24 数理统计期中

NULSOUS

一. (20 分)设从总体

(其中 $-1 < \theta < 1$ 为未知参数) 中抽取的一个简单样本 X_1, \ldots, X_n

- (1) 求 θ 的充分统计量,其是否为完全统计量?
- (2) 求 θ 的矩估计 $\tilde{\theta}$ 和最大似然估计 $\hat{\theta}$,是否为无偏估计?

解: (1) 设 n_0, n_1, n_2 分别为 $\{x_n\}$ 中为取值为 1, 2, 3 的个数,则

$$n = n_0 + n_1 + n_2$$

样本联合密度为

$$f(x_1 \cdots, x_n; \theta) = \left(\frac{1-\theta}{3}\right)^{n_0} \left(\frac{1}{3}\right)^{n_1} \left(\frac{1+\theta}{3}\right)^{n_2}$$

注意这是指数族,改写为

$$f(x_1 \cdots, x_n; \theta) = \left(\frac{1}{3}\right)^{n_1} e^{n_0 \ln \frac{1-\theta}{3} + n_2 \ln \frac{1+\theta}{3}}$$

即 $(\ln \frac{1-\theta}{3}, \ln \frac{1+\theta}{3})$ 作为自然参数,显然其在 \mathbb{R}^2 中有内点

则 $T(\mathbf{X}) = (n_0, n_2)$ 是充分完全统计量

(2) 矩估计:

$$\mathbb{E}[X] = 1 + \frac{2\theta}{3}$$

令

$$\hat{\theta}_M = \frac{3}{2}(\overline{X} - 1)$$

即可,显然无偏。

MLE:

$$\ln f(x_1, \dots, x_n; \theta) = n_1 \ln \frac{1}{3} + n_0 \ln \frac{1 - \theta}{3} + n_2 \ln \frac{1 + \theta}{3}$$
$$\frac{\partial \ln f}{\partial \theta} = \frac{-n_0}{1 - \theta} + \frac{n_2}{1 + \theta} = 0$$
$$\hat{\theta}_{MLE} = \frac{n_2 - n_0}{n_2 + n_0}$$

用 n=1 $\theta=0.5$ 验证知非无偏。

二. (20 分)一个移动通讯公司随机抽取了其 900 个包月客户,计算得知他们一个月平均使用时间是 220 分钟,样本标准差是 90 分钟.假设使用时间服从正态分布.

- (1) 求包月客户平均使用时间和标准差的95%置信区间,并解释所得区间的含义.
- (2) 如果要求客户平均使用时间的 95% 置信区间的长度不超过 5 分钟,应至少抽取多少个客户?该公司的抽样规模是否满足要求?

解: (1) μ, σ^2 均未知

利用

$$\frac{\sqrt{n}(\overline{X} - \mu)}{S} \to t_{n-1}$$

估计 μ , 进而有置信区间

$$\left[\overline{X} - t_{n-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right) \frac{S}{\sqrt{n}}, \ \overline{X} + t_{n-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right) \frac{S}{\sqrt{n}} \right]$$

代值有

[214.12, 225.885]

这里因为 $t_n \to N(0,1)$,用 $u_{\frac{\alpha}{2}}$ 代替 $t_{n-1}\left(\frac{\alpha}{2}\right)$

再利用

$$\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \to \chi^2_{(n-1)}$$

 σ^2 有置信区间

$$\left[\frac{(n-1)S^2}{\chi_{(n-1)}^2(\frac{\alpha}{2})}, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{(n-1)}^2(1-\frac{\alpha}{2})}\right]$$

开方有 σ 的置信区间

$$\left[\sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{(n-1)}\left(\frac{\alpha}{2}\right)}}, \sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{(n-1)}\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)}} \right]$$

代值为

区间的含义: 使用这个区间充分大次数后, 落在置信区间的频率接近于置信系数

(2) 即需要

$$2 \times u_{\frac{\alpha}{2}} \frac{S}{\sqrt{n}} \le 5$$

这里同样因为 $t_n \to N(0,1)$, 用 $u_{\frac{\alpha}{2}}$ 代替 $t_{n-1}\left(\frac{\alpha}{2}\right)$ 解得

不满足要求

三.(20 分)下表统计了某铁路局 122 个扳道员五年内由于操作失误引起的严重事故情况,其中 r 表示一扳道员某五年内引起严重事故的次数,s 表示扳道员人数. 假设扳道员由于操作失误在五年内所引起的严重事故的次数服从 Poisson 分布. 求

- (1) 一个扳道员在五年内未引起严重事故的概率 p 的最小方差无偏估计 \hat{p}_1 和最大似然估计 \hat{p}_2 .
- (2) p 的一个(渐近)95% 水平的置信上界.

解: (1) 下面记 Poisson 分布的参数为 λ

MLE: 样本联合密度为

$$f(x_1, \dots, x_n; \lambda) = \frac{e^{-n\lambda} \lambda^{x_1 + \dots + x_n}}{x_1 ! \cdots x_n !}$$

进而

$$\ln f(x_1, \dots, x_n; \lambda) \propto \left(\sum_{i=1}^n x_i\right) \ln \lambda - n\lambda$$

则令

$$\frac{\partial \ln f}{\partial \lambda} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{\lambda} - n = 0$$

解得

$$\hat{\lambda}_{MLE} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n}$$

由于 MLE 的不变性有

$$\hat{p}_2 = e^{-\lambda_{MLE}} = e^{-\frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n}} = 0.325$$

UMVUE: 先找一个无偏估计,又由于 Poisson 分布是指数族,充分完全统计量是明显的,即 $T(\boldsymbol{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$,对无偏估计取充分完全统计量的条件期望即得 UMVUE

$$\mathbb{I}_{\{X_1=0\}}$$

作为无偏估计,因为 $\mathbb{E}\left[\mathbb{I}_{\{X_1=0\}}\right] = P(X_1=0)$ 下一步取条件期望

$$\mathbb{E}\left[\mathbb{I}_{\{X_1=0\}} \mid T(\boldsymbol{X}) = t\right] = P\left(X_1 = 0 \mid T(\boldsymbol{X}) = t\right)$$
$$= \frac{P\left(X_1 = 0, \sum_{i=2}^n X_i = t\right)}{P(T(\boldsymbol{X}) = t)}$$

利用 Poisson 分布的可加性,有

$$\sum_{i=2}^{n} X_i \sim P((n-1)\lambda) \quad \sum_{i=1}^{n} X_i \sim P(n\lambda)$$

则

$$\mathbb{E}\left[\mathbb{I}_{\{X_1=0\}} \mid T(\boldsymbol{X}) = t\right] = \left(\frac{n-1}{n}\right)^t$$

即 UMVUE 为

$$\hat{p_1} = \left(\frac{n-1}{n}\right)^{\sum\limits_{i=1}^{n} X_i}$$

代值为

$$\hat{p_1} = 0.325$$

(2) 解一: 利用 MLE 的渐进正态性

$$\sqrt{n}\left(\hat{\lambda}_{MLE} - \lambda\right) \to N\left(0, \frac{1}{I(\lambda)}\right)$$

其中 $I(\lambda)$ 为总体(单个样本)的 Fisher 信息量,为

$$I(\lambda) = -\mathbb{E}\left[\frac{\partial^2 \ln f(x,\lambda)}{\partial \lambda^2}\right] = \frac{1}{\lambda}$$

这里

$$f(x,\lambda) = P(X = x,\lambda) = \frac{\lambda^x}{x!}e^{-\lambda}$$

得到

$$\sqrt{n}\left(\hat{\lambda}_{MLE} - \lambda\right) \to N\left(0, \lambda\right)$$

法一:因为 $e^{-\lambda}$ 单调递减,因此只需要求出 λ 的置信下界即可

$$\frac{\sqrt{n}\left(\hat{\lambda}_{MLE} - \lambda\right)}{\sqrt{\lambda}} \le u_{\alpha}$$

处理一:直接解一元二次方程,较复杂

处理二:利用 MLE 做二次近似

用 \sqrt{X} 代替 $\sqrt{\lambda}$

$$\frac{\sqrt{n}\left(\hat{\lambda}_{MLE} - \lambda\right)}{\sqrt{\overline{X}}} \le u_{\alpha}$$

得到

$$\lambda \geq \overline{X} - \frac{\sqrt{\overline{X}}u_{\alpha}}{\sqrt{n}}$$

则 e^{λ} 的置信上界为

$$e^{-\overline{X}+\frac{\sqrt{\overline{X}}u_{\alpha}}{\sqrt{n}}}$$

法二: 使用 Δ 方法, 取 $g(x) = e^{-x}$, 则

$$\sqrt{n}\left(\hat{e^{-\lambda}}_{MLE} - e^{-\lambda}\right) \to N\left(0, e^{-2\lambda}\lambda\right)$$

即

$$\frac{\sqrt{n}\left(\hat{e^{-\lambda}}_{MLE} - e^{-\lambda}\right)}{\sqrt{\lambda e^{-2\lambda}}} \to N(0,1)$$

仍类似处理二,利用 MLE 做二次近似

$$\frac{\sqrt{n}\left(\hat{e^{-\lambda}}_{MLE} - e^{-\lambda}\right)}{\sqrt{\overline{X}e^{-2\overline{X}}}} \ge u_{\alpha}$$

解得置信上界为

$$e^{-\overline{X}} - \frac{\sqrt{\overline{X}}e^{-2\overline{X}}u_{\alpha}}{\sqrt{n}}$$

解二:利用 CLT

$$\sqrt{n}\left(\overline{X} - \lambda\right) \to N(0, \lambda)$$

余下解法同解一

解三:把p看作成功概率,则问题变为求两点分布的参数p的置信上界

$$Y_i = \mathbb{I}_{\{X_1=0\}} \sim B(1, p)$$

则有

$$\frac{\sqrt{n}(\overline{Y}-p)}{\sqrt{\overline{Y}(1-\overline{Y})}} \xrightarrow{D} N(0,1)$$

直接可以得到 p 的置信上界

四. (15) 设 X_1, \ldots, X_n 为来自正态总体 $N(1, \sigma^2)$ 一组简单样本, $\sigma^2 > 0$ 为参数. 试

- (1) 求 σ^2 的最小方差无偏估计 $\hat{\sigma}^2$, 其是否达到 Cramer-Rao 下界?
- (2) 给出一个比最小方差无偏估计 $\hat{\sigma}^2$ 在均方误差准则下更优的估计.

解: (1) $N(1,\sigma^2)$ 是指数族,样本联合密度为

$$f(x_1, \dots, x_n; \sigma^2) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \cdot e^{-\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2}{2\sigma^2}}$$

显然自然参数空间有内点, 进而

$$T(\boldsymbol{X}) = \sum_{i=1}^{n} (X_i - 1)^2$$

为 σ^2 的充分完全统计量

注意当 $\mu = 1$ 已知的时候, σ^2 有无偏估计

$$\frac{\sum_{i=1}^{n} (X_i - \mu)^2}{n} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (X_i - 1)^2}{n}$$

它正是充分完全统计量的函数,因此 UMVUE 就是

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} (X_i - 1)^2}{n}$$

对 C-R 下界,注意 $N(1,\sigma^2)$ 是单参数指数族,且 UMVUE 为充分完全统计量的线性函数,那么 UMVUE 可以达到 C-R 下界

下面进行数值验证: n 个样本的 Fisher 信息量为

$$I\left(\sigma^{2}\right) = -\mathbb{E}\left[\frac{\partial^{2}}{\partial\left(\sigma^{2}\right)^{2}}\ln f\left(x_{1}, \cdots, x_{n}; \sigma^{2}\right)\right]$$
$$= \frac{n}{2\sigma^{4}}$$

因此 C-R 下界为

$$\frac{1}{I(\sigma^2)} = \frac{2\sigma^4}{n}$$

另外一方面

$$\operatorname{Var}\left(\hat{\sigma^2}\right) = \operatorname{Var}\left(\frac{T(\boldsymbol{X})}{n}\right) = \frac{1}{n^2}\operatorname{Var}(T(\boldsymbol{X}))$$

注意

$$\frac{\sum_{i=1}^{n} (X_i - \mu)^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n)$$

即

$$\operatorname{Var}\left(\frac{T(\boldsymbol{X})}{\sigma^2}\right) = 2n$$

也就是

$$\operatorname{Var}\left(\hat{\sigma^2}\right) = \frac{2\sigma^4}{n}$$

达到 C-R 下界

(2) 这时我们不要求无偏性

对估计 $\hat{\theta}$, 均方误差

$$MSE(\hat{\theta}) = \mathbb{E}\left[(\hat{\theta} - \mathbb{E}[\hat{\theta}])^2\right] + (\mathbb{E}[\hat{\theta}] - \theta)^2$$
$$= Var(\hat{\theta}) + (\mathbb{E}[\hat{\theta}] - \theta)^2$$

考虑

$$\tilde{\sigma^2} = c\hat{\sigma^2}$$

则

MSE
$$(\tilde{\sigma}^2)$$
 = Var $(c\hat{\sigma}^2)$ + $(c\sigma^2 - \sigma^2)^2$
= $c^2 \cdot \frac{2\sigma^2}{4} + (c\sigma^2 - \sigma^2)^2$

对 c 求导数并令其为 0

$$\frac{4c\sigma^4}{n} + 2(c-1)\sigma^4 = 0$$

得到

$$c = \frac{n}{n+2}$$

即

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

且满足 $MSE\left(\hat{\sigma^2}\right) < MSE\left(\hat{\sigma^2}\right)$

五. (25 分) 设 X_1, \ldots, X_n 为来自如下指数总体的简单样本,总体密度函数为

$$f(x,a) = e^{-(x-a)}I(x \ge a), -\infty < a < 1$$

其中 a 为未知参数. 试

- (1) 求 a 的最大似然估计,并讨论其相合性和极限分布.
- (2) 证明 $T = X_{(1)}$ 为 a 的充分统计量但不是完全统计量.
- (3) 求 a 的最小方差无偏估计.

解: (1) 样本联合密度为

$$f(x_1, \dots x_n; a) = e^{-\sum_{i=1}^n x_i} \cdot e^{na} \cdot \mathbb{I}_{\{x_{(1)} \ge a\}}$$

由单调性

$$\hat{a}_{MLE} = X_{(1)}$$

X(1) 有密度

$$f(x) = ne^{-n(x-a)}, x \ge a$$

有分布函数

$$F(x) = 1 - e^{-n(x-a)}$$

进一步

$$P(|\hat{a}_{MLE} - a| \geqslant \varepsilon) = P(X_{(1)} \geqslant a + \varepsilon) = e^{-n\varepsilon} \to 0$$

这就说明了弱收敛

RK: 进一步的

$$\sum_{i=1}^{\infty} P(|\hat{a}_{MLE} - a| \geqslant \varepsilon) < \infty$$

由 B-C 引理可知强收敛 极限分布:

$$X_i - a \sim \text{Exp}(1) \triangleq Y_i$$

而

$$Y_{(1)} \sim \text{Exp}(n)$$

则

$$n(X_{(1)}-a) \sim \operatorname{Exp}(1)$$

(2) 由因子分解定理知 $T(X) = X_{(1)}$ 充分

下面证明它不是完全的,即存在 $\phi(T)$ 使得 $\mathbb{E}[\phi(T)] = 0$ 但是 $\phi(T)$ 不恒为 0 条件

$$\mathbb{E}[\phi(T)] = \int_{a}^{+\infty} \phi(t) \cdot ne^{-n(t-a)} dt$$
$$= \int_{a}^{1} \phi(t) \cdot ne^{-n(t-a)} dt + \int_{1}^{+\infty} \phi(t) \cdot ne^{-n(t-a)} dt$$
$$= 0$$

求导有

$$\phi(t) = 0 \quad \forall t < 1$$

下面构造 $t \ge 1$ 的部分,把积分分段成有限和无限的两段,这两段都不能为 0,且两段的积分之和为 0,去掉常数部分,只需要满足

$$\int_{1}^{c} \phi(t) \cdot e^{-nt} dt = -\int_{c}^{+\infty} \phi(t) \cdot e^{-nt} dt$$

不妨就设 c = 2 且 $\phi(t) = 1, t \ge 2$,则

$$\int_{2}^{+\infty} \phi(t) \cdot e^{-nt} dt = \frac{e^{-2n}}{n}$$

另一方面

$$\int_{1}^{2} e^{-nt} dt = \frac{-e^{-2n} + e^{-n}}{n}$$

那么只需要令

$$\phi(t) = \begin{cases} 0 & a \le t < 1 \\ 1 - e^{nt} \cdot \frac{e^{-n}}{n} & 1 \le t \le 2 \\ 1 & t > 2 \end{cases}$$

就构造出了这个反例,进而说明 $T(X) = X_{(1)}$ 为 a 的充分统计量但不是完全统计量

RK: 构造的 $\phi(T)$ 不应该与未知参数有关

另外地,对于包含无穷长区间的分布都可以类似地使用这个办法,将有限部分和无限部分分成两段再构造反例(这么做是为了让任何无限长的区间内 $\phi(t)$ 不为 0,否则 $\phi(t)$ 仍然有可能以概率 1 地为 0,如平均地从 \mathbb{R} 中取得区间 (0,1) 中的实数的概率为 0)

(3) 对于充分但不完全的统计量,用零无偏法,注意参数取值范围 a < 1 设 $\mathbb{E}[\delta(T)] = 0$,且 h(T) 为所求的 UMVUE,则有

$$\mathbb{E}[\delta(T)] = \int_{a}^{+\infty} \delta(t) \cdot ne^{-n(t-a)} dt = 0$$

也就是

$$\int_{a}^{+\infty} \delta(t) \cdot e^{-nt} dt = 0$$

即

$$\int_{a}^{1} \delta(t) \cdot e^{-nt} dt + \int_{1}^{+\infty} \delta(t) \cdot e^{-nt} dt = 0$$

求导有

$$\delta(t) = 0 \quad \forall t \le 1$$

另一方面 $\mathbb{E}[\delta(T)h(T)] = 0$,即

$$\int_{a}^{1} \delta(t)h(t)f(t)dt + \int_{1}^{+\infty} \delta(t)h(t)f(t)dt = 0$$

也就是

$$\int_{1}^{+\infty} \delta(t)h(t)f(t)dt = 0$$

为了满足这个要求,待定 h(T) = c, T > 1又需要无偏性,即

$$\mathbb{E}[h(T)] = a$$

待定

$$h(t) = \begin{cases} bt + d & a \le t \le 1\\ c & t > 1 \end{cases}$$

对积分逐项计算得到

$$b = 1 \quad d = -\frac{1}{n} \quad c = -1$$

最后

$$h(t) = \begin{cases} t - \frac{1}{n} & a \le t \le 1\\ -1 & t > 1 \end{cases}$$

附表: 上分位数

$$u_{0.025} = 1.960, \quad u_{0.05} = 1.645, \quad \chi^2_{899}(0.025) = 984, \quad \chi^2_{899}(0.975) = 817.8$$