2022 年 10 月 1 日 数理统计 强基数学 002 吴天阳 2204210460

## 第二次作业

题目 1. 设  $X_1, \dots, X_n$  来自 N(0,1) 的随机样本,令

$$\bar{X}_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k X_i, \quad \bar{X}_{n-k} = \frac{1}{n-k} \sum_{i=k+1}^n X_i,$$

求下列分布: (1)  $\frac{1}{2}(\bar{X}_k + \bar{X}_{n-k})$ . (2)  $k\bar{X}_k^2 + (n-k)\bar{X}_{n-k}^2$ . (3)  $X_1^2/X_2^2$ . (4)  $X_1/X_n$ .

解答. (1) 
$$\bar{X}_k \sim N(0, \frac{1}{k}), \ \bar{X}_{n-k} \sim N(0, \frac{1}{n-k}), \$$
所以  $\frac{\bar{X}_k + \bar{X}_{n-k}}{2} \sim (0, \frac{1}{4}(\frac{1}{k} + \frac{1}{n+k})).$ 

(2) 
$$\sqrt{k}\bar{X}_k \sim N(0,1), \ \sqrt{n-k}\bar{X}_{n-k} \sim N(0,1)$$
,所以  $k\bar{X}_k^2 + (n-k)\bar{X}_{n-k}^2 \sim \chi(2)$ .

(3) 
$$X_1^2,~X_2^2 \overset{iid}{\sim} \chi(1)$$
,所以  $\frac{X_1^2}{X_2^2} \sim F(1,1)$ .

(4) 设 
$$U = X_1/X_2, V = X_2$$
,于是  $x_1 = uv, x_2 = v$ , $\det(J) = \begin{vmatrix} v & u \\ 0 & 1 \end{vmatrix} = v$ ,且  $p_{X_1,X_2}(x_1,x_2) = \frac{1}{2} e^{-\frac{x_1^2 + x_2^2}{2}}$ ,则

$$p_{U,V}(u,v) = P_{X_1,X_2}(uv,v)|v| = \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{u^2v^2+v^2}{2}}|v| = \frac{|v|}{2\pi} e^{-\frac{v^2(u^2+1)}{2}},$$

则

$$P_{X_1/X_2}(u) = P_U(u) = 2 \int_0^\infty \frac{v}{2\pi} e^{-\frac{v^2(u^2+1)}{2}} dv = \frac{1}{\pi(u^2+1)},$$

所以  $U \sim \text{Cauchy}(0,1)$  为标准 Cauchy 分布.

题目 2. 设  $X_1, \dots, X_n$  是来自双参数指数分布

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

的简单随机样本, 其中  $u \in \mathbb{R}, \sigma > 0$ , 求  $\mu, \sigma$  和  $P(X_1 \ge t)$ ,  $(t > \mu)$  的矩估计和 MLE.

解答. 矩估计: 由于

$$\begin{split} E(X) &= \int_{\mu}^{\infty} \frac{x}{\sigma} \exp\left\{-\frac{x-\mu}{\sigma}\right\} \, \mathrm{d}x = \frac{1}{\sigma} \left(\int_{0}^{\infty} x \mathrm{e}^{\frac{x}{\sigma}} + \mu \mathrm{e}^{-\frac{x}{\sigma}}\right) \, \mathrm{d}x \xrightarrow{\frac{x}{\sigma} \operatorname{Gamma} \frac{\partial \pi}{\partial \sigma}} \sigma + \mu \\ E(X^2) &= \int_{\mu}^{\infty} \frac{x^2}{\sigma} \exp\left\{-\frac{x-\mu}{\sigma}\right\} \, \mathrm{d}x = \frac{1}{\sigma} \left(\int_{0}^{\infty} x^2 \mathrm{e}^{-\frac{x}{\sigma}} + 2\mu \int_{0}^{\infty} x \mathrm{e}^{-\frac{x}{\sigma}} + \mu^2 \int_{0}^{\infty} \mathrm{e}^{-\frac{x}{\sigma}}\right) \, \mathrm{d}x \\ &\xrightarrow{\frac{x}{\sigma} \operatorname{Gamma} \frac{\partial \pi}{\partial \sigma}} 2\sigma^2 + 2\mu\sigma + \mu^2 \end{split}$$

则  $\mu, \sigma$  的矩估计为

$$\begin{cases} \bar{X} = \sigma + \mu, \\ M_2' = 2\sigma^2 + 2\mu\sigma + \mu^2. \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \hat{\mu} = \bar{X} - \sqrt{M_2' - \bar{X}^2}, \\ \hat{\sigma} = \sqrt{M_2' - \bar{X}^2}. \end{cases}$$

于是  $P(X_1 \ge t)$  的矩估计为

$$P(X_1 \geqslant t) = \int_t^\infty \frac{1}{\sigma} \exp\left\{-\frac{x-\mu}{\sigma}\right\} \, \mathrm{d}x = \sqrt{\frac{\pi}{\sigma}} \int_{t-\mu}^\infty \frac{1}{\sqrt{\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{x}{\sigma}\right\} \, \mathrm{d}x = \sqrt{\pi} \hat{\sigma} (1 - \Phi(t - \hat{\mu})).$$

MLE: 似然函数  $L(\mu,\sigma) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma} \exp\left\{-\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right\} = \frac{1}{\sigma^n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i - n\mu}{\sigma}\right\}$ ,对数似然为  $\log L(\mu,\sigma) = -n\log\sigma - \frac{1}{\sigma}\left(\sum_{i=1}^n x_i - n\mu\right)$ ,但方程  $\frac{\partial \log L}{\partial \mu} = \frac{n}{\sigma} = 0$  无解,所以该分布不存在 MLE.

题目 3. 设  $X_1, \dots, X_n$  和  $Y_1, \dots, Y_n$  分别来自正态总体  $N(\mu_1, \sigma^2)$  和  $N(\mu_2, \sigma^2)$  的随机样本,求  $\mu_1, \mu_2, \sigma^2$  的 MLE.

解答. 似然函数为 
$$L(\mu_1, \mu_2, \sigma) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x_i - \mu_1)^2}{2\sigma^2}} \prod_{j=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(y_j - \mu_2)^2}{2\sigma^2}}$$
,对数似然为  $\log L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2) = -2n\log(\sqrt{2n\sigma^2}) - \frac{1}{2\sigma^2} \left( \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_1)^2 + \sum_{i=1}^n (y_j - \mu_2)^2 \right)$ , 于是

$$\begin{cases} \frac{\partial \log L}{\partial \mu_{1}} = \frac{1}{\sigma^{2}} \sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \mu_{1}) = 0, \\ \frac{\partial \log L}{\partial \mu_{2}} = \frac{1}{\sigma^{2}} \sum_{j=1}^{n} (y_{i} - \mu_{2}) = 0, \\ \frac{\partial \log L}{\partial \sigma} = -\frac{n}{\sigma^{2}} + \frac{1}{2\sigma^{4}} \left( \sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \mu_{1})^{2} + \sum_{j=1}^{n} (y_{j} - \mu_{2})^{2} \right) = 0. \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \hat{\mu}_{1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_{i} = \bar{X}, \\ \hat{\mu}_{2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_{i} = \bar{Y}, \\ \hat{\sigma}^{2} = \frac{1}{2n} \left( \sum_{i=1}^{n} (x_{i} - \hat{\mu}_{1})^{2} + \sum_{j=1}^{n} (y_{j} - \mu_{2})^{2} \right) \end{cases}$$

题目 4. 设  $X_1, \dots, X_n$  来自均匀分布  $U(\theta, 2\theta)$  的随机样本,其中  $\theta > 0$ ,求: (1)  $\theta$  的 MLE  $\hat{\theta}$ ; (2) 判断  $\hat{\theta}$  是否是无偏估计,如果不是无偏估计,基于  $\hat{\theta}$  构造一个无偏估计.

解答. (1) 似然函数 
$$L(\theta) = \frac{1}{\theta} \prod_{i=1}^{n} I_{[\theta,2\theta]}(x_i)$$
,令  $Y_1, \dots, Y_n$  为  $X_1, \dots, X_n$  的次序统计量,则

$$L(\theta) = 1$$
 时,有  $y_1 \ge \theta, y_n \le 2\theta \Rightarrow \frac{y_n}{2} \le \theta \le y_1$ . 则  $L(\theta) = \frac{1}{\theta} I_{[\frac{y_n}{2}, y_1]}(\theta)$ ,因此  $\hat{\theta} = \frac{y_n}{2}$ . (2) 由于  $F_{Y_n}(y) = P(X_1, \dots, X_n \le y) = (F_X(y))^n = (\frac{y - \theta}{\theta})^n, y \in [\theta, 2\theta]$ ,于是

$$f_{Y_n}(y) = \frac{n}{\theta} \left(\frac{y-\theta}{\theta}\right)^{n-1} I_{[\theta,2\theta]}(y)$$

则

$$E(\hat{\theta}) = E(\frac{y_n}{2}) = \frac{1}{2} \int_{\theta}^{2\theta} y \frac{n}{\theta} (\frac{y - \theta}{\theta})^{n-1} dy = \frac{n}{2\theta^n} \int_{0}^{\theta} (y + \theta) y^{n-1} dy = \frac{2n + 1}{2n + 2} \theta.$$

所以 $\hat{\theta}$ 为 $\theta$ 的有偏估计,构造 $\hat{\theta}' = \frac{2n+2}{2n+1}\hat{\theta} = \frac{n+1}{2n+1}y_n$ 是 $\theta$ 的无偏估计.

题目 5. 设 X 服从对数正态分布,即  $\ln X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,其中  $\mu \in \mathbb{R}, \sigma > 0$ . 设  $X_1, \dots, X_n$  来自总体 X 的随机样本,求:(1)  $\mu, \sigma^2$  的 MLE;(2) 求 E(X) 的 MLE.

**解答.** (1) 令  $Y = \log X$ ,则  $f_X(x) = f_Y(\log x) \frac{1}{x} = \frac{1}{x\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(\log x - \mu)^2}{2\sigma^2}}$ ,则似然函数

$$L(\mu, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n f(x_i) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi\sigma^2})^2 \prod_{i=1}^n x_i} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\log x_i - \mu)^2},$$

$$\Rightarrow \log L(\mu, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \sum_{i=1}^n \log(x_i) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\log x_i - \mu)^2.$$

于是

$$\begin{cases} \frac{\partial \log L}{\partial \mu} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\log x_i - \mu) = 0, \\ \frac{\partial \log L}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum_{i=1}^n (\log x_i - \mu)^2 = 0. \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log x_i, \\ \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\log x_i - \hat{\mu})^2. \end{cases}$$

(2) E(X) 的 MLE 为

$$\begin{split} E(x) &= \int_0^\infty \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \mathrm{e}^{-\frac{(\log x - \mu)^2}{2\sigma^2}} \, \mathrm{d}x = \int_R \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \mathrm{e}^{-\frac{(x - \mu)^2 - 2\sigma^2 x}{2\sigma^2}} \, \mathrm{d}x \\ &= \frac{E \operatorname{Gauss} \Im \bar{\pi}}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2}} \mathrm{e}^{2\hat{\mu} + \hat{\sigma}^2}. \end{split}$$

**编程作业 1.** 假设  $X_1, \dots, X_n$  是来自总体 X 的随机样本,  $X \sim \chi^2(k)$ .

- (1) 求样本均值  $\bar{X}$  的密度函数.
- (2) 求样本均值的渐近分布.
- (3) 通过编程比较,在不同样本量下,样本均值的密度函数和其渐近分布的密度函数图像.

解答.(1) 
$$n\bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i$$
,由于  $X_i \sim \chi(k) = \Gamma(\frac{k}{2}, \frac{1}{2})$ ,且 Gamma 函数有可加性,则  $N\bar{X} \sim \Gamma(\frac{nk}{2}, \frac{1}{2})$   $p_{\bar{X}}(x) = p_{n\bar{X}}(nx)n = n^{\frac{nk}{2}} \frac{(\frac{1}{2})^{\frac{nk}{2}}}{\Gamma(\frac{nk}{2})} x^{\frac{nk}{2}-1} \mathrm{e}^{-\frac{nx}{2}}.$ 

- (2)  $\chi^{2}(k)$  的  $\mu = k, \sigma^{2} = 2k$ ,则  $\bar{X}$  的渐近分布为  $N(k, \frac{2k}{n})$ .
- (3) 设定每次计算密度函数时使用  $10^7$  个样本,k 表示卡方分布的自由度,N 表示每个样本的采样数,结果如图 1 所示.

**编程作业 2.** 在一个图上画出标准正态分布的密度曲线和 t(1), t(3), t(30), t(100) 的密度曲线. **解答.** 直接绘图, 结果如图 2 所示.

编程作业 3. 令  $X_1, \dots, X_n$  是来自均匀分布  $U[\mu - \sqrt{3}\sigma, \mu + \sqrt{3}\sigma]$  的随机样本, 其中  $\mu \in \mathbb{R}, \sigma > 0$ . 编程比较  $\mu$  的矩估计和 MLE 的偏,方差和均方误差.

**解答.** 由于 
$$E(x) = \int_{\mu - \sqrt{3}\sigma}^{\mu + \sqrt{3}\sigma} \frac{1}{2\sqrt{3}\sigma} x \, dx = \mu$$
,则  $\mu$  的矩估计为  $\hat{\mu} = \bar{X}$ .

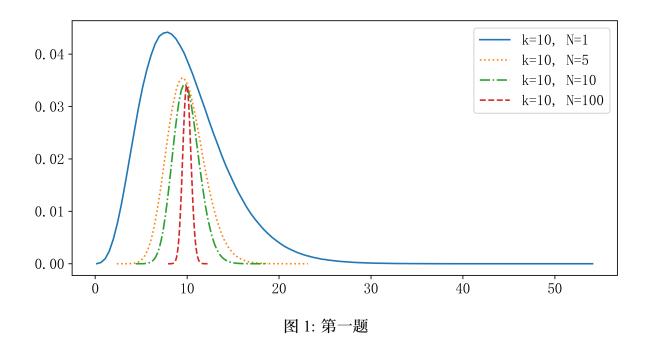
由课上习题可知, $\mu$  的 MLE 估计为  $\hat{\mu}=\frac{y_1+y_n}{2}$ ,其中  $Y_1,\cdots,Y_n$  为  $X_1,\cdots,X_n$  的次序统计量.

通过程序计算,取  $\mu=0,\sigma=1$ ,每个样本大小  $n=10^5$ ,总共取  $10^5$  个样本,计算得到

矩估计:  $E(\hat{\mu}) \approx 1.96 \times 10^{-6}$ ,  $Var(\hat{\mu}) \approx 0.003$ ,  $MSE(\hat{\mu}) \approx 0.003$ 

MLE:  $E(\hat{\mu}) \approx 6.19 \times 10^{-8}$ ,  $Var(\hat{\mu}) \approx 2.46 \times 10^{-5}$ ,  $MSE(\hat{\mu}) \approx 2.46 \times 10^{-5}$ 

由此看出 MLE 的估计效果优于矩估计方法.



0.4 N(0, 1)*t*(1) *t*(3) 0.3 *t*(30) t(100)0.2 0.1 0.0 -2 Ó 2 -6 -46 图 2: 第二题