 服从下列分布: $f(x) = e^{-(x-\theta)} I_{(\theta, \infty)}(x)$, 试求检验问题 $H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta \neq \theta_0$ 水平为 α 的 *UMPT*.

解:

先考虑以下假设

$$H'_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H'_1: \theta = \theta_1, \theta_1 > \theta_0.$$

\mathbf{X} 的密度函数和似然比为

$$f(\mathbf{x}, \theta_1) = e^{-\sum_{i=1}^n x_i + n\theta_1} I_{(\theta_1, \infty)}(x_{(1)}), f(\mathbf{x}, \theta_0) = e^{-\sum_{i=1}^n x_i + n\theta_0} I_{(\theta_0, \infty)}(x_{(1)})$$

$$\lambda(\mathbf{x}) = \begin{cases} e^{n(\theta_1 - \theta_0)}, & \infty > x_{(1)} > \theta_1, \\ 0, & \theta_1 \geq x_{(1)} > \theta_0. \\ \infty, & \theta_0 \geq x_{(1)}. \end{cases}$$

则 *UMPT* 有如下形式

对于假设 $H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta = \theta_1, \theta_1 < \theta_0$, 有

$$\lambda(\mathbf{x}) = \begin{cases} e^{n(\theta_1 - \theta_0)}, & x_{(1)} > \theta_0 \\ \infty, & x_{(1)} \leq \theta_0 \end{cases}$$

则 *UMPT* 有如下形式

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \lambda(\mathbf{x}) > c, \\ 0, & \lambda(\mathbf{x}) \leq c. \end{cases}$$

$T = X_{(1)}$ 的密度函数为 $g(t) = ne^{-n(t-\theta)} I_{(\theta, \infty)}(t)$,

当 $c \geq e^{n(\theta_1 - \theta_0)}$ 时, $E_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \int_{-\infty}^{\theta_0} \varphi(x) g_{\theta_0}(t) dt = 0$, 不符合题意, 故 $c < e^{n(\theta_1 - \theta_0)}$.

故当 H_0 成立时有

$$\beta(\theta) = E_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \int_d^{+\infty} \varphi(x) g_{\theta_0}(t) dt + \int_{-\infty}^{\theta_0} \varphi(x) g_{\theta_0}(t) dt = \int_d^{+\infty} ne^{-n(t-\theta_0)} dt = \alpha.$$

$$d = \theta_0 - \ln \alpha / n.$$

则UMPT有如下形式

$$\varphi_2(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & x_{(1)} < \theta_0 \text{ 或 } x_{(1)} > d, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

55、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* \sim 均匀分布 $U(0, \theta)$, 指定 θ_0 . 证明 $H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta \neq \theta_0$ 水平为 α 的UMPT存在 (提示: 取 $\theta_1 > \theta_0$ 和 $\theta_1 < \theta_0$ 分别考虑检验问题 $H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta \neq \theta_0$).

解:

由例5.4.3可知, 检验问题

$$H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta = \theta_1, \quad \theta_1 > \theta_0.$$

似然比为

$$\lambda(\mathbf{x}) = \begin{cases} \left(\frac{\theta_0}{\theta_1}\right)^n, & 0 < x_{(n)} < \theta_0, \\ \infty, & \theta_0 < x_{(n)} < \infty. \end{cases}$$

对于检验问题

$$H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta = \theta_1, \quad 0 < \theta_1 < \theta_0$$

似然比为

$$\lambda(\mathbf{x}) = \begin{cases} \left(\frac{\theta_0}{\theta_1}\right)^n, & 0 < x_{(n)} < \theta_1, \\ 0, & \theta_1 < x_{(n)} < \theta_0, \\ \infty, & \theta_0 < x_{(n)} < \infty \end{cases}$$

则UMPT有如下形式

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \lambda(\mathbf{x}) > c, \\ 0, & \lambda(\mathbf{x}) \leq c. \end{cases}$$

$T = X_{(n)}$ 的密度函数为

$$g(t) = \frac{nt^{n-1}}{\theta^n} I_{(0, \theta)}(t)$$

当 $c \geq \frac{\theta_0^n}{\theta_1^n}$ 时, $E_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \int_{\theta_0}^{\infty} \varphi(x) g_{\theta_0}(t) dt = 0$, 不符合题意, 故 $c < \frac{\theta_0^n}{\theta_1^n}$.

则

$$E_{\theta_0}[\varphi(\mathbf{X})] = \int_0^c \varphi(x) g_{\theta_0}(t) dt + \int_c^{\infty} \varphi(x) g_{\theta_0}(t) dt = \int_0^c \frac{nt^{n-1}}{\theta_0^n} dt = \frac{c^n}{\theta_0^n} = \alpha,$$

故 $c = \theta_0 \alpha^{\frac{1}{n}}$, 与 θ_1 无关, 故检验问题 $H_0: \theta = \theta_0 \leftrightarrow H_1: \theta \neq \theta_0$ 水平为 α 的UMPT为

$$\varphi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & x_{(n)} < \theta_0 \alpha^{\frac{1}{n}} \text{ 或 } x_{(1)} > \theta_0, \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

56、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(\mu, \sigma^2)$, μ 和 σ^2 皆未知, 利用假设检验方法导出 σ^2 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间和置信上、下限.

解: 对于 $H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 \leftrightarrow H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$, 令 $F = \frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2}$, 则有接受域

检验问题 $H_0: \sigma^2 = \sigma_0^2 \leftrightarrow H_1: \sigma^2 \neq \sigma_0^2$ 的水平为 α 的接受域为

$$\bar{D} = \left\{ \mathbf{X}: \chi_{n-1}^2 \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \leq \frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2} \leq \chi_{n-1}^2 \left(\frac{\alpha}{2}\right) \right\}$$

H_0 成立时 $\sigma^2 = \sigma_0^2$, 故可解得置信区间为

$$\left[\frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2 \left(\frac{\alpha}{2}\right)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2 \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)} \right].$$

同理可解得置信上、下限为 $\frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(1-\alpha)}$, $\frac{(n-1)S^2}{\chi_{n-1}^2(\alpha)}$

57、设 X_1, \dots, X_m *i.i.d.* $\sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$, Y_1, \dots, Y_n *i.i.d.* $\sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$, 且样本 X_1, \dots, X_m 和 Y_1, \dots, Y_n 独立. 利用假设检验方法求出 σ_1^2/σ_2^2 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信区间和置信上、下限.

解:

对于检验问题 $H_0: \sigma_1^2/\sigma_2^2 = c \leftrightarrow H_1: \sigma_1^2/\sigma_2^2 \neq c$, $\frac{S_2^2}{S_1^2} \cdot c \sim F_{n-1, m-1}$, 接受域为

$$\bar{D} = \left\{ (\mathbf{X}, \mathbf{Y}): F_{n-1, m-1} \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \leq \frac{S_2^2}{S_1^2} \cdot c \leq F_{n-1, m-1} \left(\frac{\alpha}{2}\right) \right\}$$

故置信区间为

$$\left[\frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot F_{n-1, m-1}(1 - \alpha/2), \frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot F_{n-1, m-1}(\alpha/2) \right].$$

对于检验问题 $H_0: \sigma_1^2/\sigma_2^2 \leq c \leftrightarrow H_1: \sigma_1^2/\sigma_2^2 > c$, 接受域为

$$\bar{D} = \left\{ (\mathbf{X}, \mathbf{Y}): \frac{S_2^2}{S_1^2} \leq \frac{F_{n-1, m-1}(\alpha)}{c} \right\} \Rightarrow 1 - \alpha = P\left(c \leq \frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot F_{n-1, m-1}(\alpha)\right)$$

故置信上限为 $\frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot F_{n-1, m-1}(\alpha)$

同理可得置信下限为 $\frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot F_{n-1, m-1}(1 - \alpha)$.

习题 6 非参数假设检验

1、在 8 块土地上同时试种甲、乙两种品种作物，每块分成大小、形状一样的两小块，随机地将其中一小块派给甲，另一小块给乙. 它们的产量列于下表：

编号	1	2	3	4	5	6	7	8
品种甲	209	200	177	169	159	187	169	198
品种乙	151	168	14	164	166	176	169	188

(1) 假定甲、乙两种作物产量的差服从正态分布，试在 $\alpha = 0.05$ 下判定，甲品种是否是对乙品种的改良（取 $\alpha = 0.05$ ）。

(2) 去掉 (1) 中正态假定，分别用符号检验法、符号秩和检验法判别甲品种是否是对乙品种的改良（取 $\alpha = 0.05$ ）

解：

(1) 设品种甲样本为 X_1, \dots, X_n , 品种乙样本为 Y_1, \dots, Y_n , 设 $Z_i = X_i - Y_i, i = 1, \dots, 8, Z_1, \dots, Z_n \text{ i.i.d. } \sim N(\mu, \sigma^2)$, 则相当于对下列检验问题假设检验

$$H_0: \mu > 0 \leftrightarrow H_1: \mu \leq 0$$

易知其检验统计量为 $T = \sqrt{n}\bar{Z}/S, T \sim t_{n-1}$, 则否定域为

$$\bar{D} = \{Z: T < -t_{n-1}(\alpha)\}$$

计算得 $n = 8, \bar{Z} = 17.375, S = 21.27, t_7(0.05) = 1.8946$, 故有

$$T = \sqrt{n}\bar{Z}/S = 2.31 > -1.8946$$

故接受 H_0 , 即甲品种是对乙品种的改良.

(2) ①符号检验法

设检验问题为

$$H_0: \theta > \frac{1}{2} \leftrightarrow H_1: \theta \leq \frac{1}{2}$$

故检验的水平为 α 的否定域为

$$\{n_+ \leq c\}$$

Z_1, \dots, Z_8 中, $n_+ = 6, n_- = 1$, 故 $n = 7$,

$$p = \sum_{i=0}^6 \binom{7}{i} \left(\frac{1}{2}\right)^7 = 0.992 > 0.05$$

故接受 H_0 , 即甲品种是对乙品种的改良.

②符号秩和检验法

编号	1	2	3	4	5	6	7	8
甲	209	200	177	169	159	187	169	198
乙	151	168	147	164	166	176	169	188
符号	+	+	+	+	-	+	0	+
$ Z_i $	58	32	30	5	7	11	0	10
秩	[7]	[6]	[5]	[1]	2	[4]		[3]

检验问题为

$$H_0: \text{甲不是乙的改良} \leftrightarrow H_1: \text{甲是乙的改良}$$

H_0 成立时, W^+ 应该很大, 故检验的否定域为

$$\{W^+ > c\}$$

本题中, $n = 7, \alpha = 0.05$, 查表得 $c = 25$, 而题中 $W^+ = 26$, 故拒绝 H_0 , 即甲品种是对乙品种的改良.

2、从某铜矿东西两段各抽取容量为10的样本, 随机配成10对, 数据如下表:

对子	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
东段含铜量	28	20	4	32	8	12	16	48	8	20
西段含铜量	20	11	13	10	45	15	11	13	25	8

用符号检验法, 在水平 $\alpha = 0.10$ 下, 检验“东西段含铜量无显著差异”之假设.

解:

设东段样本为 X_1, \dots, X_n , 西段样本为 Y_1, \dots, Y_n , 设 $Z_i = X_i - Y_i, i = 1, \dots, 10$, 则检验问题为

$$H_0: \text{东西段含铜量无显著差异} \leftrightarrow K: \text{东西段含铜量有显著差异}$$

则否定域的形式为

$$D = \{n_+ \geq c \text{ 或 } n_+ \leq d\}$$

$n = 10, \alpha = 0.10$, 查表得 $c = 9, d = n - c = 1$, 而 $n_+ = 6$ 在接受域, 故接受 H_0 .

3、比较新旧两种饲料对猪的催肥效果(以饲养一段时间后猪的增重表示). 由于猪的体质, 特别猪的初试重量对猪的催肥有相当重要的影响, 所以取体质尽可能相同的两头猪做对比试验. 下表是9个对比试验的记录(增重 x_i 和 y_i 以斤为单位):

试验号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
x_i (新饲料)	35	24	24	33	30	24	29	37	21

y_i (旧饲料)	30	26	24	29	28	25	26	30	27
-------------	----	----	----	----	----	----	----	----	----

问新饲料能否推广(用符号检验和符号秩和检验, $\alpha = 0.05$)?

解:

①符号检验法

设检验问题为

$$H_0: \text{新饲料能推广} \leftrightarrow K: \text{新饲料不能推广}$$

则检验问题的否定域有如下形式

$$D = \{n_+ \leq d\}$$

由题中可得 $n_+ = 5, n_- = 3$, 故 $n = n_+ + n_- = 8$, 查表得 $\alpha = 0.05$ 时, $c = 7$ 时, 有 $P(n_+ \geq c) = \alpha$, 故 $d = n - c = 1$, 而 $n_+ = 5$ 在接受域内, 故接受 H_0 .

②符号秩和检验

设检验问题为

$$H_0: \text{新饲料能推广} \leftrightarrow K: \text{新饲料不能推广}$$

成立时 W^+ 应当很大, 故检验的否定域为

$$\{W^+ \leq d\}$$

试验号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
x_i (新饲料)	35	24	24	33	30	24	29	37	21
y_i (旧饲料)	30	26	24	29	28	25	26	30	27
符号	+	-	0	+	+	-	+	+	-
$ Z_i $	5	2	0	4	2	1	3	7	6
秩	[6]	3		[5]	[2]	1	[4]	[8]	7

由题可得 $n = 8, \alpha = 0.05$, 查表得 $c = 31$ 时, $P(W^+ \geq c) = \alpha$, 故 $d = n(n+1)/2 - c = 5$,

本题 $W^+ = \frac{2+3}{2} + 4 + 5 + 6 + 8 = 25.5 > 5$, 在接受域内, 故新饲料能推广.

4、甲、乙两厂都生产电视机显像管.从甲厂抽取8只, 从乙厂抽取10只, 测出其寿命(单位: 月)如下:

甲	32	25	40	31	35	29	37	39		
乙	41	39	36	47	45	34	48	44	30	33

试在水平 $\alpha = 0.10$ 下用 Wilcoxon 秩和检验法, 检验“两厂显像管平均寿命相同”之假设.

解:

设 X 和 Y 分别表示甲乙两厂显像管寿命, 分布函数分别为 $F(x), F(x - \theta)$, 则检验问题为

$$H_0: \theta = 0 \leftrightarrow H_1: \theta \neq 0$$

故否定域的形式为

$$\{W \leq d \text{ 或 } W \geq c\}$$

$n = 8, m = 10, \alpha = 0.10$, 查表得 $c = 96, d = n(m + n - 1) - c = 56$, 即否定域为

$$D = \{(X, Y): W \leq 56 \text{ 或 } W \geq 96\}$$

25	29	30	31	32	33	34	35	36	37	39	39	40	41	44	45	47	48
<u>1</u>	<u>2</u>	3	<u>4</u>	<u>5</u>	6	7	<u>8</u>	9	<u>10</u>	<u>11</u>	12	<u>13</u>	14	15	16	17	18

下划线表示甲寿命的秩, 则秩和为

$$W = 1 + 2 + 4 + 5 + 8 + 10 + 11.5 + 13 = 54.5 < 56$$

故拒绝 H_0 , 认为两厂显像管平均寿命不相同.

5、用两种材料的灯丝制造灯泡, 设甲材料灯泡的寿命分布为 $F(x)$, 乙材料灯泡寿命为 $F(x - \theta)$. 今分别就两种材料灯泡随机抽取若干个进行试验, 得到寿命 (单位: h) 数据如下表:

甲材料	1610	1650	1680	1710	1750	1720	1800
乙材料	1580	1600	1640	1630	1700		

试用 *Wilcoxon* 秩和检验法检验两种材料对灯泡寿命的影响有无显著差异 ($\alpha = 0.05$) ?

解:

检验问题为

$$H_0: \theta = 0 \leftrightarrow H_1: \theta \neq 0$$

故否定域的形式为

$$\{W \leq d \text{ 或 } W \geq c\}$$

$n = 7, m = 5, \alpha = 0.05$, 查表得 $c = 45, d = n(m + n - 1) - c = 20$, 即否定域为

$$D = \{(X, Y): W \leq 20 \text{ 或 } W \geq 45\}$$

1580	1600	1610	1630	1640	1650	1680	1700	1710	1720	1750	1800
<u>1</u>	<u>2</u>	3	<u>4</u>	<u>5</u>	6	7	<u>8</u>	9	10	11	12

下划线表示乙材料的秩, 则秩和为

$$W = 1 + 2 + 4 + 5 + 8 = 20 \leq 20$$

故拒绝 H_0 , 认为两种材料对灯泡寿命的影响有显著差异.

6、分别在甲、乙两厂生产的电子元器件中抽取150个和130个进行寿命试验.算出乙工厂样本秩和 $W = 20251$.试在水平 $\alpha = 0.05$ 下检验假设

H_0 :这两厂所生产的电子元器件的寿命无显著差异.

解:

$m = 150, n = 130, \alpha = 0.05, W = 20251$, 由于 m, n 较大, 故采用大样本方法.查表得否定域为

$$D = \{(X, Y): |W^*| \geq u_{0.025} = 1.96\}$$

其中

$$|W^*| = \left| \frac{W - n(n+m+1)/2}{\sqrt{mn(m+n+1)/12}} \right| = \left| \frac{20251 - 130 \times (280+1)/2}{\sqrt{130 \times 150 \times 281/12}} \right| = 2.939 \geq 1.96$$

故拒绝 H_0 , 认为这两厂所生产的电子元器件的寿命无显著差异.

7、掷骰子300次, 结果如下表:

点数	1	2	3	4	5	6
频数	43	49	56	45	66	41

试在水平 $\alpha = 0.05$ 下检验假设: 此骰子是均匀的.

解:

骰子掷到每一面的概率为 $1/6$, 若记 $X = i$ 表示骰子掷到第 i 面, $i = 1, \dots, 6$.检验问题为

$$H_0: P(X=1) = \frac{1}{6}, P(X=2) = \frac{1}{6}, P(X=3) = \frac{1}{6},$$

$$P(X=4) = \frac{1}{6}, P(X=5) = \frac{1}{6}, P(X=6) = \frac{1}{6}$$

令 $v_1 = 43, v_2 = 49, v_3 = 56, v_4 = 45, v_5 = 66, v_6 = 41, n = 300$, 则

$$k_0 = \frac{(43 - 300 \times 1/6)^2}{300 \times 1/6} + \frac{(49 - 300 \times 1/6)^2}{300 \times 1/6} + \frac{(56 - 300 \times 1/6)^2}{300 \times 1/6} + \frac{(45 - 300 \times 1/6)^2}{300 \times 1/6} + \frac{(66 - 300 \times 1/6)^2}{300 \times 1/6} + \frac{(41 - 300 \times 1/6)^2}{300 \times 1/6} = 8.96$$

又因为

$$\chi_5^2(0.05) = 11.071, \text{ 而 } k_0 < 11.071$$

故否定 H_0 , 认为骰子不是均匀的.

8、64只某种杂交的几内亚猪后代, 34只红的, 10只黑的, 20只白的.根据遗传学的模型, 它们之间的比例应为9:3:4, 问以上数据是否在 $\alpha = 0.05$ 水平下与模型相符.

解:

后代为红的、黑的、白的概率分别为 $9/16, 3/16, 4/16$, 若记 $X = i$ 分别表示后代为红、黑、白, $i = 1, 2, 3$.则检验问题为

$$H_0: P(X=1) = \frac{9}{16}, P(X=2) = \frac{3}{16}, P(X=3) = \frac{4}{16}.$$

令 $v_1 = 34, v_2 = 10, v_3 = 20$, 则

$$k_0 = \frac{(34 - 64 \times 9/16)^2}{64 \times 9/16} + \frac{(10 - 64 \times 3/16)^2}{64 \times 3/16} + \frac{(20 - 64 \times 4/16)^2}{64 \times 4/16} = 1.44$$

又因为

$$k_0 = 1.44 < \chi_2^2(0.05) = 5.991$$

故接受 H_0 , 以上数据在 $\alpha = 0.05$ 水平下与模型相符.

9、在生产同一产品的甲、乙两厂中各抽出 n 个产品组成 n 对, 让 n 个人每人评判一对. 各人评判是“甲好”“乙好”“甲乙一样”这三种之一. 试根据评判结果, 用 χ^2 检验法检验“甲、乙两厂产品质量无差别”这一假设.

解:

设 $X=1$ 表示“甲好”, $X=2$ 表示“乙好”, 则检验问题为

$$H_0: P(X=1) = \frac{1}{2}, P(X=2) = \frac{1}{2}$$

v_1 表示 $X=1$ 事件出现的频数, v_2 表示 $X=2$ 事件出现的频数, $n' = v_1 + v_2$, 则

$$k_0 = \frac{(v_1 - n' \times 1/2)^2}{n' \times 1/2} + \frac{(v_2 - n' \times 1/2)^2}{n' \times 1/2}$$

则若

$$k_0 > \chi_1^2(\alpha) \text{ 则否定 } H_0, \text{ 否则接受 } H_0.$$

10、某种配偶的后代按体格的属性分为三类, 各类的个数为 10, 53, 46. 根据某种遗传学模型, 其相对频率的比应为 $p^2:2p(1-p):(1-p)^2$. 问以上数据是否在 $\alpha = 0.05$ 水平下与模型相符.

解:

设 $X=i$ 分别表示后代的三类属性, $i=1, 2, 3$. 则检验问题为

$$H_0: P(X=1) = p^2, P(X=2) = 2p(1-p), P(X=3) = (1-p)^2.$$

$v_1 = 10, v_2 = 53, v_3 = 46$, 则可求出 p 的 MLE 为

$$\hat{p} = \frac{2v_1 + v_2}{2v_1 + 2v_2 + 2v_3} = \frac{20 + 53}{2 \times 109} = \frac{73}{218}$$

故检验问题转化为

$$H_0: P(X=1) = \hat{p}^2, P(X=2) = 2\hat{p}(1-\hat{p}), P(X=3) = (1-\hat{p})^2.$$

则

$$\tilde{K}_n^* = \frac{(10 - 109 \times \hat{p}^2)^2}{109 \times \hat{p}^2} + \frac{(53 - 109 \times 2\hat{p}(1-\hat{p}))^2}{109 \times 2\hat{p}(1-\hat{p})} + \frac{(46 - 109 \times (1-\hat{p})^2)^2}{109 \times (1-\hat{p})^2} = 0.9134$$

拟合优度为

$$p(\tilde{k}_0^*) = P(\tilde{K}_n^* > \tilde{k}_0^* | H_0) \approx P(\chi_1^2 > 0.9134) < 0.25 < \alpha$$

故否定 H_0 , 以上数据在 $\alpha = 0.05$ 水平下与模型不相符.

11、用运动手枪对100个靶子各射击10发子弹, 只记录命中与否, 射击结果的记录如下表:

命中数	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
靶数	0	2	4	10	22	26	18	12	4	2	0

用 χ^2 检验法检验射击结果是否服从二项分布 (取 $\alpha = 0.05$).

解:

先求 p 的 MLE,

$$\hat{p} = \bar{X} = \frac{2 \times 1 + 4 \times 2 + 10 \times 3 + 22 \times 4 + 26 \times 5 + 18 \times 6 + 12 \times 7 + 4 \times 8 + 2 \times 9}{10 \times 100} = 0.5$$

则检验问题为

$$H_0: \text{射击结果服从二项分布 } b(10, 0.5)$$

对数据重新分组

0-2	3	4	5	6	7	8-10
6	10	22	26	18	12	6

故有

$$\begin{aligned} n\hat{p}_0^* &= 100 \times 0.5^{10} \times (C_{10}^0 + C_{10}^1 + C_{10}^2) = 5.47, \\ n\hat{p}_i^* &= 100 \times 0.5^{10} \times C_{10}^i, i = 3, \dots, 7, \\ n\hat{p}_8^* &= 100 \times 0.5^{10} \times (C_{10}^8 + C_{10}^9 + C_{10}^{10}) = 5.47. \end{aligned}$$

从而有

$$\tilde{K}_n^* = \frac{(6 - 5.47)^2}{5.47} + \frac{(10 - n\hat{p}_3^*)^2}{n\hat{p}_3^*} + \dots + \frac{(12 - n\hat{p}_7^*)^2}{n\hat{p}_7^*} + \frac{(6 - 5.47)^2}{5.47} = 0.856$$

拟合优度为

$$p(\tilde{k}_0^*) = P(\tilde{K}_n^* > \tilde{k}_0^* | H_0) \approx P(\chi_5^2 > 0.856) > 0.975 > \alpha$$

故接受 H_0 , 射击结果服从二项分布.

12、观察某城市每日交通情况, 210天的记录如下表:

事故数	0	1	2	3	4	≥ 5
天数	109	65	22	3	4	7

初步推测每日发生的事故数服从 Poisson 分布, 试用 χ^2 试验法试验之 ($\alpha = 0.05$).

解:

先求 λ 的MLE,

$$\hat{\lambda} = \bar{X} = \frac{65 \times 1 + 22 \times 2 + 3 \times 3 + 4 \times 4 + 5 \times 7}{210} = 0.805$$

则检验问题为

$$H_0: \text{每日发生的交通事故服从 } P(\hat{\lambda})$$

对数据重新分组

事故数	0	1	2	≥ 3
天数	109	65	22	14

$$\tilde{K}_n^* = \frac{(109 - 210 \times e^{-0.805})^2}{210 \times e^{-0.805}} + \dots + \frac{\left(14 - 210 \times \left(e^{0.805} - 1 - \frac{0.805}{1!} - \frac{0.805^2}{2!}\right) e^{-0.805}\right)^2}{210 \times \left(e^{0.805} - 1 - \frac{0.805}{1!} - \frac{0.805^2}{2!}\right) e^{-0.805}} = 7.74$$

拟合优度为

$$p(\tilde{k}_0^*) = P(\tilde{K}_n^* > \tilde{k}_0^* | H_0) \approx P(\chi_2^2 > 10.42) \approx 0.025 < \alpha$$

故否定 H_0 , 每日发生的事故数不服从Poisson分布.

13、卢瑟福观察了每1/8分钟内一放射性物质放射的粒子数.他观察了2612次, 结果如下表:

粒子数	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
频数	57	203	383	525	532	408	273	139	49	27	10	6

问以上数据是否在 $\alpha = 0.10$ 水平下与Poisson分布相符.

解:

解:

对数据重新分组

粒子数	0	1	2	3	4	5	6	7	8-11
频数	57	203	383	525	532	408	273	139	92

先求 λ 的MLE,

$$\hat{\lambda} = \bar{X} = \frac{1 \times 203 + 2 \times 383 + \dots + 10 \times 10 + 11 \times 6}{2612} = 3.88$$

则检验问题为

$$H_0: \text{每日发生的交通事故服从 } P(\hat{\lambda})$$

$$\tilde{K}_n^* = \sum_{i=0}^8 \frac{(v_i - np_i^*)^2}{np_i^*} = 18.34$$

拟合优度为

$$p(\tilde{k}_0^*) = P(\tilde{K}_n^* > \tilde{k}_0^* | H_0) \approx P(\chi_7^2 > 18.34) \approx 0.01 < \alpha$$

故否定 H_0 , 粒子数不服从 *Poisson* 分布.

14、下表列出了某型号标准容量为 100μ 的电容器 100 只的实际电容量的数据, 问该电介电容器的电容量的分布是否为正态分布 ($\alpha = 0.05$) ?

电容量	101	102	103	104	105	106	107
电容个数	1	2	3	3	7	16	13
电容量	108	109	110	111	102	103	104
电容个数	17	11	9	10	3	4	1

解:

设 $r.v.X$ 表示电容器的电容量, 则检验问题为

$$H_0: \text{存在 } \mu_0, \sigma_0^2 \text{ 使得 } X \text{ 服从正态分布 } N(\mu_0, \sigma_0^2).$$

μ 和 σ^2 的 MLE 为

$$\hat{\mu}^* = \bar{X} = \frac{101 + 102 \times 2 + 103 \times 3 + \cdots + 113 \times 4 + 114}{100} = 107.85$$

$$\hat{\sigma}_x^2 = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} (x_i - \bar{x})^2 = \frac{1}{100} [1 \times (101 - 107.85)^2 + \cdots + 1 \times (114 - 107.85)^2] = 7.0725$$

将数据重新分组

$(-\infty, 104.5)$	$[104.5, 105.5)$	$[105.5, 106.5)$	$[106.5, 107.5)$	$[107.5, 108.5)$
9	7	16	13	17
$[108.5, 109.5)$	$[109.5, 110.5)$	$[110.5, 111.5)$	$[111.5, +\infty)$	
11	9	10	8	

列表为

i	区间	v_i	\hat{p}_i^*	$n\hat{p}_i^*$	$(v_i - n\hat{p}_i^*)^2$	$\frac{(v_i - n\hat{p}_i^*)^2}{n\hat{p}_i^*}$
1	$(-\infty, 104.5)$	9	0.104	10.4	1.96	0.188
2	$[104.5, 105.5)$	7	0.086	8.6	2.56	0.298
3	$[105.5, 106.5)$	16	0.117	11.7	18.49	1.580
4	$[106.5, 107.5)$	13	0.142	14.2	1.44	0.101
5	$[107.5, 108.5)$	17	0.148	14.8	4.84	0.327
6	$[108.5, 109.5)$	11	0.136	13.6	6.76	0.497
7	$[109.5, 110.5)$	9	0.108	10.8	3.24	0.3
8	$[110.5, 111.5)$	10	0.074	7.4	6.76	0.508
9	$[111.5, +\infty)$	8	0.085	8.5	0.25	0.029

\sum	---	100	1	100	---	3.828
--------	-----	-----	---	-----	-----	-------

故 $\tilde{K}_n^* = 3.828$, 故拟合优度为

$$p(\tilde{k}_0^*) = P(\tilde{K}_n^* > \tilde{k}_0^* | H_0) \approx P(\chi_6^2 > 3.828) \approx 0.75 > \alpha$$

因此接受 H_0 .

15、试证明 2×2 列联表的检验统计量为

$$K^* = \frac{n(n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21})^2}{n_1 \cdot n_2 \cdot n_{\cdot 1} n_{\cdot 2}}$$

解:

$$\begin{aligned} K^* &= n \left(\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 \frac{n_{ij}^2}{n_i \cdot n_j} - 1 \right) = n \left(\frac{n_{11}^2}{n_1 \cdot n_1} + \frac{n_{21}^2}{n_2 \cdot n_1} + \frac{n_{12}^2}{n_1 \cdot n_2} + \frac{n_{22}^2}{n_2 \cdot n_2} - 1 \right) \\ &= n \left(\frac{n_{11}^2 n_2 \cdot n_2 + n_{21}^2 n_1 \cdot n_2 + n_{12}^2 n_2 \cdot n_1 + n_{22}^2 n_1 \cdot n_1 - n_1 \cdot n_2 \cdot n_{\cdot 1} n_{\cdot 2}}{n_1 \cdot n_2 \cdot n_{\cdot 1} n_{\cdot 2}} \right) \end{aligned}$$

要证

$$K^* = \frac{n(n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21})^2}{n_1 \cdot n_2 \cdot n_{\cdot 1} n_{\cdot 2}}$$

需证

$$n_{11}^2 n_2 \cdot n_2 + n_{21}^2 n_1 \cdot n_2 + n_{12}^2 n_2 \cdot n_1 + n_{22}^2 n_1 \cdot n_1 - n_1 \cdot n_2 \cdot n_{\cdot 1} n_{\cdot 2} = (n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21})^2$$

$$\text{等式右边} = n_{11}^2 n_{22}^2 + n_{12}^2 n_{21}^2 - 2n_{11}n_{12}n_{21}n_{22}$$

$$\begin{aligned} \text{等式左边} &= n_{11}^2 (n_{21} + n_{22}) (n_{12} + n_{22}) + n_{21}^2 (n_{11} + n_{12}) (n_{12} + n_{22}) + n_{12}^2 (n_{21} + n_{22}) (n_{11} + n_{21}) \\ &+ n_{22}^2 (n_{11} + n_{12}) (n_{11} + n_{21}) - (n_{11} + n_{12}) (n_{21} + n_{22}) (n_{11} + n_{21}) (n_{12} + n_{22}) \\ &= \cancel{n_{11}^2 n_{21} n_{12}} + \cancel{n_{11}^2 n_{21} n_{22}} + \cancel{n_{11}^2 n_{22} n_{12}} + \cancel{n_{11}^2 n_{22}^2} + \cancel{n_{21}^2 n_{11} n_{12}} + \cancel{n_{21}^2 n_{11} n_{22}} + \cancel{n_{21}^2 n_{12}^2} + \cancel{n_{21}^2 n_{12} n_{22}} \\ &+ \cancel{n_{12}^2 n_{21} n_{11}} + \cancel{n_{12}^2 n_{21}^2} + \cancel{n_{12}^2 n_{22} n_{11}} + \cancel{n_{12}^2 n_{22} n_{21}} + \cancel{n_{22}^2 n_{11}^2} + \cancel{n_{22}^2 n_{11} n_{21}} + \cancel{n_{22}^2 n_{12} n_{11}} + \cancel{n_{22}^2 n_{12} n_{21}} \\ &- \cancel{n_{11}^2 n_{21} n_{12}} - \cancel{n_{11}^2 n_{21} n_{22}} - \cancel{n_{21}^2 n_{11} n_{12}} - \cancel{n_{21}^2 n_{11} n_{22}} - \cancel{n_{11}^2 n_{22} n_{12}} - \cancel{n_{11}^2 n_{22}^2} - n_{11} n_{12} n_{21} n_{22} - \cancel{n_{22}^2 n_{11} n_{21}} \\ &- \cancel{n_{12}^2 n_{11} n_{21}} - n_{11} n_{12} n_{21} n_{22} - \cancel{n_{12}^2 n_{21}^2} - \cancel{n_{21}^2 n_{12} n_{22}} - \cancel{n_{12}^2 n_{11} n_{21}} - \cancel{n_{22}^2 n_{11} n_{12}} - \cancel{n_{12}^2 n_{21} n_{22}} - \cancel{n_{22}^2 n_{12} n_{21}} \\ &= n_{22}^2 n_{11}^2 + n_{12}^2 n_{21}^2 - 2n_{11}n_{12}n_{21}n_{22} = \text{等式右边} \end{aligned}$$

故得证.

16、为研究慢性气管炎与吸烟量的关系, 调查272人结果如下:

吸烟量/(支/日)	0-9	10-19	20 以上
患者人数	22	98	25
健康者人数	22	89	16

试问慢性气管炎与吸烟量是否有关 ($\alpha = 0.05$).

解:

检验问题为

$$H_0: \text{气管炎与吸烟量无关}$$

检验统计量为

$$K^* = n \left(\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^3 \frac{n_{ij}^2}{n_i \cdot n_{\cdot j}} - 1 \right)$$

其中 $n = 272, n_{1\cdot} = 145, n_{2\cdot} = 127, n_{\cdot 1} = 44, n_{\cdot 2} = 187, n_{\cdot 3} = 41,$

$$\text{故 } K^* = 272 \times \left(\frac{22^2}{145 \times 44} + \frac{98^2}{145 \times 187} + \frac{25^2}{145 \times 41} + \frac{22^2}{127 \times 44} + \frac{89^2}{127 \times 187} + \frac{16^2}{127 \times 41} - 1 \right) = 1.22294$$

而 $\chi_2^2(0.05) = 5.991$, 即 $K^* < \chi_2^2(0.05)$, 故接受 H_0 .

17、在500人身上试验某种血清预防感冒的作用.把他们在一一年中的记录与另外500名未用血清处理的人作比较, 结果如下表:

	未感冒	感冒一次	感冒两次以上
处理	252	145	103
未处理	224	136	140

未感冒、感冒一次, 感冒两次以上的人所占的比例, 是否在与未用血清处理的人中, 具有这些情况的人所占比例相等 ($\alpha = 0.05$) ?

解:

检验问题为

$$H_0: \text{未用血清和用血清的人感冒情况比例相等}$$

检验统计量为

$$K^* = n \left(\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^3 \frac{n_{ij}^2}{n_i \cdot n_{\cdot j}} - 1 \right)$$

其中 $n = 1000, n_{1\cdot} = 500, n_{2\cdot} = 500, n_{\cdot 1} = 476, n_{\cdot 2} = 281, n_{\cdot 3} = 243,$

$$\text{故 } K^* = 1000 \times \left(\frac{252^2}{500 \times 476} + \frac{145^2}{500 \times 281} + \frac{103^2}{500 \times 243} + \frac{224^2}{500 \times 476} + \frac{136^2}{500 \times 281} + \frac{140^2}{500 \times 243} - 1 \right) = 7.56906$$

$$\text{而 } \chi_2^2(0.05) = 5.991, \text{ 即 } K^* > \chi_2^2(0.05)$$

故拒绝 H_0 . 未用血清和用血清的人感冒情况比例不等

18、使用柯尔莫哥洛夫检验法检验下述25个数据 (已按大小排列):

-2.46, -2.11, -1.23, -0.99, -0.42, -0.39, -0.21, -0.15, -0.10,
 -0.07, -0.02, 0.27, 0.40, 0.42, 0.44, ,0.70, 0.81, 0.88,
 1.07, 1.39, 1.40, 1.47, 1.62, 1.64, 1.76.

试问上述25个数据是否与 $N(0, 1)$ 相符 ($\alpha = 0.05$) ?

解:

检验问题为

$$H_0: \text{样本来自的总体分布为 } F(x) = F_0(x)$$

其中 $F_0(x)$ 为正态分布 $N(0, 1)$.

柯尔莫哥洛夫检验

i	$x_{(i)}$	$F_0(x_{(i)})$	$(i-1)/n$	i/n	δ_i
1	-2.46	0.0069	0	0.04	0.0331
2	-2.11	0.0174	0.04	0.08	0.0626
3	-1.23	0.1093	0.08	0.12	0.0293
4	-0.99	0.1611	0.12	0.16	0.0411
5	-0.42	0.3372	0.16	0.20	0.1772
6	-0.39	0.3483	0.20	0.24	0.1483
7	-0.21	0.4168	0.24	0.28	0.1768
8	-0.15	0.4404	0.28	0.32	0.1604
9	-0.10	0.4602	0.32	0.36	0.1402
10	-0.07	0.4721	0.36	0.40	0.1121
11	-0.02	0.4920	0.40	0.44	0.0920
12	0.27	0.6064	0.44	0.48	0.1664
13	0.40	0.6554	0.48	0.52	0.1754
14	0.42	0.6628	0.52	0.56	0.1428
15	0.44	0.6700	0.56	0.60	0.1100
16	0.70	0.7580	0.60	0.64	0.1580
17	0.81	0.7910	0.64	0.68	0.1510
18	0.88	0.8106	0.68	0.72	0.1306
19	1.07	0.8577	0.72	0.76	0.1377
20	1.39	0.9177	0.76	0.80	0.1577
21	1.40	0.9192	0.80	0.84	0.1192
22	1.47	0.9292	0.84	0.88	0.0892
23	1.62	0.9474	0.88	0.92	0.0674
24	1.64	0.9495	0.92	0.96	0.0295
25	1.76	0.9608	0.96	1	0.0392

由表可得 $D_n = \max\{\delta_i, i = 1, \dots, 25\} = 0.1772, n = 25, \alpha = 0.05$, 查表得 $D_{25, 0.05} = 0.264$
 $D_n < D_{25, 0.05}$, 不足以否定 H_0 , 故接受 H_0 , 认为以上数据与正态分布 $N(0, 1)$ 相符.

19、在 π 的前800位小数的数字中, 0, 1, 2, ..., 9相应出现了74, 92, 83, 79, 80, 73, 77, 75, 76, 91次. 试用柯氏检验法检验这些数据与 $[0, 10]$ 上的均匀分布相适合的假设 ($\alpha = 0.05$).

解:

检验问题为

$$H_0: \text{样本来自的总体分布为 } F(x) = F_0(x)$$

其中 $F_0(x)$ 为均匀分布 $U(0, 10)$.

柯尔莫哥洛夫检验

i	$x_{(i)}$	$F_0(x_{(i)})$	$F_n(x_{(i-1)})$	$F_n(x_{(i)})$	δ_i
1	0	0	0	0.0925	0.0925
2	1	0.1	0.0925	0.2075	0.1075
3	2	0.2	0.2075	0.31125	0.11125
4	3	0.3	0.31125	0.41	0.11
5	4	0.4	0.41	0.51	0.11
6	5	0.5	0.51	0.60125	0.10125
7	6	0.6	0.60125	0.6975	0.0975
8	7	0.7	0.6975	0.79125	0.09125
9	8	0.8	0.79125	0.88625	0.08625
10	9	0.9	0.88625	1	0.1

由表可得 $D_n = \max\{\delta_i, i=1, \dots, 10\} = 0.11125, n=10, \alpha=0.05$, 查表得 $D_{25, 0.05} = 0.409$
 $D_n < D_{25, 0.05}$, 不足以否定 H_0 , 故接受 H_0 , 认为以上数据与均匀分布 $U(0, 10)$ 相符.

20、抽查用克砂平治疗的矽肺患者10名, 得到他们治疗前后血红蛋白的差(单位: g%) 如下:

$$2.7, -1.2, -1.0, 0, 0.07, 2.0, 3.7, -0.6, 0.8, -0.3$$

用 W 检验法检验“治疗前后血红蛋白差服从正态分布”这一假设(取 $\alpha=0.05$).

解:

将数据填入表中

i	$x_{(i)}$	$x_{(11-i)}$	$x_{(11-i)} - x_{(i)}$	a_i
1	-1.2	3.7	4.9	0.5739
2	-1.0	2.7	3.7	0.3291
3	-0.6	2.0	2.6	0.2141
4	-0.3	0.8	1.1	0.1224
5	0	0.07	0.07	0.0399

经计算得

$$\sum_{i=1}^{10} x_{(i)} = 6.17, \bar{x} = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} x_{(i)} = 0.617$$

$$\sum_{i=1}^{10} (x_{(i)} - \bar{x})^2 = 24.70, \sum_{i=1}^5 a_i (x_{(11-i)} - x_{(i)}) = 4.15$$

于是有

$$W = \frac{\left[\sum_{i=1}^5 a_i (x_{(11-i)} - x_{(i)}) \right]^2}{\sum_{i=1}^{10} (x_{(i)} - \bar{x})^2} = \frac{4.15^2}{24.70} = 0.697$$

查表得 $W_{0.05} = 0.842 > 0.697$, 故拒绝 H_0 .

21、为检验一批地砖的抗压强度是否服从正态分布, 从中抽取20块, 得抗压强度 (由小到大排列) 为

57, 62, 66, 67, 74, 76, 77, 80, 81, 86
87, 89, 91, 94, 95, 96, 97, 103, 109, 112.

试用 W 检验法检验 “这些数据是否与正态分布相符” (取 $\alpha = 0.05$).

解:

将数据填入表中

i	$x_{(i)}$	$x_{(21-i)}$	$x_{(21-i)} - x_{(i)}$	a_i
1	57	112	55	0.4734
2	62	109	47	0.3211
3	66	103	37	0.2565
4	67	97	30	0.2085
5	74	96	22	0.1686
6	76	95	19	0.1334
7	77	94	17	0.1013
8	80	91	11	0.0711
9	81	89	8	0.0422
10	86	87	1	0.0140

经计算得

$$\sum_{i=1}^{20} x_{(i)} = 1699, \bar{x} = \frac{1}{20} \sum_{i=1}^{20} x_{(i)} = 84.95$$

$$\sum_{i=1}^{20} (x_{(i)} - \bar{x})^2 = 4436.95, \sum_{i=1}^{10} a_i (x_{(11-i)} - x_{(i)}) = 60.3443$$

于是有

$$W = \frac{\left[\sum_{i=1}^{10} a_i (x_{(11-i)} - x_{(i)}) \right]^2}{\sum_{i=1}^{20} (x_{(i)} - \bar{x})^2} = \frac{60.3443^2}{4436.95} = 0.82$$

查表得 $W_{0.05} = 0.905 > 0.82$, 故拒绝 H_0 .

22、下表数据是200个零件的直径(单位: cm):

直径	2.25	2.35	2.45	2.55	2.65	2.75	2.85	2.95
频数	3	4	5	11	12	17	19	26
直径	3.05	3.15	3.25	3.35	3.45	3.55	3.65	3.75
频数	24	22	19	13	13	7	3	2

试问这批数据是否与正态分布相符(用 D 检验, 取 $\alpha = 0.05$).

解:

检验问题为

H_0 : 这批数据与正态分布相符

$$D = \sum_{i=1}^n \left(i - \frac{n+1}{2} \right) X_{(i)} / \left[n^3 \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right]^{1/2} = 0.0074$$

令

$$Y = \frac{\sqrt{n}(D - 0.28209479)}{0.02998598}.$$

否定域为 $Y \leq Y_{\alpha/2}$ 或 $Y \geq Y_{1-\alpha/2}$, $Y_{0.025} = -2.39$, $Y_{0.975} = 1.5$,

$$Y = \frac{0.0074 - 0.2821}{0.0021} = -130.81 \leq -2.39$$

故拒绝 H_0 , 这批数据与正态分布不相符.

习题 7 Bayes 方法和统计决策理论

1、设参数 θ 的先验分布为贝塔 (Bata) 分布 $Be(\alpha, \beta)$, 若从先验信息中获得其均值和方差分别为 $1/3$ 与 $1/45$, 试确定该先验分布.

解:

$$\text{均值} = \frac{\alpha}{\alpha + \beta} = \frac{1}{3}, \quad \text{方差} = \frac{\alpha\beta}{(\alpha + \beta)^2(\alpha + \beta + 1)} = \frac{1}{45}$$

解得 $\alpha = 3, \beta = 6$, 故 θ 的先验分布为 $Be(3, 6)$.

2、设 θ 的先验分布是伽马分布, 其均值为 10, 方差为 5, 试确定 θ 的先验分布.

解:

$$\text{均值} = \frac{\alpha}{\lambda} = 10, \quad \text{方差} = \frac{\alpha}{\lambda^2} = 5$$

解得 $\alpha = 20, \lambda = 2$, 故先验分布为 $Ga(20, 2)$.

3、设 θ 是一批产品的不合格率, 已知它不是 0.1 就是 0.2, 且其先验分布为 $\pi(0.1) = 0.7, \pi(0.2) = 0.3$. 假如从这批产品中随机抽取 8 个进行检查, 发现有 2 个不合格, 求 θ 的后验分布.

解:

设事件 A 为随机抽取 8 个进行检查, 有 2 个不合格

$$\text{令 } \theta_1 = 0.1, \theta_2 = 0.2, \text{ 则 } \pi(\theta_1) = 0.7, \pi(\theta_2) = 0.3$$

$$P(A|\theta_1) = 28(0.1)^2(0.9)^6 = 0.148803$$

$$P(A|\theta_2) = 28(0.2)^2(0.8)^6 = 0.293601$$

故根据全概率公式有

$$P(A) = P(A|\theta_1)\pi(\theta_1) + P(A|\theta_2)\pi(\theta_2) = 0.19224$$

故后验分布为

$$\pi(\theta_1|A) = \frac{P(A|\theta_1)}{P(A)} = 0.774,$$

$$\pi(\theta_2|A) = \frac{P(A|\theta_2)}{P(A)} = 0.226.$$

4、设一卷磁带上的缺陷数服从 *poisson* 分布 $P(\lambda)$, 其中 λ 可取 1.0 和 1.5 中的一个, 又设 λ 的先验分布为 $\pi(1.0) = 0.4, \pi(1.5) = 0.6$. 假如检查一卷磁带发现 3 个缺陷, 求 λ 的后验分布.

解:

设事件 A 为检查一卷磁带发现 3 个缺陷.

$$\text{令 } \theta_1 = 1.0, \theta_2 = 1.5, \text{ 则 } \pi(\theta_1) = 0.4, \pi(\theta_2) = 0.6$$

$$P(A|\theta_1) = \left(1 + 1 + \frac{1}{2!} + \frac{1}{3!}\right)e^{-1} = 0.981012$$

$$P(A|\theta_2) = \left(1 + \frac{1.5}{1!} + \frac{1.5^2}{2!} + \frac{1.5^3}{3!}\right)e^{-1.5} = 0.833139$$

故根据全概率公式有

$$P(A) = P(A|\theta_1)\pi(\theta_1) + P(A|\theta_2)\pi(\theta_2) = 0.89229$$

故后验分布为

$$P(\theta_1|A) = \frac{P(A|\theta_1)\pi(\theta_1)}{P(A)} = 0.43977$$

$$P(\theta_2|A) = \frac{P(A|\theta_2)\pi(\theta_2)}{P(A)} = 0.56023$$

5、考虑一个试验，对给定的 θ ，试验结果 X 有如下密度函数：

$$p(x|\theta) = 2x/\theta^2, \quad 0 < x < \theta < 1.$$

(1) 假如 θ 的先验分布是 $(0, 1)$ 上的均匀分布，试求 θ 的后验分布；

(2) 假如 θ 的先验密度是 $\pi(\theta) = 3\theta^2, 0 < \theta < 1$ ，试求 θ 的后验分布。

解：

(1) 先验分布为

$$\pi(\theta) = 1, \quad 0 < \theta < 1.$$

则后验密度为

$$\pi(\theta|x) = \frac{p(x|\theta)\pi(\theta)}{\int_0^1 p(x|\theta)\pi(\theta)d\theta} = \frac{1/\theta^2}{\int_{x_{(n)}}^1 1/\theta^2 d\theta} = \frac{x_{(n)}}{\theta^2(1-x_{(n)})}.$$

(2) 后验密度为

$$\pi(\theta|x) = \frac{p(x|\theta)\pi(\theta)}{\int_0^1 p(x|\theta)\pi(\theta)d\theta} = \frac{2x/\theta^2 \cdot 3\theta^2}{\int_0^1 2x/\theta^2 \cdot 3\theta^2 d\theta} = 1$$

故后验分布为 $U(0, 1)$ 。

6、对下列每个分布中的未知参数使用Fisher信息量决定Jeffreys无信息先验：

(1) Poisson分布 $P(\lambda)$ ；

(2) 二项分布 $b(n, p)$ ，其中 n 已知；

(3) Gamma分布 $\Gamma(\alpha, \lambda)$ ，其中 α 已知。

解：

(1)

$$P(x=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}, P(\mathbf{x}|\lambda) = \frac{\lambda^{\sum_{i=1}^n x_i}}{\prod_{i=1}^n x_i!} e^{-\lambda n}$$

对数似然函数为

$$l(\lambda|\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i \ln \lambda - \sum_{i=1}^n \ln x_i! - \lambda n.$$

故有

$$I(\lambda) = E_{X|\lambda} \left\{ -\frac{\partial^2 l}{\partial \lambda^2} \right\} = E \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\lambda^2} \right\} = \frac{n}{\lambda}$$

$$\text{故 } \pi(\lambda) = [I(\lambda)]^{1/2} = \sqrt{\frac{n}{\lambda}}.$$

(2)

$$P(\mathbf{x}|\theta) = \prod_{i=1}^n \binom{n}{x_i} \theta^{x_i} (1-\theta)^{n-x_i}$$

对数似然函数为

$$l(\theta|\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \ln \binom{n}{x_i} + \sum_{i=1}^n x_i \ln \theta + \left(n^2 - \sum_{i=1}^n x_i \right) \ln(1-\theta)$$

故有

$$I(\theta) = E \left\{ -\frac{\partial^2 l}{\partial \theta^2} \right\} = E \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\theta^2} + \frac{n^2 - \sum_{i=1}^n x_i}{(1-\theta)^2} \right\} = \frac{n^2}{\theta} + \frac{n^2}{1-\theta}$$

$$\text{故 } \pi(\theta) = [I(\theta)]^{1/2} = n \sqrt{\frac{1}{\theta} + \frac{1}{1-\theta}}$$

(3)

$$f(\mathbf{x}|\lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x_i^{\alpha-1} e^{-\lambda x_i} = \left(\frac{\lambda^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \right)^n \prod_{i=1}^n x_i^{\alpha-1} e^{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i}$$

对数似然函数为

$$l(\lambda|\mathbf{x}) = n\alpha \ln \lambda - n \ln \Gamma(\alpha) + (\alpha-1) \sum_{i=1}^n \ln x_i - \lambda \sum_{i=1}^n x_i$$

故有

$$I(\theta) = E \left\{ -\frac{\partial^2 l}{\partial \theta^2} \right\} = E \left\{ \frac{n\alpha}{\lambda^2} \right\} = \frac{n\alpha}{\lambda^2}$$

$$\text{故 } \pi(\theta) = [I(\theta)]^{1/2} = \frac{\sqrt{n\alpha}}{\lambda}.$$

7、设随机变量 X 服从负二项分布，其概率分布为

$$f(x|p) = \binom{x-1}{k-1} p^k (1-p)^{x-k}, \quad x = k, k+1, \dots.$$

证明其成功概率 p 的共轭先验分布族为 $Beta$ 分布族。

解：

取先验分布为 $Beta$ 分布，即

$$\pi(p) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} p^{a-1} (1-p)^{b-1}.$$

故有

$$\begin{aligned} \pi(p|x) &= \frac{\binom{x-1}{k-1} p^k (1-p)^{x-k} \cdot \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} p^{a-1} (1-p)^{b-1}}{\int_0^1 \binom{x-1}{k-1} p^k (1-p)^{x-k} \cdot \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} p^{a-1} (1-p)^{b-1} dp} \\ &= \frac{p^{k+a-1} (1-p)^{x-k+b-1}}{\int_0^1 p^{k+a-1} (1-p)^{x-k+b-1} dp} \\ &= \frac{\Gamma(k+a+x-k+b)}{\Gamma(k+a)\Gamma(x-k+b)} p^{k+a-1} (1-p)^{x-k+b-1} \end{aligned}$$

即后验分布是 $Beta$ 分布 $Be(k+a, x-k+b)$. 先验分布和后验分布都是 $Beta$ 分布，故成功概率 p 的共轭先验分布族为 $Beta$ 分布族。

8、设随机变量 X 服从参数为 λ 的指数分布 $Exp(\lambda)$, 证明指数分布中参数 λ 的共轭先验分布族为 $Gamma$ 分布族。

解：

取先验分布为 $Gamma(\alpha, \beta)$ 分布，即

$$\pi(\lambda) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \lambda^{\alpha-1} e^{-\beta\lambda}$$

故有

$$\begin{aligned} \pi(\lambda|x) &= \frac{\lambda e^{-\lambda x} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \lambda^{\alpha-1} e^{-\beta\lambda}}{\int_0^1 \lambda e^{-\lambda x} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \lambda^{\alpha-1} e^{-\beta\lambda} d\lambda} = \frac{\lambda^\alpha e^{-(x+\beta)\lambda}}{\int_0^1 \lambda^\alpha e^{-(x+\beta)\lambda} d\lambda} \\ &= \frac{(x+\beta)^{\alpha+1}}{\Gamma(\alpha+1)} \lambda^\alpha e^{-(x+\beta)\lambda} \end{aligned}$$

即后验分布是 $Gamma$ 分布 $Ga(\alpha+1, x+\beta)$. 先验分布和后验分布都是 $Gamma$ 分布，故参数 λ 的共轭先验分布族为 $Gamma$ 分布族。

9、设随机变量 X 服从指数型分布，其密度函数为 $f(x|\theta) = \exp\{a(\theta)b(x) + c(\theta) + d(x)\}$ ，其中 $a(\theta), c(\theta)$ 是 θ 的函数， $b(x), d(x)$ 是 x 的函数。证明先验分布 $h(\theta) = Ae^{k_1 a(\theta) + k_2 c(\theta)}$ 是参数 θ 的共轭先验分布，其中 A 为常数， k_1, k_2 是与 θ 无关的常数。

解：

取先验分布 $h(\theta) = Ae^{k_1 a(\theta) + k_2 c(\theta)}$ ，则后验分布

$$h(\theta|x) \propto f(x|\theta)h(\theta) \propto \exp\{a(\theta)b(x) + c(\theta)\} \cdot \exp\{k_1 a(\theta) + k_2 c(\theta)\} \propto e^{[k_1 + b(x)]a(\theta) + [k_2 + 1]c(\theta)}$$

易知上式右边是 “ $Ae^{[k_1 + b(x)]a(\theta) + [k_2 + 1]c(\theta)}$ 的核”，故得证。

10、设随机变量 X 的密度函数为

$$f(x|\lambda) = \begin{cases} \lambda^{-1} e^{-x/\lambda}, & 0 < x < \infty. \\ 0, & x \leq 0. \end{cases}$$

证明参数 λ 的共轭先验分布族为逆 *Gamma* 分布族。

解：

设 λ 服从逆 *Gamma* 分布 $\Gamma^{-1}(\alpha, \beta)$ ，故

$$\pi(\lambda) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \lambda^{-(\alpha+1)} e^{-\beta/\lambda}.$$

则后验分布

$$\pi(\lambda|x) \propto f(x|\lambda)\pi(\lambda) \propto \lambda^{-1} e^{-x/\lambda} \lambda^{-(\alpha+1)} e^{-\beta/\lambda} = \lambda^{-(\alpha+2)} e^{-(x+\beta)/\lambda}$$

易知上式右边是 $\Gamma^{-1}(\alpha + 1, \beta + x)$ 的核，故得证。

11、设 $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ 是从均匀分布 $U(0, \theta)$ 中抽取的简单样本，又假设 θ 的先验分布是 *Pareto* 分布，其密度函数为

$$\pi(\theta) = \begin{cases} \frac{\alpha \theta_0^\alpha}{\theta^{\alpha+1}}, & \theta > \theta_0, \\ 0, & \theta \leq \theta_0. \end{cases}$$

其中 $\theta_0 > 0, \alpha > 0$ 。证明 *Pareto* 分布是 $U(0, \theta)$ 中端点 θ 的共轭先验分布。

解：

$$f(\mathbf{x}|\theta) = \frac{1}{\theta^n} \propto \frac{1}{\theta^n}$$

$$\pi(\theta|\mathbf{x}) \propto f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta) \propto \frac{1}{\theta^n} \cdot \frac{1}{\theta^{\alpha+1}} \propto \frac{1}{\theta^{n+\alpha+1}}$$

故有

$$\pi(\theta|\mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{(n+\alpha)\theta_0^{n+\alpha}}{\theta^{n+\alpha+1}}, & \theta > \theta_0, \\ 0, & \theta \geq \theta_0. \end{cases}$$

故 *Pareto* 分布是 $U(0, \theta)$ 中端点 θ 的共轭先验分布.

12、从一批产品中抽检 100 个, 发现 3 个不合格品, 假定产品不合格率 θ 的先验分布为 *Beta* 分布 $Be(2, 200)$, 求 θ 的后验分布.

解:

设事件 A 为抽检 100 个, 发现 3 个不合格品, 则

$$p(x|\theta) = \binom{100}{3} \theta^3 (1-\theta)^{97}$$

$$\pi(\theta|x) = \frac{p(x|\theta)\pi(\theta)}{\int_0^1 p(x|\theta)\pi(\theta)d\theta} = \frac{\theta^3(1-\theta)^{97} \cdot \theta(1-\theta)^{199}}{\int_0^1 \theta^4(1-\theta)^{296}d\theta} = \frac{\Gamma(302)}{\Gamma(5)\Gamma(297)} \theta^4(1-\theta)^{296}$$

故 θ 的后验分布为 *Beta* (5, 297).

13、设 X_1, \dots, X_n 为从正态总体 $N(\theta, 2^2)$ 中抽取随机样本, 又设 θ 的先验分布为正态分布.

(1) 若样本容量 $n = 100$, 证明不管先验标准差为多少, 后验标准差一定小于 $1/5$.

(2) 若 θ 的先验分布的标准差为 1, 要使后验方差不超过 0.1, 最少要抽取样本容量多大的样本?

解:

(1)

设先验分布为 $N(\mu, \tau^2)$, 则

$$\pi(\theta|\bar{x}) \sim N(\mu_n(\bar{x}), \eta_n^2).$$

其中

$$\eta_n^2 = \frac{\sigma^2\tau^2}{n\tau^2 + \sigma^2}$$

故 $n = 100$ 时,

$$\eta_n^2 = \frac{4\tau^2}{4 + 100\tau^2} < \frac{4\tau^2}{100\tau^2} = \frac{1}{25}, \text{故 } \eta_n < \frac{1}{5}.$$

(2)

$$\eta_n^2 = \frac{\sigma^2\tau^2}{n\tau^2 + \sigma^2} = \frac{4}{n+4} < 0.1$$

解得

$$n > 36.$$

14、设随机变量 X 服从几何分布 $p(x|\theta) = P(X = x|\theta) = \theta(1-\theta)^{x-1}, x = 1, 2, \dots$, 其中参

数 θ 的先验分布为均匀分布 $U(0, 1)$.

- (1) 若只对 X 作一次观察, 观察值为3, 求 θ 的后验期望估计;
 (2) 若对 X 作三次观察, 观察值为3, 2, 5, 求 θ 的后验期望估计.

解: :

(1)

$$p(x|\theta) = \theta(1-\theta)^2, \pi(\theta) = 1$$

$$\pi(\theta|x) \propto p(x|\theta)\pi(\theta) \propto \theta(1-\theta)^2 \sim Be(2, 3)$$

故后验期望估计为

$$E(\theta|x) = \hat{\theta}_E = \frac{2}{2+3} = 0.4$$

(2)

$$p(x|\theta) = \theta^3(1-\theta)^7, \pi(\theta) = 1,$$

$$\pi(\theta|x) \propto p(x|\theta)\pi(\theta) \propto \theta^3(1-\theta)^7 \sim Be(4, 8)$$

故后验期望估计为

$$E(\theta|x) = \hat{\theta}_E = \frac{4}{4+8} = \frac{1}{3}$$

15、对正态总体 $N(\theta, 1)$ 作三次观察, 获得样本的具体观察值为2, 4, 3. 若 θ 的先验分布为正态分布 $N(3, 1)$, 求 θ 的可信系数为0.95的可信区间.

解:

设先验分布为 $N(\mu, \tau^2)$, 则

$$\pi(\theta|\bar{x}) \sim N(\mu_n(\bar{x}), \eta_n^2).$$

其中

$$\mu_n(\bar{x}) = \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + n\tau^2}\mu + \frac{n\tau^2}{\sigma^2 + n\tau^2}\bar{x}, \eta_n^2 = \frac{\sigma^2\tau^2}{n\tau^2 + \sigma^2}$$

解得

$$\mu_n(\bar{x}) = \frac{1}{1+3} \cdot 3 + \frac{3}{1+3} \cdot 3 = 3, \eta_n^2 = \frac{1 \times 1}{3+1} = 0.25$$

故 θ 的可信系数为0.95的可信区间为

$$[\mu_n(\bar{x}) - \eta_n u_{\alpha/2}, \mu_n(\bar{x}) + \eta_n u_{\alpha/2}] = [2.02, 3.98]$$

16、接到船运来的一大批零件, 从中抽检5件, 看有多少次品, 假设零件中的次品数 X 服从二项分布 $b(5, \theta)$. 从以往各批的情况中已知 θ 的先验分布为贝塔分布 $Be(1, 9)$, 若观测值 $X=0$, 求 θ 的可信系数为95%且长度最短的可信区间.

解: 由例7.2.9可知 θ 的后验分布为 $Be(x+a, n-x+b)$, 即 $Be(1, 14)$.

可信区间满足以下条件

$$P(c \leq \theta \leq d) = 1 - \alpha$$

故有

$$\int_c^d 14(1-\theta)^{13} d\theta = (1-c)^{14} - (1-d)^{14} = 1 - \alpha$$

$g(\theta) = 14(1-\theta)^{13}$ 是关于 θ 的单调减函数. 故 $c=0$, 时 $d-c$ 最小, 即 $d = 1 - \sqrt[14]{\alpha}$ 时, 可信区间长度最短.

17、设 X 为从总体中抽取的样本, 总体密度 $f(x|\theta)$ 和 θ 的先验密度 $\pi(\theta)$ 分别为

$$f(x|\theta) = \begin{cases} e^{-(x-\theta)}, & x > \theta, \\ 0, & x \leq \theta. \end{cases} \quad \pi(\theta) = \begin{cases} e^{-\theta}, & \theta > 0, \\ 0, & \theta \leq 0. \end{cases}$$

求检验问题 $H_0: \theta \leq 1 \leftrightarrow H_1: \theta > 1$.

解:

$$\pi(\theta|x) = \frac{f(x|\theta)\pi(\theta)}{\int_0^x f(x|\theta)\pi(\theta)d\theta} = \frac{e^{-x}}{\int_0^x e^{-x} d\theta} = x$$

$$\alpha_0 = P(\theta \in \Theta_0) = \int_0^1 e^{-x} d\theta = e^{-x}$$

$$\alpha_1 = P(\theta \in \Theta_1) = \int_1^x e^{-x} d\theta = (x-1)e^{-x}$$

$$\frac{\alpha_0}{\alpha_1} = \frac{1}{x-1}, \text{故当 } x < 2 \text{ 时, 肯定 } H_0, x \geq 2 \text{ 时, 拒绝 } H_0.$$

18、设 X_1, \dots, X_m *i.i.d.* $\sim N(a, 1)$, Y_1, \dots, Y_n *i.i.d.* $\sim N(b, 1)$, 其中 a, b 为参数, 又样本 $X_1, \dots, X_m, Y_1, \dots, Y_n$ 独立. 令 $\theta = (a, b)$ 的先验分布为: a, b 独立, $a \sim N(\mu_1, \tau_1^2)$, $b \sim N(\mu_2, \tau_2^2)$. 求检验问题 $H_0: a - b \leq 0 \leftrightarrow H_1: a - b > 0$.

解:

a, b 的后验分布分别为

$$\pi(a|\mathbf{x}) \sim N(\mu_m(\bar{x}), \eta_m^2), \pi(b|\mathbf{y}) \sim N(\mu_n(\bar{y}), \eta_n^2)$$

其中

$$\mu_m(\bar{x}) = \frac{1}{1+m\tau_1^2}\mu_1 + \frac{m\tau_1^2}{1+m\tau_1^2}\bar{x}, \eta_m^2 = \frac{\tau_1^2}{m\tau_1^2+1}$$

$$\mu_n(\bar{y}) = \frac{1}{1+n\tau_2^2}\mu_2 + \frac{n\tau_2^2}{1+n\tau_2^2}\bar{y}, \eta_n^2 = \frac{\tau_2^2}{n\tau_2^2+1}$$

因为 a, b 独立, 故

$$\pi(a, b | \mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{1}{2\pi\eta_m\eta_n} \exp \left\{ -\frac{(a - \mu_m(\bar{x}))^2}{2\eta_m^2} - \frac{(b - \mu_n(\bar{y}))^2}{2\eta_n^2} \right\}$$

因此

$$\alpha_0 = P(\theta \in \Theta_0 | \mathbf{x}, \mathbf{y}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^b \frac{1}{2\pi\eta_m\eta_n} \exp \left\{ -\frac{(a - \mu_m(\bar{x}))^2}{2\eta_m^2} - \frac{(b - \mu_n(\bar{y}))^2}{2\eta_n^2} \right\} da db$$

$$\alpha_1 = P(\theta \in \Theta_1 | \mathbf{x}, \mathbf{y}) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_b^{+\infty} \frac{1}{2\pi\eta_m\eta_n} \exp \left\{ -\frac{(a - \mu_m(\bar{x}))^2}{2\eta_m^2} - \frac{(b - \mu_n(\bar{y}))^2}{2\eta_n^2} \right\} da db$$

若 $\frac{\alpha_0}{\alpha_1} > 1$, 则接受 H_0 , 否则拒绝 H_0 .

19、设 X_1, \dots, X_n 是来自正态总体 $N(\mu, 1)$ 的一个样本, 其中未知参数 μ 的先验分布是 $N(0, 1)$, 在平方损失函数即 $L(\mu, \hat{\mu}) = (\mu - \hat{\mu})^2$ 下求 μ 的 Bayes 估计.

解:

已知若先验分布为 $N(\mu, \tau^2)$, 则

$$\pi(\mu | \bar{x}) \sim N(\mu_n(\bar{x}), \eta_n^2).$$

其中

$$\mu_n(\bar{x}) = \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + n\tau^2} \mu + \frac{n\tau^2}{\sigma^2 + n\tau^2} \bar{x}, \eta_n^2 = \frac{\sigma^2 \tau^2}{n\tau^2 + \sigma^2}$$

故平方损失下 μ 的 Bayes 估计是

$$\hat{\mu}_B(x) = E(\mu | x) = \mu_n(\bar{x}) = 0 + \frac{1}{1/n + 1} \bar{x} = \frac{n}{n+1} \bar{X}.$$

20、设 X_1, \dots, X_n 是来自参数为 θ 的几何分布 (参见题14) 的一个样本, 假如未知参数 θ 的先验分布为 Beta 分布 $Be(\alpha, \beta)$. 在平方损失函数下求 θ 的 Bayes 估计.

解:

$$p(\mathbf{x} | \theta) = \theta^n (1 - \theta)^{\sum_{i=1}^n x_i - n}, \pi(\theta) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \theta^{\alpha-1} (1 - \theta)^{\beta-1}$$

$$\pi(\theta | \mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x} | \theta) \pi(\theta)}{\int_0^1 p(\mathbf{x} | \theta) \pi(\theta) d\theta} = \frac{\theta^{n+\alpha-1} (1 - \theta)^{\sum_{i=1}^n x_i - n + \beta - 1}}{\int_0^1 \theta^{n+\alpha-1} (1 - \theta)^{\sum_{i=1}^n x_i - n + \beta - 1}}$$

$$= \frac{\Gamma\left(\alpha + \beta + \sum_{i=1}^n x_i\right)}{\Gamma(n + \alpha)\Gamma\left(\sum_{i=1}^n x_i - n + \beta\right)} \theta^{n+\alpha-1} (1 - \theta)^{\sum_{i=1}^n x_i - n + \beta - 1}$$

故平方损失函数下 θ 的 Bayes 估计为

$$\hat{\theta}_B(x) = E(\theta|x) = \frac{n + \alpha}{\alpha + \beta + \sum_{i=1}^n x_i}.$$

21、设 X_1, \dots, X_n 为取自参数为 θ 的 *Poisson* 分布的一个样本，假如未知参数 θ 的先验分布是伽马分布，其密度为

$$h(\theta) = \begin{cases} \theta e^{-\theta}, & \theta > 0, \\ 0, & \theta \leq 0. \end{cases}$$

在平方损失函数下，求 θ 的 *Bayes* 估计。

解：

$$p(\mathbf{x}|\theta) = \frac{\theta^{\sum_{i=1}^n x_i}}{\prod_{i=1}^n x_i!} e^{-n\theta}$$

$$h(\theta|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|\theta)h(\theta)}{\int_0^{+\infty} p(\mathbf{x}|\theta)h(\theta)d\theta} = \frac{\theta^{1+\sum_{i=1}^n x_i} e^{-(n+1)\theta}}{\int_0^{+\infty} \theta^{1+\sum_{i=1}^n x_i} e^{-(n+1)\theta} d\theta} = \frac{(n+1)^{\sum_{i=1}^n x_i + 2}}{\Gamma\left(\sum_{i=1}^n x_i + 2\right)} \theta^{1+\sum_{i=1}^n x_i} e^{-(n+1)\theta}$$

故 θ 的后验分布为 $Ga\left(\sum_{i=1}^n x_i + 2, n + 1\right)$ ，故 θ 的 *Bayes* 估计为

$$\hat{\theta}_B(x) = E(\theta|x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i + 2}{n + 1}.$$

22、某产品的寿命服从指数分布 $Exp(\theta)$. 对 n 个这种产品进行寿命试验，获得了一个样本 X_1, \dots, X_n ，假如未知参数 θ 的先验分布为 *Gamma* 分布 $\Gamma(\beta, \alpha)$. 在平方损失下，试求 θ 和 $1/\theta$ 的 *Bayes* 估计。

解：

$$f(\mathbf{x}|\theta) = \theta^n e^{-\theta \sum_{i=1}^n x_i}, \pi(\theta) = \frac{\alpha^\beta}{\Gamma(\beta)} \theta^{\beta-1} e^{-\alpha\theta}$$

$$\begin{aligned} \pi(\theta|\mathbf{x}) &= \frac{f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta)}{\int_0^{+\infty} f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta)d\theta} = \frac{\theta^{n+\beta-1} e^{-(\alpha+\sum_{i=1}^n x_i)\theta}}{\int_0^{+\infty} \theta^{n+\beta-1} e^{-(\alpha+\sum_{i=1}^n x_i)\theta} d\theta} \\ &= \frac{\left(\alpha + \sum_{i=1}^n x_i\right)^{n+\beta}}{\Gamma(n+\beta)} \theta^{n+\beta-1} e^{-(\alpha+\sum_{i=1}^n x_i)\theta} \end{aligned}$$

即 θ 的后验分布为 $Ga\left(n + \beta, \alpha + \sum_{i=1}^n x_i\right)$ ，则 θ 的 *Bayes* 估计为

$$\hat{\theta}_B(x) = E(\theta|x) = \frac{n + \beta}{\alpha + \sum_{i=1}^n x_i}$$

$1/\theta$ 的Bayes估计为

$$\widehat{(1/\theta)}_B = E(1/\theta|x) = \frac{n + \beta}{\alpha + \sum_{i=1}^n x_i - 1}$$

23、设 X_1, \dots, X_n 是从均匀分布 $\{U(0, \theta), \theta > 0\}$ 中抽取的简单样本. 设 θ 的先验分布为 $U(0, a), a > 0$ 已知. 求平方损失下 θ 的Bayes估计.

解:

$$f(\mathbf{x}|\theta) = \frac{1}{\theta^n} I_{(0, \theta)}(x_{(n)}), \pi(\theta) = \frac{1}{a} I_{(0, a)}(\theta)$$

$$\pi(\theta|\mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta)}{\int_0^{+\infty} f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta)d\theta} = \frac{\frac{1}{\theta^n}}{\int_{x_{(n)}}^a \frac{1}{\theta^n} d\theta} = \frac{n-1}{[x_{(n)}^{1-n} - a^{1-n}]\theta^n}$$

故 θ 的Bayes估计为

$$\hat{\theta}_B(x) = E(\theta|x) = \int_{x_{(n)}}^a \frac{n-1}{[x_{(n)}^{1-n} - a^{1-n}]\theta^{n-1}} d\theta = \frac{n-1}{n} \cdot \frac{x_{(n)}^{-n} - a^{-n}}{x_{(n)}^{1-n} - a^{1-n}}$$

24、设 X_1, \dots, X_n 是来自正态总体 $N(0, \tau)$ 的一个样本, 其中方差 τ 的先验分布为逆Gamma分布, 即

$$h(\tau) = \begin{cases} \frac{\alpha^\beta}{\Gamma(\beta)} \tau^{-(\beta+1)} e^{-\frac{\alpha}{\tau}}, & \tau > 0, \\ 0, & \tau \leq 0. \end{cases}$$

在加权平方损失函数 $L(\tau, \hat{\tau}) = (\tau - \hat{\tau})^2 / \tau^2$ 下, 求 τ 的Bayes估计.

解:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}|\tau) &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\tau}}\right)^n e^{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2\tau}} \\ h(\tau|\mathbf{x}) &= \frac{f(\mathbf{x}|\tau)h(\tau)}{\int_0^{+\infty} f(\mathbf{x}|\tau)h(\tau)d\tau} = \frac{\tau^{-(\frac{n}{2}+\beta+1)} e^{-\frac{\alpha + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^n x_i^2}{\tau}}}{\int_0^{+\infty} \tau^{-(\frac{n}{2}+\beta+1)} e^{-\frac{\alpha + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^n x_i^2}{\tau}} d\tau} \\ &= \frac{\left(\alpha + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^n x_i^2\right)^{\frac{n}{2}+\beta}}{\Gamma\left(\frac{n}{2} + \beta\right)} \tau^{-(\frac{n}{2}+\beta+1)} e^{-\frac{\alpha + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^n x_i^2}{\tau}} \end{aligned}$$

故 τ 的后验分布为 $\Gamma^{-1}\left(\frac{n}{2} + \beta, \alpha + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n x_i^2\right)$, 设 $k = \frac{n}{2} + \beta, \lambda = \alpha + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n x_i^2$,

$$\begin{aligned} E(\tau w(\tau) | \mathbf{x}) &= E(\tau^{-1} | \mathbf{x}) = \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^k}{\Gamma(k)} \tau^{-(k+2)} e^{-\frac{\lambda}{\tau}} d\tau \\ &= \frac{\Gamma(k+1)}{\lambda \Gamma(k)} \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^{k+1}}{\Gamma(k+1)} \tau^{-(k+2)} e^{-\frac{\lambda}{\tau}} d\tau \\ &= \frac{k}{\lambda} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E(w(\tau) | \mathbf{x}) &= E(\tau^{-2} | \mathbf{x}) = \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^k}{\Gamma(k)} \tau^{-(k+3)} e^{-\frac{\lambda}{\tau}} d\tau \\ &= \frac{\Gamma(k+2)}{\lambda^2 \Gamma(k)} \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^{k+2}}{\Gamma(k+2)} \tau^{-(k+3)} e^{-\frac{\lambda}{\tau}} d\tau \\ &= \frac{k(k+1)}{\lambda^2} \end{aligned}$$

因此得到

$$\hat{\tau}_B = \frac{E(\tau w(\tau) | \mathbf{x})}{E(w(\tau) | \mathbf{x})} = \frac{\lambda}{k+1} = \frac{\alpha + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n x_i^2}{\frac{n}{2} + \beta + 1}.$$

25、设 $X \sim b(n, \theta), \theta \sim Be(\alpha, \beta)$, 在损失函数

$$L(a, \theta) = \frac{(\theta - a)^2}{\theta(1 - \theta)}$$

下, 求 θ 的Bayes估计.

解:

$$\begin{aligned} \pi(\theta | x) &= \frac{f(x | \theta) \pi(\theta)}{\int_0^1 f(x | \theta) \pi(\theta) d\theta} = \frac{\theta^{x+\alpha-1} (1-\theta)^{n-x+\beta-1}}{\int_0^1 \theta^{x+\alpha-1} (1-\theta)^{n-x+\beta-1} d\theta} \\ &= \frac{\Gamma(n+\alpha+\beta)}{\Gamma(x+\alpha) \Gamma(n-x+\beta)} \theta^{x+\alpha-1} (1-\theta)^{n-x+\beta-1} \end{aligned}$$

即 θ 的后验分布为 $Be(x+\alpha, n-x+\beta)$, 即 $k = x+\alpha, \lambda = n-x+\beta$, 则

$$\begin{aligned} E(\theta w(\theta) | x) &= \int_0^1 \frac{\Gamma(k+\lambda)}{\Gamma(k) \Gamma(\lambda)} \theta^{k-1} (1-\theta)^{\lambda-2} d\theta \\ &= \frac{\Gamma(\lambda-1) \Gamma(k+\lambda)}{\Gamma(\lambda) \Gamma(k+\lambda-1)} \int_0^1 \frac{\Gamma(k+\lambda-1)}{\Gamma(k) \Gamma(\lambda-1)} \theta^{k-1} (1-\theta)^{\lambda-2} d\theta \\ &= \frac{k+\lambda-1}{\lambda-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E(w(\theta)|x) &= \int_0^1 \frac{\Gamma(k+\lambda)}{\Gamma(k)\Gamma(\lambda)} \theta^{k-2}(1-\theta)^{\lambda-2} d\theta \\ &= \frac{\Gamma(k+\lambda)\Gamma(k-1)\Gamma(\lambda-1)}{\Gamma(k)\Gamma(\lambda)\Gamma(k+\lambda-2)} \int_0^1 \frac{\Gamma(k+\lambda-2)}{\Gamma(k-1)\Gamma(\lambda-1)} \theta^{k-2}(1-\theta)^{\lambda-2} d\theta \\ &= \frac{(k+\lambda-1)(k+\lambda-2)}{(k-1)(\lambda-1)} \end{aligned}$$

因此得到

$$\hat{\theta}_B = \frac{E(\theta w(\theta)|x)}{E(w(\theta)|x)} = \frac{k-1}{k+\lambda-2} = \frac{x+\alpha-1}{n+\alpha+\beta-2}.$$

26、接到船运来的一大批零件，从中抽检5件.假设其中不合格品数 $X \sim b(5, \theta)$ ，又从以往各批的先验信息中确定 θ 的先验分布为 $Be(1, 9)$.若观察值为 $x=0$ ，在下列损失函数下求检验问题：

$$H_0: 0 \leq \theta \leq 0.15 \leftrightarrow H_1: \theta > 0.15.$$

设行动 a_i 表示接受 $H_i, i=0, 1$.

$$\begin{aligned} (1) L(a_0, \theta) &= \begin{cases} 0, & \theta \leq 0.15, \\ 1, & \theta > 0.15, \end{cases} & L(a_1, \theta) &= \begin{cases} 2, & \theta \leq 0.15, \\ 0, & \theta > 0.15. \end{cases} \\ (2) L(a_0, \theta) &= \begin{cases} 0, & \theta \leq 0.15, \\ 1, & \theta > 0.15, \end{cases} & L(a_1, \theta) &= \begin{cases} 0.15 - \theta, & \theta \leq 0.15, \\ 0, & \theta > 0.15. \end{cases} \end{aligned}$$

解： $p(x|\theta) = \binom{5}{x} \theta^x (1-\theta)^{5-x}, \pi(\theta) = 9(1-\theta)^8$

$$\begin{aligned} \pi(\theta|x) &= \frac{p(x|\theta)\pi(\theta)}{\int_0^1 p(x|\theta)\pi(\theta)d\theta} \\ &= \frac{\theta^x(1-\theta)^{13-x}}{\int_0^1 \theta^x(1-\theta)^{13-x}d\theta} \\ &= \frac{\Gamma(15)}{\Gamma(x+1)\Gamma(14-x)} \theta^x(1-\theta)^{13-x} \end{aligned}$$

$x=0$, 故 $\theta|x \sim Be(1, 14)$

$$(1) R(a_0|x) = \int_{\Theta_1} \pi(\theta|x) d\theta = \int_{0.15}^1 14(1-\theta)^{13} d\theta = 0.103$$

$$R(a_1|x) = \int_0^{0.15} 2 \times 14(1-\theta)^{13} d\theta = 1.794,$$

$R(a_0|x) < R(a_1|x)$, 故接受 H_0 ,

$$(2) R(a_0|x) = \int_{0.15}^1 14(1-\theta)^{13} d\theta = 0.103$$

$$R(a_1|x) = \int_0^{0.15} 14(0.15 - \theta)(1 - \theta)^{13} d\theta = 0.011$$

$R(a_0|x) > R(a_1|x)$, 故否定 H_0 , 接受 H_1 .

27、在上题中若取损失函数为 0-1 损失, 其他不变, 考虑检验问题

$$H_0: 0 \leq \theta \leq 0.15 \leftrightarrow H_1: \theta > 0.15.$$

解:

$$P(\Theta_0|x) = P(0 \leq \theta \leq 0.15 | x) = \int_0^{0.15} 14(1 - \theta)^{13} d\theta = 0.897$$

$$P(\Theta_1|x) = P(\theta > 0.15 | x) = \int_{0.15}^1 14(1 - \theta)^{13} d\theta = 0.103$$

由于 $P(\Theta_0|x) > P(\Theta_1|x)$, 故接 H_0 .

28、设随机变量 X 服从二项分布 $b(n, \theta)$, $0 < \theta < 1$, 证明 $d(x) = x/n$ 在损失函数 $L(d, \theta) = (d - \theta)^2 / [\theta(1 - \theta)]$ 下是 θ 的极小极大估计. (提示: 先验分布取均匀分布)

解:

取先验分布为 $U(0, 1)$, 则

$$p(x|\theta) = C_n^x \theta^x (1 - \theta)^{n-x}, \pi(\theta) = 1,$$

则 θ 的后验分布为

$$\pi(\theta|x) = \frac{p(x|\theta)\pi(\theta)}{\int_0^1 p(x|\theta)\pi(\theta)d\theta} = \frac{\theta^x(1-\theta)^{n-x}}{\int_0^1 \theta^x(1-\theta)^{n-x}d\theta} = \frac{\Gamma(n+2)}{\Gamma(x+1)\Gamma(n-x+1)} \theta^x(1-\theta)^{n-x}$$

$$E(\theta w(\theta)|x) = \int_0^1 \frac{\Gamma(n+2)}{\Gamma(x+1)\Gamma(n-x+1)} \theta^x(1-\theta)^{n-x-1} d\theta = \frac{n+1}{n-x}$$

$$E(w(\theta)|x) = \int_0^1 \frac{\Gamma(n+2)}{\Gamma(x+1)\Gamma(n-x+1)} \theta^{x-1}(1-\theta)^{n-x-1} d\theta = \frac{n(n+1)}{x(n-x)}$$

故 θ 的 Bayes 估计为

$$\hat{\theta}_B = \frac{E(\theta w(\theta)|x)}{E(w(\theta)|x)} = \frac{x}{n}$$

风险函数为

$$R(d, \theta) = E \left[\frac{\left(\frac{X}{n} - \theta \right)^2}{\theta(1-\theta)} \right] = \frac{1}{\theta(1-\theta)} E \left(\frac{X^2}{n^2} - 2 \frac{\theta X}{n} + \theta^2 \right)$$

其中 $EX = n\theta, EX^2 = n\theta(1-\theta) + n^2\theta^2$

故

$$R(d, \theta) = \frac{1}{\theta(1-\theta)} E\left(\frac{X^2}{n^2} - 2\frac{\theta X}{n} + \theta^2\right) = \frac{1}{n}$$

$R(d, \theta)$ 为常数, 由定理7.5.1可知 $\frac{x}{n}$ 是 *Minimax* 估计.

29、设 X_1, \dots, X_n 为自正态总体 $N(0, \sigma^2)$ 中抽取的 *i.i.d.* 样本, 令 $\tau = \sigma^2$ 的先验分布为无信息先验, 即 $\pi(\tau) = (1/\tau)I_{(0, \infty)}(\tau)$, 取损失函数为 $L(d, \tau) = (d - \tau)^2/\tau^2$, 求 τ 的贝叶斯估计 $\hat{\tau}_B$, 并证明 $\hat{\tau}_B$ 是 τ 的 *Minimax* 估计.

解:

$$\pi(\tau|\mathbf{x}) = \frac{\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\tau}}\right)^n e^{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2\tau}} \frac{1}{\tau}}{\int_0^{+\infty} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\tau}}\right)^n e^{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2\tau}} \frac{1}{\tau} d\tau} = \frac{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2/2\right)^{\frac{n}{2}}}{\Gamma(n/2)} \tau^{-(n/2+1)} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2\tau}}$$

即后验分布为逆 *Gamma* 分布,

$$E(\tau w(\tau)|\mathbf{x}) = \int_0^{+\infty} \frac{1}{\tau} \pi(\tau|\mathbf{x}) d\tau = \frac{\Gamma(n/2 + 1)}{\sum_{i=1}^n x_i^2/2 \cdot \Gamma(n/2)}$$

$$E(w(\tau)|\mathbf{x}) = \int_0^{+\infty} \frac{1}{\tau^2} \pi(\tau|\mathbf{x}) d\tau = \frac{\Gamma(n/2 + 2)}{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2/2\right)^2 \cdot \Gamma(n/2)}$$

故

$$\hat{\tau}_B = \frac{E(\tau w(\tau)|\mathbf{x})}{E(w(\tau)|\mathbf{x})} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2/2 \cdot \Gamma(n/2 + 1)}{\Gamma(n/2 + 2)} = \frac{1}{n+2} \sum_{i=1}^n x_i^2$$

风险函数为

$$R(d, \tau) = E\left[\left(\frac{1}{n+2} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \tau\right)^2 / \tau^2\right] = E\left(\frac{1}{n+2} \sum_{i=1}^n x_i^2 / \tau - 1\right)^2$$

因为

$$\sum_{i=1}^n x_i^2 / \tau \sim \chi_n^2$$

故

$$R(d, \tau) = E\left[\frac{1}{(n+2)^2} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 / \tau\right)^2 - \frac{2}{n+2} \sum_{i=1}^n x_i^2 / \tau + 1\right]$$

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

$R(d, \tau)$ 为常数, 由定理7.5.1可知 $\hat{\tau}_B$ 是 *Minimax* 估计.

30、设 X_1, \dots, X_n *i.i.d.* $\sim N(\theta, 1)$, 要估计 θ . 令损失函数为平方损失, 取估计量为

$\hat{\theta}_n = c_1 X_1 + \cdots + c_n X_n$. 证明若 $c_1 + \cdots + c_n = 1$, 则除非 $c_1 = \cdots = c_n = 1/n$, $\hat{\theta}_n$ 是不可容许的.

解:

$$c_1 X_1 + \cdots + c_n X_n \sim N\left(\theta, \sum_{i=1}^n c_i^2\right)$$

$$\begin{aligned} R(\delta, \theta) &= E(c_1 X_1 + \cdots + c_n X_n - \theta)^2 = E(c_1 X_1 + \cdots + c_n X_n)^2 + \theta^2 - 2\theta E(c_1 X_1 + \cdots + c_n X_n) \\ &= \sum_{i=1}^n c_i^2 + \theta^2 + \theta^2 - 2\theta^2 = \sum_{i=1}^n c_i^2 \geq \frac{\left(\sum_{i=1}^n c_i\right)^2}{n} = \frac{1}{n} \end{aligned}$$

当且仅当 $c_1 = \cdots = c_n = 1/n$ 时成立, 且 $\hat{\theta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \in \Theta$, 故

若 $c_1 + \cdots + c_n = 1$, 当 c_1, \cdots, c_n 不为 $c_1 = \cdots = c_n = 1/n$ 情况时, 存在 δ_1 一致优于 δ , 即 δ 不可容许.