

第七章 参数估计答案

1、解：总体均值 μ ，总体方差 σ^2 的矩法估计值分别为

$$\hat{\mu} = \bar{X} = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 x_i = \frac{1}{8} [74.001 + 74.003 + \dots + 74.002] = 74.002$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 (x_i - \bar{x})^2 = \frac{1}{8} [(-0.001)^2 + (0.003)^2 + \dots + 0]^2 = 6 \times 10^{-6}$$

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \frac{n}{n-1} \hat{\sigma}^2 = \frac{8}{7} \times 6 \times 10^{-6} \approx 6.86 \times 10^{-6}$$

2、解：(1) $\because \mu_1 = E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \int_c^{+\infty} x\theta c^\theta x^{-(\theta+1)}dx = \theta c^\theta \int_c^{+\infty} x^{-\theta}dx = \frac{c\theta}{1-\theta}$

解出参数，得 $\theta = \frac{\mu_1}{\mu_1 - c}$ ，用样本矩代替总体矩，得

$\hat{\theta} = \frac{\bar{x}}{\bar{x} - c}$ 是参数 θ 的矩法估计值； $\mathcal{S} = \frac{\bar{X}}{\bar{X} - c}$ 是参数 θ 的矩法估计量。

解：(2) ①求 X 的 1 阶原点矩

$$\mu_1 = E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \int_0^1 x\sqrt{\theta}e^{\sqrt{\theta}-1}dx = \int_0^1 \sqrt{\theta}e^{\sqrt{\theta}} = \frac{\sqrt{\theta}}{\sqrt{\theta}+1}$$

解之得 $\theta = \left(\frac{\mu_1}{\mu_1 - 1}\right)^2$

②用样本矩代替总体矩，得

$\hat{\theta} = \left(\frac{\bar{x}}{\bar{x} - 1}\right)^2$ 是参数 θ 的矩法估计值。

$\mathcal{S} = \left(\frac{\bar{X}}{\bar{X} - 1}\right)^2$ 是参数 θ 的矩法估计量。

解：(3) ①求 X 的 1 阶原点矩

$$\mu_1 = E(X) = mp, \text{ 解之得 } p = \frac{\mu_1}{m}$$

②用样本矩代替总体矩，得

$\hat{p} = \frac{\bar{x}}{m}$ 是参数 p 的矩法估计值。

$\bar{y} = \frac{\bar{X}}{m}$ 是参数 p 的矩法估计量。

3、解：(1) $\because X \sim f(x) = \begin{cases} \theta c^\theta x^{-(\theta+1)} & x > c \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$

$\therefore X_i \sim f(x_i) = \begin{cases} \theta c^\theta x_i^{-(\theta+1)} & x_i > c \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$

$\therefore L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i) = \prod_{i=1}^n \theta c^\theta x_i^{-(\theta+1)} = (\theta c^\theta)^n (\prod_{i=1}^n x_i)^{-(\theta+1)}$

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

令 $\frac{d}{d\theta} \{\ln[L(\theta)]\} = n(\frac{1}{\theta} + \ln c) - \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0$ ，并解之得：

$\hat{\theta} = \frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln x_i - \ln c}$ 是参数 θ 的最大似然估计值。

$\hat{\theta} = \frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln X - \ln c}$ 是参数 θ 的最大似然估计量。

解：(2) ①求似然函数

$\because X \sim f(x) = \begin{cases} \sqrt{\theta} x^{\sqrt{\theta}-1} & 0 \leq x < 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$

$\therefore X_i \sim f(x_i) = \begin{cases} \sqrt{\theta} x_i^{\sqrt{\theta}-1} & 0 \leq x_i < 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$

$\therefore L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i) = \prod_{i=1}^n \sqrt{\theta} x_i^{\sqrt{\theta}-1} = \theta^{\frac{n}{2}} (\prod_{i=1}^n x_i)^{\sqrt{\theta}-1}$

$\ln L(\theta) = \frac{n}{2} \ln \theta + (\sqrt{\theta} - 1) \sum_{i=1}^n \ln x_i$

②求最大似然估计

令 $\frac{\partial}{\partial \theta} \{\ln[L(\theta)]\} = \frac{n}{2\theta} + \frac{1}{2\sqrt{\theta}} \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0$

解之得 $\hat{\theta} = \frac{n^2}{(\sum_{i=1}^n \ln x_i)^2}$ 是参数 θ 的最大似然估计值。

$\hat{\theta} = \frac{n^2}{(\sum_{i=1}^n \ln X_i)^2}$ 是参数 θ 的最大似然估计量。

解：(3) ①求似然函数

$$\because X \sim P\{X = x\} = C_m^x p^x (1-p)^{m-x}$$

$$\therefore X_i \sim P\{X_i = x_i\} = C_m^{x_i} p^{x_i} (1-p)^{m-x_i}$$

$$\therefore L(p) = \prod_{i=1}^n C_m^{x_i} p^{x_i} (1-p)^{m-x_i} = \left(\prod_{i=1}^n C_m^{x_i}\right) \cdot p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{nm - \sum_{i=1}^n x_i}$$

$$\ln[L(p)] = \ln\left[\prod_{i=1}^n C_m^{x_i}\right] + \left(\sum_{i=1}^n x_i\right) \ln p + (nm - \sum_{i=1}^n x_i) \ln(1-p)$$

②求最大似然估计

$$\text{令 } \frac{d}{dp} \{\ln[L(p)]\} = \left(\sum_{i=1}^n x_i\right) \cdot \frac{1}{p} - (nm - \sum_{i=1}^n x_i) \cdot \frac{1}{1-p} = 0$$

$$\text{解之得驻点 } p = \frac{\bar{x}}{m}$$

$\therefore \hat{p} = \frac{\bar{x}}{m}$ 是参数 p 的最大似然估计值。

$\hat{p} = \frac{\bar{X}}{m}$ 是参数 p 的最大似然估计量。

4、解：(1) 已知 $X \sim \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ \theta^2 & 2\theta(1-\theta) & (1-\theta)^2 \end{pmatrix}$

①求参数 θ 的矩法估计

$$\mu_1 = E(X) = 1 \times \theta^2 + 2 \times 2\theta(1-\theta) + 3 \times (1-\theta)^2 = L = 3 - 2\theta$$

$$\theta = \frac{3 - \mu_1}{2}$$

$$\text{但 } \mu_1 = \bar{X} = \frac{1}{3}(1+2+1) = \frac{4}{3}$$

$$\therefore \hat{\theta} = \frac{3 - \bar{x}}{2} = \frac{3 - \frac{4}{3}}{2} = \frac{5}{6} \text{ 是参数 } \theta \text{ 的矩法估计值。}$$

②求参数 θ 的最大似然估计

$$\therefore X \sim \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ \theta^2 & 2\theta(1-\theta) & (1-\theta)^2 \end{pmatrix} ; \therefore X_i \sim \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ \theta^2 & 2\theta(1-\theta) & (1-\theta)^2 \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \therefore L(\theta) &= \prod_{i=1}^3 P\{X_i = x_i\} = P\{X_1 = 1\} \cdot P\{X_2 = 2\} \cdot P\{X_3 = 1\} \\ &= \theta^2 \cdot 2\theta(1-\theta) \cdot \theta^2 = 2\theta^5(1-\theta) \end{aligned}$$

$$\ln L(\theta) = \ln 2 + 5 \ln \theta - \ln(1-\theta)$$

$$\text{令 } \frac{d}{d\theta} \{\ln[L(\theta)]\} = \frac{5}{\theta} - \frac{1}{1-\theta} = 0 \quad \text{解之得:}$$

$$\hat{\theta} = \frac{5}{6} \text{ 是参数 } \theta \text{ 的最大似然估计值。}$$

解: (2) 设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 $\pi(\lambda)$ 的一个样本, 求参数 λ 的最大似然估计和矩法估计。

①求参数 λ 的最大似然估计

$$\therefore X \sim P\{X = x\} = \frac{\lambda^x}{x!} e^{-\lambda} ; \therefore X_i \sim P\{X_i = x_i\} = \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda}$$

$$\therefore L(\lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} = e^{-n\lambda} \cdot \frac{\lambda^{\sum_{i=1}^n x_i}}{\prod_{i=1}^n (x_i)!}$$

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

$$\text{令 } \frac{d}{d\lambda} \{\ln[L(\lambda)]\} = -n + \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\lambda} = 0 \quad \text{解之得:}$$

$$\hat{\lambda} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \text{ 是参数 } \lambda \text{ 的最大似然估计值。}$$

$$\hat{\lambda} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \text{ 是参数 } \lambda \text{ 的最大似然估计量。}$$

②求参数 λ 的矩法估计

$$\because \mu_1 = E(X) = \lambda \quad \therefore \lambda = \mu_1$$

$\therefore \hat{\lambda} = \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ 是参数 λ 的矩法估计值。

$\hat{\lambda} = \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ 是参数 λ 的矩法估计量。

6、解：设 X 为一个样品中属于石灰石的石子数，则 $X \sim b(10, p)$

由第 3 题知， p 的最大似然估计值为 $\hat{p} = \frac{\bar{x}}{m}$ 。由本题给的数据，计算得

$$\bar{x} = \frac{1}{100} (0 \times 0 + 1 \times 1 + 2 \times 6 + 3 \times 7 + 4 \times 23 + 5 \times 26 + \dots + 10 \times 0) = 4.99 \quad (\text{块})$$

$$\hat{p} = \frac{\bar{x}}{m} = \frac{4.99}{10} = 0.499$$

7、解：(1) $\because X \sim P\{X=x\} = \frac{\lambda^x}{x!} e^{-\lambda}$ ，由第 4 题得，

$\hat{\lambda} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ 是参数 λ 的最大似然估计值。

$$\text{而 } P\{X=0\} = \frac{\lambda^0}{0!} e^{-\lambda} = e^{-\lambda}$$

$\therefore \hat{p}\{X=0\} = e^{-\bar{x}}$ 是 $P\{X=0\}$ 的最大似然估计值。

(2) 由所给数据可计算得

$$\bar{x} = \frac{1}{122} [4 \times 0 + 4 \times 1 + 2 \times 2 + 9 \times 3 + 4 \times 4 + \frac{1 \times 3}{1 \times 2}] = 1.123$$

$$\hat{p}\{X=0\} = e^{-\bar{x}} = e^{-1.123} \approx 0.31$$

8、证明：(1) 验证两个样本的联合方差 S_w^2 是总体方差 σ^2 的无偏估计量。

$$\begin{aligned} \because E(S_w^2) &= E\left[\frac{(n_1-1)S_1^2 + (n_2-1)S_2^2}{n_1+n_2-2}\right] = \frac{n_1-1}{n_1+n_2-2} E(S_1^2) + \frac{n_2-1}{n_1+n_2-2} E(S_2^2) \\ &= \frac{n_1-1}{n_1+n_2-2} D(X) + \frac{n_2-1}{n_1+n_2-2} D(X) = D(X) = \sigma^2 \end{aligned}$$

$\therefore S_w^2$ 是总体方差 σ^2 的无偏估计量。

(2) 验证 $\frac{\sum_{i=1}^n a_i X_i}{\sum_{i=1}^n a_i}$ 是总体均值 μ 的无偏估计值。

$$\therefore E\left[\frac{\sum_{i=1}^n a_i X_i}{\sum_{i=1}^n a_i}\right] = \frac{1}{\sum_{i=1}^n a_i} \sum_{i=1}^n a_i E(X_i) = \frac{1}{\sum_{i=1}^n a_i} \sum_{i=1}^n a_i E(X) = \frac{\mu}{\sum_{i=1}^n a_i} \sum_{i=1}^n a_i = \mu$$

$\therefore \frac{\sum_{i=1}^n a_i X_i}{\sum_{i=1}^n a_i}$ 是总体均值 μ 的无偏估计值。

9、解：(1) $E\left[c \sum_{i=1}^{n-1} (X_{i+1} - X_i)^2\right] = c \sum_{i=1}^{n-1} E[(X_{i+1} - X_i)^2]$

$$= c \sum_{i=1}^{n-1} \{D(X_{i+1} - X_i) + [E(X_{i+1} - X_i)]^2\}$$

$$= c \sum_{i=1}^{n-1} [D(X) + D(X)] + [E(X) - E(X)]^2\}$$

$$= c \sum_{i=1}^{n-1} \{\sigma^2 + \sigma^2\} = 2c(n-1)\sigma^2$$

若 $c \sum_{i=1}^{n-1} (X_{i+1} - X_i)^2$ 是 σ^2 的无偏估计，则需 $2c(n-1)\sigma^2 = \sigma^2$

于是得 $c = \frac{1}{2(n-1)}$

(2) $E[(\bar{X})^2 - cS^2] = E[(\bar{X})^2] - cE[S^2] = \{D(\bar{X}) + [E(\bar{X})]^2\} - cD(X)$

$$= \frac{1}{n} D(X) + [E(X)]^2 - cD(X) = \frac{1}{n} \sigma^2 + \mu^2 - c\sigma^2$$

若 $(\bar{X})^2 - cS^2$ 是 μ^2 的无偏估计，则需 $\frac{1}{n} \sigma^2 + \mu^2 - c\sigma^2 = \mu^2$

于是得 $c = \frac{1}{n}$

10、解：∵ X_1, X_2, X_3, X_4 服从均值为 θ 的指数分布，

$$\therefore E(X_i) = \theta; \quad D(X_i) = \theta^2 \quad i=1,2,3,4.$$

$$(1) E(T_1) = \frac{1}{6}[E(X_1) + E(X_2)] + \frac{1}{3}[E(X_3) + E(X_4)] = \frac{1}{6}[\theta + \theta] + \frac{1}{3}[\theta + \theta] = \theta$$

$$E(T_2) = \frac{1}{5}[E(X_1) + 2E(X_2) + 3E(X_3) + 4E(X_4)] = \frac{1}{5}[\theta + 2\theta + 3\theta + 4\theta] = 2\theta$$

$$E(T_3) = L = \theta$$

∴ T_1, T_3 是 θ 的无偏估计量； T_2 不是。

$$(2) D(T_1) = \frac{1}{36}[D(X_1) + D(X_2)] + \frac{1}{9}[D(X_3) + D(X_4)] = L = \frac{5}{18}\theta^2$$

$$D(T_3) = \frac{1}{25}[D(X_1) + 4D(X_2) + 9D(X_3) + 16D(X_4)] = L = \frac{1}{4}\theta^2$$

∴ $D(T_3) < D(T_1)$; ∴ T_3 比 T_1 有效。

11、解：(1) 已知 \mathcal{S} 是 θ 的无偏估计，∴ $E(\mathcal{S}) = \theta$

$$\therefore E[\mathcal{S}^2] = D(\mathcal{S}) + [E(\mathcal{S})]^2 = D(\mathcal{S}) + \theta^2$$

∴ 当 $D(\mathcal{S}) > 0$ 时， $E[\mathcal{S}^2] \neq \theta^2$

故当 $D(\mathcal{S}) > 0$ 时， \mathcal{S}^2 不是 θ^2 的无偏估计。

$$(2) \text{ 已知 } X \sim f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} & 0 \leq x < \theta \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad \theta > 0, \quad \theta \text{ 为参数}$$

(X_1, X_2, \dots, X_n) 是样本，由例 6 得，

$\mathcal{S} = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 是参数 θ 的最大似然估计量。

$\mathcal{S} = \max\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是参数 θ 的最大似然估计值。

下面证明 $\mathcal{S} = \max\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 不是参数 θ 的无偏估计值。

由 100 页得 \mathcal{S} 的分布函数是 $F_{\mathcal{S}}(x) = [F_X(x)]^n$

$$\therefore F_X(x) = \begin{cases} 0 & -\infty < x < 0 \\ \frac{x}{\theta} & 0 \leq x < \theta \\ 1 & \theta \leq x < +\infty \end{cases}$$

$$\therefore F_{\mathcal{S}}(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ (\frac{x}{\theta})^n & 0 \leq x < \theta \\ 1 & \theta \leq x < +\infty \end{cases} \Rightarrow f_{\mathcal{S}}(x) = \begin{cases} \frac{n}{\theta^n} x^{n-1} & 0 \leq x \leq \theta \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

$$\therefore E(\mathcal{S}) = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_{\mathcal{S}}(x) dx = \int_0^{\theta} x \frac{n}{\theta^n} x^{n-1} dx = \frac{n}{\theta^n} \int_0^{\theta} x^n dx = \frac{n}{n+1} \theta \neq \theta$$

故 $\mathcal{S} = \max\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 不是参数 θ 的无偏估计。

12、解：(1) $\therefore E(\bar{X}_1) = \mu, E(\bar{X}_2) = \mu$

\therefore 对于任意的常数 a, b . ($a+b=1$) , 都有

$$E(Y) = E(a\bar{X}_1 + b\bar{X}_2) = aE(\bar{X}_1) + bE(\bar{X}_2) = a\mu + b\mu = \mu$$

\therefore 对于任意的常数 a, b , $Y = a\bar{X}_1 + b\bar{X}_2$ 都是参数 μ 的无偏估计量。

(2) 确定常数 a, b . 使 $D(Y)$ 达到最小值。

$$D(Y) = D(a\bar{X}_1 + b\bar{X}_2) = a^2 D(\bar{X}_1) + b^2 D(\bar{X}_2) = a \frac{D(X)}{n_1} + b \frac{D(X)}{n_2}$$

$$= \left(\frac{a^2}{n_1} + \frac{b^2}{n_2} \right) \sigma^2 = \left[\frac{a^2}{n_1} + \frac{(1-a)^2}{n_2} \right] \cdot \sigma^2 \quad \text{是 } a \text{ 的函数。}$$

$$\text{令 } \frac{d}{da} [D(Y)] = \left[\frac{2a}{n_1} - \frac{2(1-a)}{n_2} \right] \sigma^2 = 0$$

解之得, $a = \frac{n_1}{n_1 + n_2}, b = \frac{n_2}{n_1 + n_2}$ 为惟一驻点, 必是极值点。

故当 $a = \frac{n_1}{n_1 + n_2}, b = \frac{n_2}{n_1 + n_2}$ 时, $D(Y)$ 有最小值。

14、解:

(1)已知: $\sigma = 0.6$ (时)用正态分布求 μ 的0.95置信区间

$$\bar{X} = \frac{1}{9}(6.0+5.7+5.8+6.5+7.9+6.3+5.6+6.1+5.0) = 6$$

由 $1-\alpha = 0.95$, 则 $\alpha = 0.05$, $\frac{\alpha}{2} = 0.025$

$$\therefore Z_{0.025} = 1.96$$

$$\therefore \bar{X} - Z_{0.05} \cdot \frac{\alpha}{\sqrt{n}} = 6 - 1.96 \times \frac{0.6}{\sqrt{9}} = 5.608$$

$$\bar{X} + Z_{0.05} \cdot \frac{\alpha}{\sqrt{n}} = 6 + 1.96 \times \frac{0.6}{\sqrt{9}} = 6.392$$

$\therefore \mu$ 的0.95置信区间为(5.608, 6.392)

(2)未知 σ , 用 t 分布求 μ 的0.95置信区间

$$\bar{X} = 6.$$

$$\begin{aligned} S^2 &= \frac{1}{8} \sum_{i=1}^9 (x_i - \bar{x})^2 \\ &= \frac{1}{8} [(6.0-6)^2 + (5.7-6)^2 + (5.8-6)^2 + \text{L L} + (5.0-6)^2] = 0.33 \end{aligned}$$

$$S = \sqrt{0.33} = 0.5745$$

由 $1-\alpha = 0.95$, $\alpha = 0.05$, $\frac{\alpha}{2} = 0.025$, $t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) = t_{0.025}(8) = 2.306$

$$\therefore \bar{X} - t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \cdot \frac{s}{\sqrt{n}} = 6 - 2.306 \times \frac{0.5745}{\sqrt{9}} = 5.558$$

$$\bar{X} + t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \cdot \frac{s}{\sqrt{n}} = 6 + 2.306 \times \frac{0.5745}{\sqrt{9}} = 6.442$$

故 μ 的0.95置信区间为(5.558, 6.442)

16、解: (下一页)

已知 $n=9$, $S=11$, $S^2=121$

由 $1-\alpha=0.95$, $\alpha=0.05$, $\frac{\alpha}{2}=0.025$

由 $P\{\chi^2(n-1) > \lambda_1\} = 1 - \frac{\alpha}{2} = 0.975$, 查得 $\lambda_1 = \chi_{0.975}^2(8) = 2.180$

由 $P\{\chi^2(n-1) > \lambda_2\} = \frac{\alpha}{2} = 0.025$, 查得 $\lambda_2 = \chi_{0.025}^2(8) = 17.535$

$$\frac{(n-1)S^2}{\lambda_2} = \frac{8 \times 121}{17.535} = 55.2$$

$$\frac{(n-1)S^2}{\lambda_1} = \frac{8 \times 121}{2.180} = 444.0$$

$\therefore \sigma^2$ 的0.95置信区间为(55.2, 444.0)

σ 是0.95置信区间为(7.4, 21.1)

24、解：已知 $n=12$, $\bar{X} = \frac{1}{12}[40+34+L+39] = 35.4$

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \frac{1}{11} [(40-35.4)^2 + L + (39-35.4)^2] = 52.265$$

$$S = 7.23$$

$$t_{\alpha}(n-1) = t_{0.05}(11) = 1.7959$$

$$\therefore \bar{X} + t_{\alpha}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}} = 35.4 + 1.7959 \times \frac{7.23}{\sqrt{12}} = 39.15 \text{ (岁)}$$

答：发现者平均年龄的0.95置信上限为39.15岁。