

# 最小方差无偏估计补充题

1. 总体  $X$  服从泊松分布  $P(\lambda)$ ,  $X_1, X_2, \dots, X_n$  为样本。

(1) 参数  $\lambda$  的点估计  $\hat{\lambda} = \bar{X}$ , 由此猜测  $g(\lambda) = \lambda^2$  的点估计为  $\bar{X}^2$ 。判断  $\bar{X}^2$  是否  $g(\lambda) = \lambda^2$  的无偏估计?

如果不是, 请根据  $E(\bar{X}^2)$  的结果及  $E(\bar{X}) = \lambda$  修偏得到  $\hat{g}$ , 使得  $\hat{g}$  是  $g(\lambda) = \lambda^2$  的无偏估计, 即  $E(\hat{g}) = \lambda^2$ 。

(2) 写出样本联合密度函数  $p(x_1, x_2, \dots, x_n; \lambda)$ , 证明  $\hat{g}$  是  $g(\lambda) = \lambda^2$  的 UMVUE。

(3) 求出  $\lambda$  的 Fisher 信息量  $I(\lambda)$  及  $g(\lambda) = \lambda^2$  的 C-R 下界。

(4) 设  $Y$  服从泊松分布  $P(\theta)$ , 可知  $\text{Var}(Y^2 - Y) = 4\theta^3 + 2\theta^2$ , 根据此结论以及泊松分布的可加性求出  $\text{Var}(\hat{g})$ , 并判断  $\hat{g}$  是否  $g(\lambda) = \lambda^2$  的有效估计。

**解:** (1) 因

$$E(\bar{X}^2) = \text{Var}(\bar{X}) + [E(\bar{X})]^2 = \frac{1}{n} \text{Var}(X) + [E(X)]^2 = \frac{\lambda}{n} + \lambda^2 \neq \lambda^2,$$

故  $\bar{X}^2$  不是  $g(\lambda) = \lambda^2$  的无偏估计。而

$$E\left(\bar{X}^2 - \frac{\bar{X}}{n}\right) = E(\bar{X}^2) - \frac{1}{n}E(\bar{X}) = \frac{\lambda}{n} + \lambda^2 - \frac{\lambda}{n} = \lambda^2,$$

令  $\hat{g} = \bar{X}^2 - \frac{\bar{X}}{n}$ , 有  $E(\hat{g}) = \lambda^2$ , 故  $\hat{g} = \bar{X}^2 - \frac{\bar{X}}{n}$  是  $g(\lambda) = \lambda^2$  的无偏估计。

(2) 因  $E(\hat{g}) = \lambda^2$ , 且

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n; \lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} = \frac{\lambda^{\sum_{i=1}^n x_i}}{x_1! x_2! \cdots x_n!} e^{-n\lambda}, \quad x_1, x_2, \dots, x_n = 0, 1, 2, \dots,$$

$$e^{n\lambda} p(x_1, x_2, \dots, x_n; \lambda) = \frac{\lambda^{n\bar{x}}}{x_1! x_2! \cdots x_n!}, \quad x_1, x_2, \dots, x_n = 0, 1, 2, \dots,$$

则

$$\frac{\partial [e^{n\lambda} p(x_1, x_2, \dots, x_n; \lambda)]}{\partial \lambda} = \frac{n\bar{x} \lambda^{n\bar{x}-1}}{x_1! x_2! \cdots x_n!} = \frac{n\bar{x}}{\lambda} e^{n\lambda} p(x_1, x_2, \dots, x_n; \lambda),$$

令统计量  $T = \bar{X}$ ,  $c = e^{n\lambda}$ ,  $a = \frac{ne^{n\lambda}}{\lambda}$ ,  $b = 0$ , 即  $\frac{\partial(cp)}{\partial \lambda} = (a\bar{x} + b)p$ , 可知根据  $E(\varphi) = 0$  可得到  $E(\varphi\bar{X}) = 0$ 。

取  $\tilde{\varphi} = \varphi\bar{X}$ , 根据  $E(\varphi) = 0$  可得到  $E(\tilde{\varphi}) = 0$ , 再根据  $E(\tilde{\varphi}) = 0$  及统计量  $\varphi$  的任意性, 可得到  $E(\tilde{\varphi}\bar{X}) = 0$ ,

即  $E(\varphi\bar{X}^2) = 0$ 。从而根据  $E(\varphi) = 0$  可得到

$$E(\varphi\hat{g}) = E\left[\varphi\left(\bar{X}^2 - \frac{1}{n}\bar{X}\right)\right] = E(\varphi\bar{X}^2) - \frac{1}{n}E(\varphi\bar{X}) = 0$$

故  $\hat{g}$  是  $g(\lambda) = \lambda^2$  的 UMVUE。

(3) 因泊松分布  $P(\lambda)$  的质量函数为

$$p(x; \lambda) = \frac{\lambda^x}{x!} e^{-\lambda}, \quad x = 0, 1, 2, \dots,$$

则

$$\ln p(x; \lambda) = x \ln \lambda - \lambda - \ln(x!), \quad x = 0, 1, 2, \dots,$$

$$\frac{\partial \ln p(x; \lambda)}{\partial \lambda} = \frac{x}{\lambda} - 1 = \frac{x - \lambda}{\lambda},$$

故

$$I(\lambda) = E \left[ \frac{\partial \ln p(X; \lambda)}{\partial \lambda} \right]^2 = E \left( \frac{X - \lambda}{\lambda} \right)^2 = \frac{E(X - \lambda)^2}{\lambda^2} = \frac{\text{Var}(X)}{\lambda^2} = \frac{\lambda}{\lambda^2} = \frac{1}{\lambda}.$$

且  $g(\lambda) = \lambda^2$  的 C-R 下界为

$$\frac{[g'(\lambda)]^2}{nI(\lambda)} = \frac{(2\lambda)^2}{n \cdot \frac{1}{\lambda}} = \frac{4\lambda^3}{n}.$$

(4) 因  $E(\hat{g}) = \lambda^2$ ，并根据泊松分布的可加性可知

$$Y = n\bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i \sim P(n\lambda),$$

则

$$\text{Var}(Y^2 - Y) = \text{Var}(n^2 \bar{X}^2 - n\bar{X}) = 4n^3 \lambda^3 + 2n^2 \lambda^2,$$

$$\text{Var}(\hat{g}) = \text{Var} \left( \bar{X}^2 - \frac{\bar{X}}{n} \right) = \frac{4n^3 \lambda^3 + 2n^2 \lambda^2}{n^4} = \frac{4n\lambda^3 + 2\lambda^2}{n^2} > \frac{4\lambda^3}{n} = \frac{[g'(\lambda)]^2}{nI(\lambda)},$$

故  $\hat{g}$  不是  $g(\lambda) = \lambda^2$  的有效估计。

2. 总体  $X$  服从指数分布  $\text{Exp}\left(\frac{1}{\theta}\right)$ ,  $X_1, X_2, \dots, X_n$  为样本。

(1) 参数  $\theta$  的点估计  $\hat{\theta} = \bar{X}$ ，由此猜测  $g(\theta) = \theta^2$  的点估计为  $\bar{X}^2$ 。判断  $\bar{X}^2$  是否  $g(\theta) = \theta^2$  的无偏估计？

如果不是，请修偏得到  $\hat{g}$ ，使得  $\hat{g}$  是  $g(\theta) = \theta^2$  的无偏估计，即  $E(\hat{g}) = \theta^2$ 。

(2) 写出样本联合密度函数  $p(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$ ，证明  $\hat{g}$  是  $g(\theta) = \theta^2$  的 UMVUE。

(3) 求出  $\theta$  的 Fisher 信息量  $I(\theta)$  及  $g(\theta) = \theta^2$  的 C-R 下界。

(4) 由  $X$  服从指数分布  $\text{Exp}\left(\frac{1}{\theta}\right)$ ，可知  $\frac{2n\bar{X}}{\theta} \sim \chi^2(2n)$ ，且  $Y \sim \chi^2(m)$  的  $k$  阶原点矩

$$E(Y^k) = 2^k \left( \frac{m}{2} + k - 1 \right) \left( \frac{m}{2} + k - 2 \right) \cdots \left( \frac{m}{2} + 1 \right) \frac{m}{2},$$

由此求出  $E(\bar{X}^4)$ ，再求出  $\text{Var}(\hat{g})$ ，并判断  $\hat{g}$  是否  $g(\theta) = \theta^2$  的有效估计。

解：(1) 因

$$E(\bar{X}^2) = \text{Var}(\bar{X}) + [E(\bar{X})]^2 = \frac{1}{n} \text{Var}(X) + [E(X)]^2 = \frac{\theta^2}{n} + \theta^2 = \frac{n+1}{n} \theta^2 \neq \theta^2,$$

故  $\bar{X}^2$  不是  $g(\theta) = \theta^2$  的无偏估计。而

$$E\left(\frac{n}{n+1} \bar{X}^2\right) = \theta^2,$$

令  $\hat{g} = \frac{n}{n+1} \bar{X}^2$ , 有  $E(\hat{g}) = \theta^2$ , 故  $\hat{g} = \frac{n}{n+1} \bar{X}^2$  是  $g(\theta) = \theta^2$  的无偏估计。

(2) 因  $E(\hat{g}) = \theta^2$ , 且

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta) = \frac{1}{\theta^n} e^{-\frac{n\bar{x}}{\theta}} I_{x_1, x_2, \dots, x_n > 0},$$

$$\theta^n p(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta) = e^{-\frac{n\bar{x}}{\theta}} I_{x_1, x_2, \dots, x_n > 0},$$

则

$$\frac{\partial[\theta^n p(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)]}{\partial \theta} = \frac{n\bar{x}}{\theta^2} e^{-\frac{n\bar{x}}{\theta}} I_{x_1, x_2, \dots, x_n > 0} = n\theta^{n-2} \bar{x} p(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta),$$

令统计量  $T = \bar{X}$ ,  $c = \theta^n$ ,  $a = n\theta^{n-2}$ ,  $b = 0$ , 即  $\frac{\partial(cp)}{\partial \theta} = (a\bar{x} + b)p$ , 可知根据  $E(\varphi) = 0$  可得到  $E(\varphi\bar{X}) = 0$ 。

取  $\tilde{\varphi} = \varphi\bar{X}$ , 根据  $E(\varphi) = 0$  可得到  $E(\tilde{\varphi}) = 0$ , 再根据  $E(\tilde{\varphi}) = 0$  及统计量  $\varphi$  的任意性, 可得到  $E(\tilde{\varphi}\bar{X}) = 0$ ,

即  $E(\varphi\bar{X}^2) = 0$ 。从而根据  $E(\varphi) = 0$  可得到

$$E(\varphi\hat{g}) = E\left(\varphi \cdot \frac{n}{n+1} \bar{X}^2\right) = \frac{n}{n+1} E(\varphi\bar{X}^2) = 0$$

故  $\hat{g}$  是  $g(\theta) = \theta^2$  的 UMVUE。

(3) 因指数分布  $\text{Exp}\left(\frac{1}{\theta}\right)$  的密度函数为

$$p(x; \theta) = \frac{1}{\theta} e^{-\frac{x}{\theta}} I_{x > 0},$$

则

$$\ln p(x; \theta) = -\ln \theta - \frac{x}{\theta}, \quad x > 0,$$

$$\frac{\partial \ln p(x; \theta)}{\partial \theta} = -\frac{1}{\theta} + \frac{x}{\theta^2} = \frac{x - \theta}{\theta^2},$$

故

$$I(\theta) = E\left(\frac{X - \theta}{\theta^2}\right)^2 = \frac{1}{\theta^4} \text{Var}(X) = \frac{1}{\theta^2}。$$

且  $g(\theta) = \theta^2$  的 C-R 下界为

$$\frac{[g'(\theta)]^2}{nI(\theta)} = \frac{(2\theta)^2}{n \cdot \frac{1}{\theta^2}} = \frac{4\theta^4}{n}。$$

(4) 因  $E(\hat{g}) = \theta^2$ , 且

$$\text{Var}(\hat{g}) = \text{Var}\left(\frac{n}{n+1} \bar{X}^2\right) = \frac{n^2}{(n+1)^2} \text{Var}(\bar{X}^2) = \frac{n^2}{(n+1)^2} [E(\bar{X}^4) - (E(\bar{X}^2))^2],$$

设  $Y = \frac{2n\bar{X}}{\theta} \sim \chi^2(2n)$ , 有

$$E(Y^2) = \frac{4n^2}{\theta^2} E(\bar{X}^2) = 4(n+1)n, \quad E(Y^4) = \frac{16n^4}{\theta^4} E(\bar{X}^4) = 16(n+3)(n+2)(n+1)n,$$

则

$$E(\bar{X}^2) = \frac{n+1}{n} \theta^2, \quad E(\bar{X}^4) = \frac{(n+3)(n+2)(n+1)}{n^3} \theta^4,$$

可得

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{g}) &= \frac{n^2}{(n+1)^2} [E(\bar{X}^4) - (E(\bar{X}^2))^2] = \frac{n^2}{(n+1)^2} \left[ \frac{(n+3)(n+2)(n+1)}{n^3} \theta^4 - \frac{(n+1)^2}{n^2} \theta^4 \right] \\ &= \frac{4n+6}{n(n+1)} \theta^4 > \frac{4\theta^4}{n} = \frac{[g'(\theta)]^2}{nI(\theta)}, \end{aligned}$$

故  $\hat{g}$  不是  $g(\theta) = \theta^2$  的有效估计。