2022年11月4日

数理统计

强基数学 002

吴天阳

2204210460

50

第五次作业

题目 1. (44) 令 X_1, \dots, X_n 是来自 $f(x; \theta) = e^{-(x-\theta)} I_{[\theta,\infty)}(x), (\theta \in \mathbb{R}^1)$ 的随机样本.

- (a). 求解一个充分统计量.
- (b). 求出 θ 的 MLE.
- (c). 求出 θ 的矩估计.
- (d). 求解一个完备充分统计量.
- (e). 求解 θ 的 UMVUE.
- (f). 求出关于 θ 的 Pitman 估计量.
- (g). 使用先验分布 $g(\theta) = e^{-\theta} I_{(0,\infty)}(\theta)$, 求出 θ 的后验 Bayes 估计量.

解答. (a). $\prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) = \prod_{i=1}^n \mathrm{e}^{-(x_i - \theta)} I_{[\theta, \infty)}(x_i) = I_{(-\infty, y_1]}(\theta) \mathrm{e}^{n\theta} \mathrm{e}^{-\sum\limits_{i=1}^n x_i}$,则 $Y_1 = \min\{X_1, \cdots, X_n\}$ 是一个充分统计量.

(b). 由于
$$\mathcal{L}(\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i; \theta) = \prod_{i=1}^{n} \mathrm{e}^{-(x_i - \theta)} I_{[\theta, \infty)}(x_i) = \exp\left\{-\sum_{i=1}^{n} x_i + n\theta\right\} I_{(-\infty, y_1]}(\theta)$$
, 其中 $Y_1 = \min\{X_1, \cdots, X_n\}$, 则 MLE 为 $\hat{\theta} = Y_1$.

(c).
$$\mathbb{E}(\bar{X}) = \mathbb{E}(X) = \int_{\theta}^{\infty} x \mathrm{e}^{-(x-\theta)} \, \mathrm{d}x = \int_{0}^{\infty} (x+\theta) \mathrm{e}^{-x} \, \mathrm{d}x = \frac{\Gamma(2)}{1^2} + \theta = 1 + \theta$$
,于是 θ 的矩估计为 $\tilde{\theta} = \bar{X} - 1$.

(d). 下面证明 Y_1 是完备的, $f_{Y_1}=n[1-F_x(y)]^{n-1}f_x(y)=n\mathrm{e}^{-n(y-\theta)}$,令 $z(\cdot)$ 是任意实值函数,满足 $\mathbb{E}(z(Y_1))=0,\ \theta\in\mathbb{R}^1$,于是

$$\mathbb{E}(z(Y_1)) = \int_{\theta}^{\infty} z(y) n e^{-n(y-\theta)} dy = \int_{-\infty}^{-\theta} z(y) e^{-ny} = 0$$

对 $-\theta$ 求导可得 $z(-\theta)e^{n\theta}=z(-\theta)=0$,由 θ 的任意性可知 $z(\cdot)\equiv 0$,则 $P(z(Y_1)=0)=1$,所 以 Y_1 是完备的,结合 (a) 可知 Y_1 是完备充分统计量.

(e). 由于
$$\mathbb{E}(Y_1) = \int_{\theta}^{\infty} y n \mathrm{e}^{-n(y-\theta)} \, \mathrm{d}y = n \int_{0}^{\infty} (y+\theta) \mathrm{e}^{-ny} \, \mathrm{d}y = n \int_{0}^{\infty} y \mathrm{e}^{-ny} + \theta \int_{0}^{\infty} n \mathrm{e}^{-ny} \, \mathrm{d}y = \frac{1}{n} + \theta$$
. 于是 $Y_1 - 1/n$ 是 θ 的 UMVUE.

(g). 由于
$$\mathcal{L}(\theta) = e^{n\theta - \sum_{i=1}^{n} x_i} I_{(-\infty,y_1]}(\theta) \propto e^{n\theta} I_{(-\infty,y_1]}(\theta)$$
 且 $f(\theta|x_1,\cdots,x_n) = \int \mathcal{L}(\theta)g(\theta) d\theta = \int_0^{y_1} e^{(n-1)\theta} d\theta = \frac{e^{(n-1)y_1} - 1}{n-1}, \ (y_1 > 0).$ 则

$$f(\theta|x_1,\cdots,x_n) = \frac{\mathcal{L}(\theta)g(\theta)}{\int \mathcal{L}(\theta)g(\theta)\,\mathrm{d}\theta} = \frac{n-1}{\mathrm{e}^{(n-1)y_1}-1}\mathrm{e}^{(n-1)\theta}I_{(0,y_1]}(\theta).$$

于是

$$\mathbb{E}\left[\theta|x_1,\cdots,x_n\right] = \int_0^{y_1} \theta \frac{n-1}{e^{(n-1)y_1} - 1} e^{(n-1)\theta} d\theta = \frac{n-1}{e^{(n-1)y_1} - 1} \int_0^{y_1} \theta e^{-(1-n)\theta} d\theta$$
$$= \frac{n-1}{e^{(n-1)y_1} - 1} \cdot \frac{\Gamma(2)}{(1-n)^2} = \frac{1}{(n-1)(e^{(n-1)y_1} - 1)}$$

则 θ 的后验 Bayes 估计量为 $\frac{1}{(n-1)(e^{(n-1)y_1}-1)}$.

题目 2. (47) 令 X_1, \dots, X_n 是来自离散分布 $f(x;\theta) = \binom{2}{x} \theta^x (1-\theta)^{2-x} I_{\{0,1,2\}}(x), \ (\theta > 0)$ 的随机变量.

- (a). 是否存在一维的充分统计量, 若存在, 是否完备?
- (b). 求解 $\theta^2 = P(X_1 = 2)$ 的 MLE, 并判断是否是无偏的.
- (c). 求解一个关于 θ 的无偏统计量,且满足 C-R 下界. 若不存在,证明之.
- (d). 求解一个 θ^2 的 UMVUE.
- (e). 利用平方损失函数求解 θ 关于先验分布为 Beta 分布的 Bayes 估计. Beta 分布为 $g(\theta)=\frac{1}{B(a,b)}\theta^{a-1}(1-\theta)^{b-1}I_{(0,1)}(\theta).$
 - (f). 使用平方误差损失函数,求解 θ 的极小化极大估计.
 - (g). 求解 θ^2 均方误差的一致估计.

解答. (a). 由于

$$f(x;\theta) = \exp\{2\log(1-\theta)\} \binom{2}{x} I_{\{0,1,2\}}(x) \exp\left\{x\log\frac{\theta}{1-\theta}\right\}$$

令 $a(\theta) = \exp\{2\log(1-\theta)\},\ b(x) = \binom{2}{x}I_{\{0,1,2\}}(x),\ c(\theta) = \log\frac{\theta}{1-\theta},\ d(x) = x.$ 则 $\sum_{i=1}^n X_i$ 是完备充分统计量.

(b).
$$\mathcal{L}(\theta) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i; \theta) = (1 - \theta)^{2n} \left(\frac{\theta}{1 - \theta}\right)^{\sum_{i=1}^{n} x_i} \left[\prod_{i=1}^{n} \binom{2}{x_i} I_{\{0,1,2\}}(x_i)\right],$$

$$\log \mathcal{L}(\theta) = 2n \log(1 - \theta) + \sum_{i=1}^{n} \frac{\theta}{1 - \theta} + \sum_{i=1}^{n} \log \binom{2}{x_i} I_{\{0,1,2\}}(x_i), \ \exists \mathbb{E} \frac{\partial \log \mathcal{L}(\theta)}{\partial \theta} = -\frac{2n}{1 - \theta} + \frac{1}{\theta(1 - \theta)} \sum_{i=1}^{n} x_i = 0, \ \exists \theta \in \mathcal{H}(\theta) \in \mathcal{H}(\theta)$$

$$\lim_{i \to \infty} \mathcal{L}(\theta) = \frac{1}{1 - \theta} + \frac{1}{1$$

$$\begin{split} \mathbb{E}(\bar{X}^2/4) &= \frac{1}{4n^2} \mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^n X_i\right]^2 = \frac{1}{4n^2} \mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^n X_i^2 + 2\sum_{1 \leqslant i < j \leqslant n} X_i X_j\right] \\ &= \frac{1}{4n^2} \left[n \mathbb{E}(X^2) + n(n-1)(\mathbb{E}X)^2\right] = \frac{1}{4n^2} [n(\text{Var}(X) + (\mathbb{E}X)^2) + n(n-1)(\mathbb{E}X)^2] \\ &= \frac{1}{4n^2} [n \text{Var}(X) + n^2(\mathbb{E}X)^2] = \theta^2 + \frac{\theta(1-\theta)}{2n} \end{split}$$

所以 $\hat{\theta}^2$ 不是无偏估计.

(c). 由上一问可知

$$\sum_{i=1}^{n} \frac{\partial}{\partial \theta} \log f(x_i; \theta) = \frac{\partial \log L(\theta)}{\partial \theta} = -\frac{2n}{1-\theta} + \frac{1}{\theta(1-\theta)} \sum_{i=1}^{n} x_i$$
$$= \frac{2n}{\theta(1-\theta)} \left(\frac{\bar{X}}{2} - \theta\right)$$

又由于 $\mathbb{E}\left[\frac{\bar{X}}{2}\right] = \mathbb{E}(X)/2 = \theta$,所以 $\bar{X}/2$ 是 θ 的无偏统计量且满足 C-R 下界.

(d). 由 (b) 小问可知 $\mathbb{E}[\bar{X}^2/4] = \frac{2n-1}{2n}\theta^2 + \frac{\theta}{2n}$,于是 $\frac{2n}{2n-1}\left(\frac{\bar{X}^2}{4} - \frac{\bar{X}/2}{2n}\right) = \frac{\bar{X}(n\bar{X}-1)}{2(2n-1)}$ 是 θ^2 的无偏估计,且是关于完备充分统计量 $\sum_{i=1}^n X_i$ 的函数,于是也是 θ^2 的 UMVUE.

(e). θ 的后验概率密度函数为

$$f(\theta|x_1, \dots, x_n) = \frac{\mathcal{L}(\theta)g(\theta)}{\int_0^1 \mathcal{L}(\theta)g(\theta) \, d\theta} \propto (1 - \theta)^{2n} \left(\frac{\theta}{1 - \theta}\right)^{\sum_{i=1}^n x_i} \theta^{a-1} (1 - \theta)^{b-1}$$
$$\propto \theta^{a-1 + \sum_{i=1}^n x_i} (1 - \theta)^{b-1 + 2n - \sum_{i=1}^n x_i} \sim \text{Beta}\left(a + \sum_{i=1}^n x_i, b + 2n - \sum_{i=1}^n x_i\right)$$

由于平方损失函数下 Bayes 估计就是后验 Bayes 估计,于是 $\mathbb{E}[\theta|X_1,\cdots,X_n]=\frac{a+n\bar{X}}{a+b+2n}$ 是 θ 在先验分布为 Beta 分布时的 Bayes 估计.

(f). 由 (e) 可知, θ 的后验 Bayes 估计为 $\mathbb{E}[\theta|X_1,\cdots,X_n]=\frac{a+n\bar{X}}{a+b+2n}$,由于损失函数为平方损失,则后验 Bayes 估计即为 Bayes 估计. 下面求解风险函数为常数,令 $c=\frac{1}{a+b+2n}$,则

$$\mathcal{R}(\theta) = \mathbb{E}\left[\frac{a+n\bar{X}}{a+b+2n} - \theta\right]^2 = \mathbb{E}\left[cn\bar{X} + ac - \theta\right]^2 = \mathbb{E}\left[c(n\bar{X} - 2n\theta) + (2nc - 1)\theta + ac\right]^2$$

$$= c^2 \text{Var}(n\bar{X}) + [(2nc - 1)\theta) + ac]^2 = c^2 \cdot 2n\theta(1-\theta) + (2nc - 1)^2\theta^2 + 2ac(2nc - 1)\theta + a^2c^2$$

$$= [(2nc - 1)^2 - 2nc^2]\theta^2 + [2nc^2 + 2ac(2nc - 1)]\theta + a^2c^2$$

上式与
$$\theta$$
 无关,得
$$\begin{cases} 2nc^2 = (1-2nc)^2, \\ 2nc^2 = 2ac(1-2nc). \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} c = \frac{1}{\sqrt{2n}+2n}, \\ a = \sqrt{2n}/2 \end{cases}$$
 于是 $b = \sqrt{2n}/2$,所以 θ 的 Minimax 估计为 $\frac{1+\sqrt{2n}\bar{X}}{2+2\sqrt{2n}}$.