

习题A

1. 设 x_1, \dots, x_n 是来自正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$ 的样本值, μ 已知, 求 σ^2 的极大似然估计量.

解 σ^2 的似然函数为
$$L(\sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \right)^{\frac{n}{2}} e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$\therefore \ln L(\sigma^2) = \frac{n}{2} \ln(2\pi) + \frac{n}{2} \ln \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

$$\text{令 } \frac{d \ln L(\sigma^2)}{d \sigma^2} = \frac{n}{2\sigma^2} - \frac{1}{2} \frac{1}{(\sigma^2)^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 = 0, \text{ 得 } \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

$$\text{故 } \sigma^2 \text{ 的最大似然估计量为 } \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2$$

2. 设 x_1, \dots, x_n 是来自正态分布 $N(\mu, 1)$ 的样本值, 求 μ 的极大似然估计量.

解 μ 的似然函数为
$$L(\mu) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2}} = \left(\frac{1}{2\pi} \right)^{\frac{n}{2}} e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2}}$$

$$\therefore \ln L(\mu) = \frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

$$\text{令 } \frac{d \ln L(\mu)}{d \mu} = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) = 0, \text{ 得 } \hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x}$$

$$\text{故 } \mu \text{ 的最大似然估计量为 } \hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}$$

3. 设 X 服从区间 $[0, \lambda]$ ($\lambda > 0$) 上的均匀分布, λ 是未知参数, 而 x_1, \dots, x_n 是 X 的样本值, 试求出 λ 的极大似然估计量和矩估计量.

解 λ 的似然函数为 $L(\lambda) = \begin{cases} \lambda^{-n}, 0 < x_i \leq \lambda (i=1, 2, \dots, n) \\ 0, \text{ 其它} \end{cases} = \begin{cases} \lambda^{-n}, 0 < x_{(1)} \leq x_{(n)} \leq \lambda \\ 0, \text{ 其它} \end{cases}$

显然 λ 的似然函数 $L(\lambda)$ 为 λ 的减函数, 此外, 当 $\lambda < x_{(n)}$ 时, λ 的似然函数 $L(\lambda)$ 值为

零, 结合这两方面可知, λ 的极大似然估计值为 $\hat{\lambda}_1 = x_{(n)}$,

所以 λ 的最大似然估计量为 $\hat{\lambda}_1 = X_{(n)}$;

$\mu_1 = E(X) = \frac{\lambda}{2}$, 令 $\mu_1 = E(X) = \bar{X}$, 解得 λ 的矩估计量为 $\hat{\lambda}_2 = 2\bar{X}$.

4. 设总体 X 具有概率密度为 $f(x; \theta) = \begin{cases} c^{\frac{1}{\theta}} \frac{1}{\theta} x^{-(1+\frac{1}{\theta})}, & x \geq c, \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$ 其中参数 $0 < \theta < 1$,

c 为已知常数, 且 $c > 0$. 从中抽取一个样本 x_1, x_2, \dots, x_n , 求 θ 的矩估计和极大似然估计.

解 θ 的似然函数为 $L(\theta) = \begin{cases} c^{\frac{n}{\theta}} \frac{1}{\theta^n} \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{-(1+\frac{1}{\theta})}, & x_{(1)} > c, \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$

对数似然函数为 $\ln L(\theta) = \frac{n}{\theta} \ln c - n \ln \theta - (1 + \frac{1}{\theta}) \sum_{i=1}^n \ln x_i, x_{(1)} > c$,

令 $\frac{d \ln L(\theta)}{d\theta} = -\frac{n}{\theta^2} \ln c - \frac{n}{\theta} + \frac{1}{\theta^2} \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0$, 得 θ 的最大似然估计值为

$\hat{\theta}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln x_i - \ln c$, 所以 θ 的最大似然估计量为 $\hat{\theta}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln X_i - \ln c$;

$\mu_1 = E(X) = \int_c^{+\infty} c^{\frac{1}{\theta}} \frac{1}{\theta} x^{-\frac{1}{\theta}} dx = \frac{1}{\theta-1} c^{\frac{1}{\theta}} x^{1-\frac{1}{\theta}} \Big|_c^{+\infty} = \frac{c}{1-\theta}$, 令 $\mu_1 = \frac{c}{1-\theta} = \bar{X}$ 得 θ 的矩估

计量为 $\hat{\theta}_2 = 1 - \frac{c}{\bar{X}}$.

5. 设 X 服从区间 $[a, b]$ 上的均匀分布, 这里 a, b 是两个未知参数. 若 x_1, \dots, x_n (不全相等) 是 X 的样本值, 试求出 a, b 的最大似然估计量.

解 a, b 的似然函数为 $L(a, b) = \begin{cases} (b-a)^{-n}, & a < x_{(1)} \leq x_{(n)} < b, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$ 显然似然函数 $L(a, b)$ 为 b

的减函数, a 的增函数, 即一方面 b 越小, 似然函数 $L(a, b)$ 越大, 另一方面, $b \geq x_{(n)}$,

否则似然函数为 0, 综合这两方面可得 b 的最大似然估计值为 $\hat{b} = x_{(n)}$; 同样地, 一方面

a 越大, 另一方面, $a \leq x_{(1)}$, 否则似然函数为 0, 综合这两方面可得 a 的最大似然估计

值为 $\hat{a} = x_{(1)}$. 所以, a, b 的最大似然估计量为 $\hat{a} = X_{(1)}, \hat{b} = X_{(n)}$.

6. 设总体 X 具有分布率

X	1	2	3
概率	θ^2	$2\theta(1-\theta)$	$(1-\theta)^2$

其中 θ ($0 < \theta < 1$) 为未知参数, 已取得了样本值 $x_1 = 1, x_2 = 2, x_3 = 1$. 试求 θ 的矩估计值和极大似然估计值.

解 $\mu_1 = E(X) = 1 \cdot \theta^2 + 2 \cdot 2\theta(1-\theta) + 3 \cdot (1-\theta)^2 = 3 - 2\theta$,

令 $\mu_1 = 3 - 2\theta = \bar{x} = \frac{1}{3}(1+2+1) = \frac{4}{3}$, 得 θ 的矩估计值为 $\hat{\theta}_1 = \frac{5}{6}$;

θ 的似然函数为 $L(\theta) = \prod_{i=1}^3 P\{X_i = x_i\} = P\{X_1 = 1\}P\{X_2 = 2\}P\{X_3 = 1\} = 2\theta^5(1-\theta)$,

θ 的对数似然函数为 $\ln L(\theta) = \ln 2 + 5 \ln \theta + \ln(1-\theta)$, 令 $\frac{d \ln L(\theta)}{d\theta} = \frac{5}{\theta} - \frac{1}{1-\theta} = 0$,

得 θ 的极大似然估计值为 $\hat{\theta}_2 = \frac{5}{6}$.

7. 设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自参数为 λ 的泊松分布的样本, 试证对任意常数 k , 统计量 $k\bar{X} + (1-k)S^2$ 是 λ 的无偏估计量.

证明 因为 $E(\bar{X}) = E(X) = \lambda$, $E(S^2) = D(X) = \lambda$

对任意常数 k , 有 $E[k\bar{X} + (1-k)S^2] = kE(\bar{X}) + (1-k)E(S^2) = k\lambda + (1-k)\lambda = \lambda$

所以, 对任意 k , $k\bar{X} + (1-k)S^2$ 是 λ 的无偏估计.

8. 设总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, X_1, X_2, \dots, X_n 为一样本, $\sigma^2 = c \sum_{i=1}^{n-1} (X_{i+1} - X_i)^2$, 求参数 c , 使 $\hat{\sigma}^2$ 为 σ^2 的无偏估计.

解 由总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 可知 $X_{i+1} - X_i \sim N(0, 2\sigma^2)$, 所以

$$E[(X_{i+1} - X_i)^2] = D(X_{i+1} - X_i) + [E(X_{i+1} - X_i)]^2 = 2\sigma^2, \text{ 因此有}$$

$$E(\hat{\sigma}^2) = c \sum_{i=1}^{n-1} E[(X_{i+1} - X_i)^2] = c \sum_{i=1}^{n-1} 2\sigma^2 = 2(n-1)c\sigma^2 \stackrel{\text{令}}{=} \sigma^2 \Rightarrow c = \frac{1}{2(n-1)}$$

9. 设总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, μ 已知, σ 为未知参数, X_1, X_2, \dots, X_n 为一样本, $\hat{\sigma} = c \sum_{i=1}^n |X_i - \mu|$, 求参数 c , 使 $\hat{\sigma}$ 为 σ 的无偏估计.

解 由总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 可知, $\frac{X_i - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$, 所以

$$\begin{aligned} E|X_i - \mu| &= \sigma E \left| \frac{X_i - \mu}{\sigma} \right| = \sigma \int_{-\infty}^{+\infty} |y| \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2}} dy = \frac{2\sigma}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{+\infty} ye^{-\frac{y^2}{2}} dy \\ &= -\sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma e^{-\frac{y^2}{2}} \Big|_0^{+\infty} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma, \end{aligned}$$

所以

$$E(\hat{\sigma}) = c \sum_{i=1}^n E(|X_i - \mu|) = c \sum_{i=1}^n \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma = nc \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sigma \stackrel{\text{令}}{=} \sigma \Rightarrow c = \frac{1}{n} \sqrt{\frac{\pi}{2}}$$

10. 设 X_1, \dots, X_n 是来自某一个具有均值 θ 而方差有限的总体中抽出的样本. 证明:

对任何常数 c_1, \dots, c_n , 只要 $\sum_{i=1}^n c_i = 1$, 则 $\sum_{i=1}^n c_i X_i$ 必是 θ 的无偏估计. 但是, 只有在 $c_1 = \dots = c_n = 1/n$ 时方差达到最小 (指在上述形式的估计类中达到最小. 实际可以证明: \bar{X} 在 θ 的一切无偏估计类中也达到最小.)

$$\text{证明: } E\left(\sum_{i=1}^n c_i X_i\right) = \sum_{i=1}^n c_i E(X_i) = \sum_{i=1}^n c_i E(X) = \sum_{i=1}^n c_i E(X) = \left(\sum_{i=1}^n c_i\right) \theta = \theta \left(\text{当 } \sum_{i=1}^n c_i = 1\right).$$

$$E\left(\sum_{i=1}^n c_i X_i\right) = \sum_{i=1}^n c_i^2 D(X_i) = D(X) \left(\sum_{i=1}^n c_i^2\right) \geq \frac{1}{n} D(X)$$

因为在 $\sum_{i=1}^n c_i = 1$ 下 $\sum_{i=1}^n c_i^2$ 在 $c_1 = c_2 = \dots = c_n = \frac{1}{n}$ 时取最小值 $\frac{1}{n}$.

由拉格朗日乘数法, 令 $F(c_1, \dots, c_n, \lambda) = \sum_{i=1}^n c_i^2 + \lambda \left(\sum_{i=1}^n c_i - 1\right)$

$$\text{由 } \begin{cases} \frac{\partial F}{\partial c_i} = 2c_i + \lambda = 0 (i=1, 2, \dots, n) \\ \frac{\partial F}{\partial \lambda} = \sum_{i=1}^n c_i - 1 = 0 \end{cases} \quad \text{得唯一驻点 } c_1 = c_2 = \dots = c_n = \frac{1}{n}, \lambda = -\frac{2}{n}.$$

所以, $\sum_{i=1}^n c_i^2$ 在 $\sum_{i=1}^n c_i = 1$ 的最小值是当 $c_1 = c_2 = \dots = c_n = \frac{1}{n}$ 的取值 $\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{n}\right)^2 = \frac{1}{n}$.

11. 设 X_1, \dots, X_n 和 Y_1, \dots, Y_m 分别是来自正态总体 $N(\theta, \sigma_1^2)$ 和 $N(\theta, \sigma_2^2)$ 的样本,

σ_1^2 和 σ_2^2 都已知. (a) 找常数 c, d , 使 $\hat{\theta} = c\bar{X} + d\bar{Y}$ 为 θ 的无偏估计. 并使其方差最小 (在所有形如 $c\bar{X} + d\bar{Y}$ 的无偏估计类中最小).

解 由 $E(\hat{\theta}) = cE(\bar{X}) + dE(\bar{Y}) = c\theta + d\theta = \theta \Rightarrow c + d = 1$,

$$D(\hat{\theta}) = c^2 D(\bar{X}) + d^2 D(\bar{Y}) = c^2 \frac{\sigma_1^2}{n} + d^2 \frac{\sigma_2^2}{m} = c^2 \frac{\sigma_1^2}{n} + (1-c)^2 \frac{\sigma_2^2}{m},$$

显然上式时 c 的可导函数, 所以其最小值点必为驻点, 所以, 由

$$\frac{d}{dc} D(\hat{\theta}) = \frac{2c}{n} \sigma_1^2 - \frac{2(1-c)}{m} \sigma_2^2 = 0, \text{ 可得 } c = \frac{n\sigma_2^2}{m\sigma_1^2 + n\sigma_2^2}, \text{ 因此,}$$

$$d = 1 - c = \frac{m\sigma_1^2}{m\sigma_1^2 + n\sigma_2^2}.$$

12. 设总体 X 为离散型随机变量, 其分布律为 $P(X = -1) = (1 - \theta)/2$,

$P(X = 0) = 1/2$, $P(X = 1) = \theta/2$, X_1, \dots, X_n 为其样本.

(1) 求 θ 的 MLE (极大似然估计) $\hat{\theta}_1$;

(2) 求 θ 的矩估计 $\hat{\theta}_2$;

解 (1) 设 n_1, n_2 分别表示样本中取值为 -1, 取值为 1 的个数, 则 $n - n_1 - n_2$ 为样本中取

值为 0 的个数, 则此时 θ 的似然函数为 $L(\theta) = 2^{-n} \theta^{n_2} (1 - \theta)^{n_1}$,

对数似然函数为 $\ln L(\theta) = -n \ln 2 + n_2 \ln \theta + n_1 \ln(1 - \theta)$,

$$\text{令 } \frac{d \ln L(\theta)}{d\theta} = \frac{n_2}{\theta} - \frac{n_1}{1 - \theta} = 0, \text{ 得求 } \theta \text{ 的 MLE (极大似然估计) } \hat{\theta}_1 = \frac{n_2}{n_1 + n_2};$$

$$(2) \mu_1 = E(X) = -1 \times \frac{1 - \theta}{2} + 0 \times \frac{1}{2} + 1 \times \frac{\theta}{2} = \theta - \frac{1}{2},$$

$$\text{令 } \mu_1 = \bar{X} \text{ 得 } \theta \text{ 的矩估计为 } \hat{\theta}_2 = \bar{X} + \frac{1}{2}.$$

13. 设总体 X 的概率密度为 $f(x, \sigma) = \frac{1}{2\sigma} \exp\{-\frac{|x|}{\sigma}\}$, $\sigma > 0$, X_1, \dots, X_n 为其样本.

(1) 求 σ 的矩估计 $\hat{\sigma}_1$;

(2) 求 σ 的极大似然估计 $\hat{\sigma}_2$;

(3) 证明 σ 的极大似然估计 $\hat{\sigma}_2$ 为 σ 的无偏估计.

解 (1) $\mu_1 = E(X) = \frac{1}{2\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} x e^{-\frac{|x|}{\sigma}} dx = 0,$

$$\mu_2 = E(X^2) = \frac{1}{2\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 e^{-\frac{|x|}{\sigma}} dx = \frac{1}{\sigma} \int_0^{+\infty} x^2 e^{-\frac{x}{\sigma}} dx = \sigma^2 \int_0^{+\infty} t^2 e^{-t} dt = 2\sigma^2,$$

令 $\mu_2 = A_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2$, 得 σ 的矩估计为 $\hat{\sigma}_1 = \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n X_i^2}$;

(2) σ 的似然函数为 $L(\sigma) = 2^{-n} \sigma^{-n} e^{-\frac{1}{\sigma} \sum_{i=1}^n |x_i|}$,

所以 $\ln L(\sigma) = -n \ln 2 - n \ln \sigma - \frac{1}{\sigma} \sum_{i=1}^n |x_i|$, 令 $\frac{d \ln L(\sigma)}{d\sigma} = -\frac{n}{\sigma} + \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n |x_i| = 0$, 得

σ 的极大似然估计为 $\hat{\sigma}_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i|$;

(3) $E(\hat{\sigma}_2) = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i|\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(|X_i|) = E(|X|)$

$$= \frac{1}{2\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} |x| e^{-\frac{|x|}{\sigma}} dx = \frac{1}{\sigma} \int_0^{+\infty} x e^{-\frac{x}{\sigma}} dx = \sigma \int_0^{+\infty} t e^{-t} dt = \sigma \cdot \Gamma(2) = \sigma,$$

所以, σ 的极大似然估计 $\hat{\sigma}_2$ 为 σ 的无偏估计.

14. 测量铝的比重 16 次, 测得 $\bar{x}=2.705, s=0.029$, 试求铝的比重的置信区间 (设测量值服从正态分布, 置信度为 0.95).

解 由于 σ^2 未知, $\bar{x} = 2.705, s = 0.029$, $\alpha = 0.05$, 自由度为 $n-1=16-1=15$, 查 t 分布表

得 $t_{\alpha/2}(n-1) = t_{0.025}(15) = 2.1314$, $t_{\alpha/2}(n-1) \cdot \frac{s}{\sqrt{n}} = 2.1314 \times \frac{0.029}{\sqrt{16}} = 0.0155$, 铝的比重的 0.95 的置信区间为 $(2.705-0.0155, 2.705+0.0155)$, 即 $(2.6895, 2.7205)$.

15. 设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, x_1, \dots, x_n 是其样本值. 如果 σ^2 已知, 问: n 取多大时方能保证 μ 的置信度为 0.95 的置信区间的长度不大于给定的 L ?

解 因为 μ 的置信度为 0.95 的置信区间为 $(\bar{X} - t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}, \bar{X} + t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}})$, μ 的置

信度为 0.95 的置信区间长度为 $2t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}$, 要 $2t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}} \leq L$, 则必须

$$n \geq \frac{4S^2 t_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)}{L^2}, \text{ 所以, 当 } n \geq \left\lceil \frac{4S^2 t_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)}{L^2} \right\rceil + 1 \text{ 时, 才能能保证 } \mu \text{ 的置信度为 0.95}$$

的置信区间的长度不大于给定的 L .

16. 从一批电子元件中抽取 100 件, 若抽取的元件的平均强度为 1000, 样本标准差为 40, 假设该批元件强度 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 试求 μ 的置信区间 (设 $\alpha=0.05$).

解 由于 σ^2 未知, $\bar{x}=1000, s=40$, $\alpha=0.05$, 自由度为 $n-1=100-1=99$, 自由度 99 较

大, 所以 $t_{\alpha/2}(n-1) = t_{0.025}(99) \approx u_{0.025} = 1.96$, $t_{\alpha/2}(n-1) \cdot \frac{s}{\sqrt{n}} = 1.96 \times \frac{40}{\sqrt{100}} = 7.84$,

μ 的 0.95 的置信区间为 $(1000-7.84, 1000+7.84)$, 即 $(992.16, 1007.84)$.

17. 设某厂每天生产的一批钢筋强度 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$. 现从中抽取 20 件, 测得抗拉强度为: 45.20, 44.90, 45.11, 45.20, 45.54, 45.38, 44.77, 45.35, 45.15, 45.11, 45.00, 45.61, 44.88, 45.27, 45.38, 45.46, 45.27, 45.23, 44.96, 45.35. 给定 $\alpha=0.05$, 试求 μ 与 σ 的置信区间.

解 由样本值计算得 $\bar{x}=45.206$, $s=0.2253$, $n=20, \alpha=0.05$, 查 t 分布表得

$$t_{\alpha/2}(n-1) = t_{0.025}(19) = 2.0930, t_{\alpha/2}(n-1) \cdot \frac{s}{\sqrt{n}} = 2.0930 \times \frac{0.2253}{\sqrt{20}} = 0.1054, \text{ 所以 } \mu \text{ 的}$$

0.95 的置信区间为 $(45.206-0.1054, 45.206+0.1054)$, 即 $(45.1006, 45.3114)$;

查 χ^2 分布表可得 $\chi^2_{\alpha/2}(n-1) = \chi^2_{0.025}(19) = 32.852$, $\chi^2_{1-\alpha/2}(n-1) = \chi^2_{0.975}(19) = 8.907$,

$$\frac{\sqrt{n-1}s}{\sqrt{\chi^2_{\alpha/2}(n-1)}} = \frac{\sqrt{19} \times 0.2253}{\sqrt{32.852}} = 0.1713, \frac{\sqrt{n-1}s}{\sqrt{\chi^2_{1-\alpha/2}(n-1)}} = \frac{\sqrt{19} \times 0.2253}{\sqrt{8.907}} = 0.3291, \text{ 所以}$$

σ 的 0.95 的置信区间为 (0.1713, 0.3291)。

18. 设 A 和 B 两批导线是用不同工艺生产的, 今随机地从每批导线中抽取 5 根测量其电阻, 算得 $s_A^2 = 1.07 \times 10^{-7}$, $s_B^2 = 5.3 \times 10^{-6}$, 若 A 批导线的电阻服从 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$, B 批导线的电阻服从 $N(\mu_2, \sigma_2^2)$, 求 σ_1^2/σ_2^2 的置信度为 0.90 的置信区间。

解 $n=m=5, \alpha=0.10$, 查 F 分布表可得 $F_{\alpha/2}(n-1, m-1) = F_{0.05}(4, 4) = 6.39 = F_{\alpha/2}(m-1, n-1)$,

$$\frac{S_A^2}{S_B^2} \cdot \frac{1}{F_{\alpha/2}(n-1, m-1)} = \frac{1.07 \times 10^{-7}}{5.3 \times 10^{-6}} \times \frac{1}{6.39} = 0.0032, \frac{S_A^2}{S_B^2} \cdot \frac{1}{F_{1-\alpha/2}(n-1, m-1)} = \frac{1.07 \times 10^{-7}}{5.3 \times 10^{-6}} \times 6.39 = 0.1290$$

所以, σ_1^2/σ_2^2 的置信度为 0.90 的置信区间为 (0.0032, 0.1290)。

19. 从甲乙两个蓄电池厂的产品中分别抽取 6 个产品, 测得蓄电池的容量(A.h)如下:

甲厂 140, 138, 143, 141, 144, 137;

乙厂 135, 140, 142, 136, 138, 140,

设蓄电池的容量服从正态分布, 且方差相等, 求两个工厂生产的蓄电池的容量均值差的 95% 置信区间。

解 $n=m=6$, 由两组样本值可计算的两组样本均值和样本方差分别为

$$\bar{x} = 140.5, \bar{y} = 138.5, s_x^2 = 7.5000, s_y^2 = 7.1000, s_w = \sqrt{(n-1)s_x^2 + (m-1)s_y^2 / (n+m-2)} = 2.7019,$$

$1-\alpha=0.95, \alpha/2=0.025$, 查 t 分布表得 $t_{\alpha/2}(n+m-2) = t_{0.025}(10) = 2.2281$, 所以两个工厂生产的蓄电池的容量均值差的 95% 置信区间为

$$(140.5 - 138.5 \pm 2.2281 \times 2.7019 \times \sqrt{\frac{1}{6} + \frac{1}{6}}) = (-1.4757, 5.4757).$$

20. 为比较两个小麦品种的产量, 选择 18 块条件相似的试验田, 采用相同的耕作方法作试验, 结果播种甲品种的 8 块试验田的亩产量和播种乙品种的 10 块试验田的亩产量 (单位: 千克/亩) 分别为:

甲品种 628 583 510 554 612 523 530 615

乙品种 535 433 398 470 567 480 498 560 503 426

假定亩产量均服从正态分布, 试求这两个品种平均亩产量差的置信区间. ($\alpha=0.05$).

解 $n=8, m=10$, 由两组样本值可计算的两组样本均值和样本方差分别为

$$\bar{x} = 569.3750, \bar{y} = 487.0000, s_x^2 = 2140.5520, s_y^2 = 3256.2222,$$

$$s_w = \sqrt{(n-1)s_x^2 + (m-1)s_y^2 / (n+m-2)} = 52.6129,$$

$1-\alpha=0.95, \alpha/2=0.025$, 查 t 分布表得 $t_{\alpha/2}(n+m-2) = t_{0.025}(16) = 2.1199$, 所以两个工厂生产的蓄电池的容量均值差的 95% 置信区间为

$$(569.3750 - 487.0000 \pm 2.1199 \times 52.6129 \times \sqrt{\frac{1}{8} + \frac{1}{10}}) = (29.4697, 135.2803).$$

习题 B

$$1. \text{ 设随机变量 } X \text{ 的分布函数为 } F(x; \alpha, \beta) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{\alpha}{x}\right)^\beta, & x > \alpha, \\ 0, & x \leq \alpha, \end{cases}$$

其中参数 $\alpha > 0, \beta > 1$. 设 X_1, \dots, X_n 为来自总体 X 的简单随机样本,

(1) 当 $\alpha = 1$ 时, 求未知参数 β 的矩估计量;

(2) 当 $\alpha = 1$ 时, 求未知参数 β 的最大似然估计量;

(3) 当 $\beta = 2$ 时, 求未知参数 α 的最大似然估计量;

解 当 $\alpha = 1$ 时, X 的概率密度函数为

$$f(x; \beta) = \begin{cases} \frac{\beta}{x^{\beta+1}}, & x > 1, \\ 0, & x \leq 1, \end{cases}$$

$$(1) \text{ 由于 } E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x; \beta)dx = \int_1^{+\infty} x \frac{\beta}{x^{\beta+1}} dx = \frac{\beta}{\beta-1},$$

$$\text{令 } \frac{\beta}{\beta-1} = \bar{X}, \text{ 解得 } \beta = \frac{\bar{X}}{\bar{X}-1},$$

$$\text{所以参数 } \beta \text{ 的矩估计量为 } \hat{\beta} = \frac{\bar{X}}{\bar{X}-1};$$

(2) 对于总体 X 的样本值 x_1, x_2, \dots, x_n , 似然函数为

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \beta) = \begin{cases} \frac{\beta^n}{(x_1 x_2 \cdots x_n)^{\beta+1}}, & x_i > 1 (i=1, 2, \dots, n) \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

当 $x_i > 1 (i=1, 2, \dots, n)$ 时, $L(\beta) > 0$, 取对数得

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

对 β 求导数, 得

$$\frac{d \ln L(\beta)}{d\beta} = \frac{n}{\beta} - \sum_{i=1}^n \ln x_i,$$

令 $\frac{d \ln L(\beta)}{d\beta} = 0$, 解得

$$\beta = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln x_i},$$

β 的最大似然估计量为

$$\hat{\beta} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln X_i}.$$

(3) 当 $\beta = 2$ 时, X 的概率密度函数为

$$f(x; \beta) = \begin{cases} \frac{2\alpha^2}{x^3}, & x > \alpha, \\ 0, & x \leq \alpha, \end{cases}$$

对于总体 X 的样本值 x_1, x_2, \dots, x_n , 似然函数为

$$L(\alpha) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \alpha) = \begin{cases} \frac{2^n \alpha^{2n}}{(x_1 x_2 \cdots x_n)^3}, & x_i > \alpha (i=1, 2, \dots, n) \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

当 $x_i > \alpha (i=1, 2, \dots, n)$ 时, α 越大, $L(\alpha)$ 越大, 另一方面, $\alpha \leq \min\{x_1, \dots, x_n\}$,

因而 α 的最大似然估计值为

$$\hat{\alpha} = \min\{x_1, x_2, \dots, x_n\},$$

则 α 的最大似然估计量为

$$\hat{\alpha} = \min\{X_1, X_2, \dots, X_n\}.$$

2. 设 $X_1, \dots, X_n (n > 2)$ 为来自总体 $N(0, \sigma^2)$ 的简单随机样本, \bar{X} 为样本均值, 记

$$Y_i = X_i - \bar{X}, i = 1, 2, \dots, n.$$

求 (1) Y_i 的方差 $D(Y_i), i = 1, 2, \dots, n$;

(2) Y_1 与 Y_n 的协方差 $\text{Cov}(Y_1, Y_n)$

(3) 若 $C(Y_1 + Y_n)^2$ 是 σ^2 的无偏估计, 求常数 C ;

(4) 求 $P\{Y_1 + Y_n \leq 0\}$.

$$\begin{aligned} \text{解 (1)} \quad D(Y_i) &= D\left[\left(1 - \frac{1}{n}\right)X_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1, j \neq i}^n X_j\right] = \frac{(n-1)^2}{n^2} D(X_i) + \frac{1}{n^2} \sum_{j=1, j \neq i}^n D(X_j) \\ &= \frac{(n-1)^2}{n^2} \sigma^2 + \frac{1}{n^2} \sum_{j=1, j \neq i}^n \sigma^2 = \frac{n-1}{n} \sigma^2; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{(2)} \quad \text{Cov}(Y_1, Y_n) &= \text{Cov}\left(\left(1 - \frac{1}{n}\right)X_1 - \frac{1}{n} \sum_{i=2}^n X_i, -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n-1} X_i + \left(1 - \frac{1}{n}\right)X_n\right) \\ &= -\frac{n-1}{n^2} D(X_1) + \frac{1}{n^2} \sum_{i=2}^{n-1} D(X_i) - \frac{n-1}{n^2} D(X_n) = -\frac{n-1}{n^2} \sigma^2 + \frac{1}{n^2} \sum_{i=2}^{n-1} \sigma^2 - \frac{n-1}{n^2} \sigma^2 = -\frac{\sigma^2}{n}; \end{aligned}$$

$$\text{(3)} \quad Y_1 + Y_n = (X_1 - \bar{X}) + (X_n - \bar{X}) = \frac{n-2}{n} X_1 - \frac{2}{n} \sum_{i=2}^{n-1} X_i + \frac{n-2}{n} X_n, \text{ 由正态分布的线性}$$

组合仍服从正态分布的性质可知, $Y_1 + Y_n \sim N(0, \frac{2(n-2)}{n} \sigma^2)$, 由方差的简化计算公式可得

$$E[(Y_1 + Y_n)^2] = D(Y_1 + Y_n) - [E(Y_1 + Y_n)]^2 = \frac{2(n-2)}{n} \sigma^2,$$

由此可得, $E\left[\frac{n}{2(n-2)}(Y_1+Y_n)^2\right]=\sigma^2$, 从而有若 $C(Y_1+Y_n)^2$ 是 σ^2 的无偏估计, 则常

$$\text{数 } C = \frac{n}{2(n-2)};$$

(4) 由 (3) 中的结论 $Y_1+Y_n \sim N(0, \frac{2(n-2)}{n}\sigma^2)$ 可得 $P\{Y_1+Y_n \leq 0\} = 0.5$.

$$3. \text{ 设随机变量 } X \text{ 的密度函数为 } f(x; \theta) = \begin{cases} \theta, & 0 < x < 1, \\ 1-\theta, & 1 \leq x < 2 \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

其中 θ 是未知参数 ($0 < \theta < 1$). X_1, \dots, X_n 为来自总体 X 的简单随机样本, 记 N 为样本

x_1, x_2, \dots, x_n 中小于 1 的个数, (1) 求 θ 的矩估计量; (2) 求 θ 的最大似然估计量;

解 (1) 由于

$$EX = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x; \theta)dx = \int_0^1 \theta x dx + \int_1^2 (1-\theta)x dx = \frac{1}{2}\theta + \frac{3}{2}(1-\theta) = \frac{3}{2} - \theta$$

$$\text{令 } \frac{3}{2} - \theta = \bar{X}, \text{ 解得 } \theta = \frac{3}{2} - \bar{X},$$

$$\text{所以参数 } \theta \text{ 的矩估计为 } \hat{\theta} = \frac{3}{2} - \bar{X}$$

$$(2) \text{ 似然函数为 } L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) = \theta^N (1-\theta)^{n-N},$$

$$\text{取对数, 得 } \ln L(\theta) = N \ln \theta + (n-N) \ln(1-\theta),$$

$$\text{两边对 } \theta \text{ 求导数, 得 } \frac{d \ln L(\theta)}{d\theta} = \frac{N}{\theta} - \frac{n-N}{1-\theta}$$

$$\text{令 } \frac{d \ln L(\theta)}{d\theta} = 0, \text{ 得 } \theta = \frac{N}{n},$$

$$\text{所以 } \theta \text{ 的最大似然估计为 } \hat{\theta} = \frac{N}{n}.$$

$$4. \text{ 设随机变量 } X \text{ 的密度函数为 } f(x; \theta) = \begin{cases} \frac{1}{2\theta}, & 0 < x < \theta, \\ \frac{1}{2(1-\theta)}, & \theta \leq x < 1 \\ 0, & \text{其他,} \end{cases}$$

其中 θ 是未知参数 ($0 < \theta < 1$). X_1, \dots, X_n 为来自总体 X 的简单随机样本, \bar{X} 为样本均值,

(1) 求 θ 的矩估计量 $\hat{\theta}$; (2) 判断 $4\bar{X}^2$ 是否为 θ^2 的无偏估计量, 并说明理由.

$$5. \text{ 设总体 } X \text{ 的概率密度为 } f(x; \mu) = \begin{cases} e^{-(x-\mu)}, & \text{若 } x \geq \mu, \\ 0, & \text{若 } x < \mu; \end{cases} \text{ 而 } X_1, X_2, \dots, X_n \text{ 是来自}$$

总体 X 的简单随机样本, μ 为未知参数.

(1) 求 μ 的最大似然估计量 $\hat{\mu}$, 并验证 $\hat{\mu}_1 = \hat{\mu} - \frac{1}{n}$ 是 μ 的无偏估计;

(2) 求 μ 的矩估计量 $\hat{\mu}_2$, 并验证 $\hat{\mu}_2$ 是 μ 的无偏估计;

(3) 问 $\hat{\mu}_1, \hat{\mu}_2$ 中哪个较有效?

$$\text{解 (1) 似然函数为 } L(\mu) = \prod_{i=1}^n f(x_i) = \begin{cases} e^{-\sum_{i=1}^n x_i + n\mu}, & x_{(1)} \geq \mu, \\ 0, & x_{(1)} < \mu. \end{cases}$$

一方面要 $L(\mu)$ 最大, 就必须 μ 尽可能地大, 另一方面 $x_{(1)} \geq \mu$

得 μ 的最大似然估计为 $\hat{\mu} = X_{(1)} = \min\{X_i\}$.

要讨论 $\hat{\mu}_1 = \hat{\mu} - \frac{1}{n}$ 的无偏性, 我们先求出最小次序统计量的密度函数

记其分布函数为 $F_1(x)$, 密度函数为 $f_1(x)$, 则

当 $x < \mu$ 时, $F_1(x) = 0$; 当 $x \geq \mu$ 时

$$F_1(x) = P\{\min\{X_i\} \leq x\} = 1 - P\{\min\{X_i\} > x\}$$

$$= 1 - P\{X_1 > x, \dots, X_n > x\} = 1 - \prod_{i=1}^n P\{X_i > x\}$$

$$= 1 - \left(\int_{\mu}^x e^{-(x-\mu)} dx \right)^n = 1 - e^{-n(x-\mu)}.$$

所以 $X_{(1)}$ 的密度函数为 $f_1(x) = \begin{cases} ne^{-n(x-\mu)}, & x \geq \mu, \\ 0, & x < \mu. \end{cases}$

$$E(X_{(1)}) = \int_{\mu}^{+\infty} xne^{-n(x-\mu)} dx = -xe^{-n(x-\mu)} \Big|_{\mu}^{+\infty} + \int_{\mu}^{+\infty} e^{-n(x-\mu)} dx = \mu + \frac{1}{n},$$

$$E(\hat{\mu}_1) = E\left(X_{(1)} - \frac{1}{n}\right) = E(X_{(1)}) - \frac{1}{n} = \mu + \frac{1}{n} - \frac{1}{n} = \mu,$$

所以 $\hat{\mu}_1 = \hat{\mu} - \frac{1}{n}$ 是 μ 无偏估计;

$$(2) \quad E(X) = \int_{\mu}^{+\infty} xe^{-(x-\mu)} dx = \mu + 1$$

得 $\mu = E(X) - 1$, 所以 μ 的矩估计为 $\hat{\mu}_2 = \bar{X} - 1$.

$$E(\hat{\mu}_2) = E(\bar{X} - 1) = E(X) - 1 = \mu$$

所以矩估计 $\hat{\mu}_2$ 是 μ 无偏估计;

$$(3) \quad D(\hat{\mu}_2) = D(\bar{X} - 1) = D(\bar{X}) = \frac{1}{n}D(X) = \frac{1}{n}D(X - \mu) = \frac{1}{n}.$$

(注: 可以证明当 X 服从双参数指数分布 $E(\mu, \lambda)$, 即其密度为 $f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda(x-\mu)}, & x \geq \mu, \\ 0, & x < \mu. \end{cases}$ 时,

$X - \mu$ 服从参数为 λ 的指数分布, 即 $X - \mu$ 的密度为 $f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0. \end{cases}$.)

$$D(\hat{\mu}_1) = D\left(X_{(1)} - \frac{1}{n}\right) = D(X_{(1)}) = D(X_{(1)} - \mu) = \frac{1}{n^2}$$

$$\text{当 } n > 1 \text{ 时, } D(\hat{\mu}_2) = \frac{1}{n} > \frac{1}{n^2} = D(\hat{\mu}_1)$$

所以 $\hat{\mu}_1$ 较 $\hat{\mu}_2$ 有效.

6. 设总体 X 服从区间 $[1, \theta]$ 上的均匀分布, $\theta > 1$ 未知, X_1, X_2, \dots, X_n 是来自 X 的样本. (1) 求 θ 的矩估计和极大似然估计; (2) 上述两个估计量是否为无偏估计量,

若不是请修正为无偏估计量; (3) 试问 (2) 中的两个无偏估计量哪个更有效?

解 (1) $EX = \int_1^\theta x \frac{1}{\theta-1} dx = \frac{\theta+1}{2}$, 得 $\theta = 2EX - 1$, 所以 θ 的矩估计为 $\tilde{\theta} = 2\bar{X} - 1$;

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{(\theta-1)^n}, & 1 \leq x_{(1)} \leq \dots \leq x_{(n)} \leq \theta, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

一方面要 $L(\theta)$ 最大, 就必须 θ 尽可能地小, 另一方面 $x_{(n)} \leq \theta$, 得 θ 的最大似然估计为 $\hat{\theta} = X_{(n)} = \max\{X_i, 1 \leq i \leq n\}$;

$$(2) E\tilde{\theta} = E(2\bar{X} - 1) = 2E\bar{X} - 1 = 2EX - 1 = 2 \times \frac{\theta+1}{2} - 1 = \theta,$$

所以矩估计是无偏估计;

要讨论最大似然估计的无偏性, 我们先求出最大次序统计量的密度函数记其分布函数为 $F_n(x)$, 密度函数为 $f_n(x)$, 则

当 $x < 1$ 时, $F_n(x) = 0$; 当 $x \geq \theta$ 时, $F_n(x) = 1$;

当 $1 \leq x < \theta$ 时,

$$\begin{aligned} F_n(x) &= P\{\max\{X_i\} \leq x\} = P\{X_1 \leq x, \dots, X_n \leq x\} = \prod_{i=1}^n P\{X_i \leq x\} \\ &= \left(\int_1^x \frac{1}{\theta-1} dx \right)^n = \left(\frac{x-1}{\theta-1} \right)^n, \end{aligned}$$

$$\text{所以 } X_{(n)} \text{ 的密度函数为 } f_n(x) = F'_n(x) = \begin{cases} n \left(\frac{x-1}{\theta-1} \right)^{n-1} \frac{1}{\theta-1}, & 1 < x < \theta, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

$$\begin{aligned} E\hat{\theta} &= \int_1^\theta xn \left(\frac{x-1}{\theta-1} \right)^{n-1} \frac{1}{\theta-1} dx = \frac{x-1}{\theta-1} n(\theta-1) \int_0^1 t^n dt + \int_0^1 nt^{n-1} dt \\ &= \frac{n(\theta-1)}{n+1} + 1 \end{aligned}$$

所以极大似然不是无偏估计; 把最大似然估计修正后的 $\hat{\theta}_1 = \frac{n+1}{n} \max\{X_i\} - \frac{1}{n}$;

$$(3) D(\tilde{\theta}) = D(2\bar{X} - 1) = 4D(\bar{X}) = 4 \times \frac{(\theta-1)^2}{12n} = \frac{(\theta-1)^2}{3n}.$$

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

$$\begin{aligned} \text{而 } E(X_{(n)}^2) &= \int_1^\theta x^2 n \left(\frac{x-1}{\theta-1}\right)^{n-1} \frac{1}{\theta-1} dx = n \int_0^1 ((\theta-1)t+1)^2 t^{n-1} dt \\ &= \frac{n(\theta-1)^2}{n+2} + \frac{2n(\theta-1)}{n+1} + 1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{所以 } E\left[\frac{n+1}{n}X_{(n)} - \frac{1}{n}\right]^2 &= \frac{(n+1)^2}{n^2} \left(\frac{n(\theta-1)^2}{n+2} + \frac{2n(\theta-1)}{n+1} + 1 \right) \\ &\quad - \frac{2(n+1)}{n^2} \left(\frac{n(\theta-1)}{n+1} + 1 \right) + \frac{1}{n^2} \\ &= \frac{(n+1)^2(\theta-1)^2}{n(n+2)} + 2\theta - 1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} D(\hat{\theta}_1) &= D\left(\frac{n+1}{n}X_{(n)} - \frac{1}{n}\right) = E\left[\frac{n+1}{n}X_{(n)} - \frac{1}{n}\right]^2 - \left[E\left(\frac{n+1}{n}X_{(n)} - \frac{1}{n}\right)\right]^2 \\ &= \frac{(n+1)^2(\theta-1)^2}{n(n+2)} + 2\theta - 1 - \theta^2 = \frac{(\theta-1)^2}{n(n+2)} \end{aligned}$$

$$\text{当 } n > 1 \text{ 时, } D(\tilde{\theta}) = \frac{(\theta-1)^2}{3n} > \frac{(\theta-1)^2}{n(n+2)} = D(\hat{\theta}_1)$$

所以 $\hat{\theta}_1$ 较 $\tilde{\theta}$ 更有效.

7. 设 X_1, \dots, X_n 为来自总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的简单随机样本, 记

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

(1) 证明 T 是 μ^2 的无偏估计量;

(2) 当 $\mu = 0, \sigma = 1$ 时, 求 $D(T)$.

(1) 证明 由正态总体抽样分布理论可知, $\bar{X} \sim N(\mu, \frac{1}{n}\sigma^2)$, $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$,

且它们相互独立, 因此可得 $E(\bar{X}^2) = D(\bar{X}) + [E(\bar{X})]^2 = \mu^2 + \frac{1}{n}\sigma^2$,

$$E(S^2) = E\left(\frac{\sigma^2}{n-1} \cdot \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}\right) = \frac{\sigma^2}{n-1} E\left[\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}\right] = \frac{\sigma^2}{n-1} \cdot (n-1) = \sigma^2,$$

故 $E(T) = E\left(\bar{X}^2 - \frac{1}{n}S^2\right) = E(\bar{X}^2) - \frac{1}{n}E(S^2) = \mu^2 + \frac{1}{n}\sigma^2 - \frac{1}{n}\sigma^2 = \sigma^2$, 即 T 是 μ^2 的

无偏估计量;

(3) 由正态总体抽样分布理论可知, \bar{X} 与 S^2 独立, 从而 \bar{X}^2 与 S^2 独立, 所以当 $\mu=0$,

$\sigma=1$ 时, $D(T) = D(\bar{X}^2) + \frac{1}{n^2}D(S^2)$, 而由 $\bar{X} \sim N(0, \frac{1}{n})$ 可知 $n\bar{X}^2 \sim \chi^2(1)$,

$(n-1)S^2 \sim \chi^2(n-1)$, 因此 $n^2D(\bar{X}^2) = D(n\bar{X}^2) = 2 \Rightarrow D(\bar{X}^2) = \frac{2}{n^2}$, 而

$(n-1)^2D(S^2) = D[(n-1)S^2] = 2(n-1) \Rightarrow D(S^2) = \frac{2}{n-1}$, 所以,

$$D(T) = D(\bar{X}^2) + \frac{1}{n^2}D(S^2) = \frac{2}{n^2} + \frac{2}{n^2(n-1)} = \frac{2}{n(n-1)}.$$

8. 设一批零件的长度服从正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$, 其中 μ, σ^2 均未知, 现从中随机抽取 16 个零件, 测得样本均值 $\bar{x}=20(\text{cm})$, 样本标准差 $s=1(\text{cm})$, 则 μ 的置信度为 0.90 的置信区间是 ()

A. $(20 - \frac{1}{4}t_{0.05}(16), 20 + \frac{1}{4}t_{0.05}(16))$

B. $(20 - \frac{1}{4}t_{0.1}(16), 20 + \frac{1}{4}t_{0.1}(16))$

C. $(20 - \frac{1}{4}t_{0.05}(15), 20 + \frac{1}{4}t_{0.05}(15))$

D. $(20 - \frac{1}{4}t_{0.1}(15), 20 + \frac{1}{4}t_{0.1}(15))$

解 由单个正态总体在方差未知时均值的双侧区间估计理论可知, 应该选择 C.

9. 设由来自正态总体 $X \sim N(\mu, 0.9^2)$ 容量为 9 的简单随机样本, 得样本均值 $\bar{X}=5$, 则未知参数 μ 置信度为 0.95 的置信区间是_____.

解 由单个正态总体在方差已知时均值的双侧区间估计理论可知, 未知参数 μ 置信度为 0.95 的置信区间是 $(\bar{X} - u_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X} + u_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}) = (5 - 1.96 \times \frac{0.9}{\sqrt{9}}, 5 + 1.96 \times \frac{0.9}{\sqrt{9}}) = (4.412, 5.588)$.