Homework 7

姓名: 方嘉聪 学号: 2200017849

Problem 1. 给定未知参数 θ 的估计量 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \cdots, X_n)$, 证明

$$\mathrm{MSE}(\hat{\theta}) = \mathrm{Var}(\hat{\theta}) + \left(\mathrm{Bias}(\hat{\theta})\right)^2 = \mathrm{Var}(\hat{\theta}) + \left(\theta - \mathbb{E}(\hat{\theta})\right)^2.$$

◀

Solution. 我们有

$$\begin{aligned}
\mathrm{MSE}(\hat{\theta}) &= \mathbb{E}\left[(\hat{\theta}-\theta)^2\right] = \mathbb{E}\left[\hat{\theta}^2\right] - 2\theta\mathbb{E}[\hat{\theta}] + \theta^2 \\
&= \mathbb{E}\left[\hat{\theta}^2\right] - \mathbb{E}[\hat{\theta}]^2 + \mathbb{E}[\hat{\theta}]^2 - 2\theta\mathbb{E}[\hat{\theta}] + \theta^2 \\
&= \mathrm{Var}(\hat{\theta}) + \left(\mathbb{E}[\hat{\theta}] - \theta\right)^2 = \mathrm{Var}(\hat{\theta}) + \mathrm{Bias}(\hat{\theta})^2.
\end{aligned}$$

证毕. ◁

Problem 2. 令总体 X 服从概率密度函数如下的连续分布, 其中 $\theta > 0$ 为未知参数,

$$f(x) = \begin{cases} \theta/x^2, & x \geq \theta, \\ 0, & x < \theta. \end{cases}$$

给定简单随机样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n$, 求 θ 的最大似然估计量. ◀

Solution. 极大似然函数为

$$f(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i) = \theta^n \left(\prod_{i=1}^n x_i^2\right)^{-1} \cdot \mathbb{1}_{x_1, x_2, \cdots, x_n \geq \theta}.$$

注意到当 $x_1, x_2, \cdots, x_n \geq \theta$ 时, $f(\theta)$ 为关于 θ 的单调递增函数, 故最大似然估计量为

$$\hat{\theta}_{\mathrm{MLE}} = \min\{x_1, x_2, \cdots, x_n\}.$$

证毕. ◁

Problem 3. 令总体 $X \sim \pi(\lambda)$, 即 X 服从参数为 λ 的泊松分布, λ 为未知参数. 给定简单随机样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n$, 本题中, 我们将考虑 $p = e^{-\lambda}$ 的两个不同的估计量:

(1) 考虑 p 的矩法估计量 $\hat{p}_1 = e^{-\bar{X}}$. 这里, $\bar{X} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n X_i$ 为样本均值. 判断 $\hat{p}_1$ 是否为 $p = e^{-\lambda}$ 的最大似然估计 (简要说明原因, 无需严格证明), 判断 $\hat{p}_1$ 是否为无偏估计量, 渐进无偏估计量, 一致估计量, 并计算 $\hat{p}_1$ 的均方误差. *提示: 参考作业二第六题.*

(2) 令 $\hat{p}_2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{\{X_i=0\}}$. 这里

$$\mathbb{1}_{\{X_i=0\}} = \begin{cases} 1, & X_i = 0, \\ 0, & X_i > 0. \end{cases}$$

判断 $\hat{p}_2$ 是否为无偏估计量, 渐进无偏估计量, 一致估计量, 并计算 $\hat{p}_2$ 的均方误差.

◀

Solution. (1) 极大似然函数为

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

对 p 求导, 得到

$$L'(p)=np^{n-1}(-\ln p)^{\sum_{i=1}^n x_i}-p^n\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{p}(-\ln p)^{\sum_{i=1}^n x_i-1}\implies p_{\mathrm{MLE}}=e^{-\bar{X}}=\hat{p}_1.$$

说明 $\hat{p}_1$ 是 $p=e^{-\lambda}$ 的最大似然估计. 由作业二第六题, 对于 $X\sim\pi(\lambda)$ 与任意 $t\in\mathbb{R}$, 我们有

$$\mathbb{E}\left(e^{tX}\right)=e^{\lambda(e^t-1)}\implies\mathbb{E}\left(\hat{p}_1\right)=\left(e^{\lambda(e^{-1/n}-1)}\right)^n=e^{\lambda n(e^{-1/n}-1)}\neq e^{-\lambda}=p.$$

故 $\hat{p}_1$ 不是无偏估计量. 又有

$$\lim_{n\to\infty}e^{\lambda n(e^{-1/n}-1)}=\lim_{n\to\infty}e^{\lambda n(-1/n+o(1/n^2))}=e^{-\lambda}=p.$$

故 $\hat{p}_1$ 是渐进无偏估计量. 下面计算 $\hat{p}_1$ 的均方误差,

$$\mathbb{E}\left(\hat{p}_1^2\right)=\prod_{i=1}^n\mathbb{E}\left(e^{-2X_i/n}\right)=\left(e^{\lambda(e^{-2/n}-1)}\right)^n=e^{\lambda n(e^{-2/n}-1)},$$

那么 $\hat{p}_1$ 的均方误差为

$$\mathrm{MSE}(\hat{p}_1)=\mathbb{E}\left(\hat{p}_1^2\right)+p^2-2p\mathbb{E}(\hat{p}_1)=e^{\lambda n(e^{-2/n}-1)}+e^{-2\lambda}-2e^{-\lambda}e^{\lambda n(e^{-1/n}-1)}\xrightarrow{n\to\infty}0.$$

故 $\hat{p}_1$ 是一致估计量. 证毕.

(2) 注意到

$$\mathbb{E}\left(\hat{p}_2\right)=\mathbb{E}\left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n\mathbb{1}_{\{X_i=0\}}\right]=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n\mathbb{P}(X_i=0)=e^{-\lambda}=p.$$

故 $\hat{p}_2$ 是无偏估计量, 渐进无偏估计量. 那么 $\mathrm{MSE}(\hat{p}_2)=\mathrm{Var}(\hat{p}_2)$, 我们先来计算 $\mathbb{E}\left(\hat{p}_2^2\right)$,

$$\begin{aligned}\mathbb{E}\left(\hat{p}_2^2\right)&=\mathbb{E}\left[\frac{1}{n^2}\left(\sum_{i=1}^n\mathbb{1}_{\{X_i=0\}}\right)^2\right]\\&=\frac{1}{n^2}\mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^n\mathbb{1}^2_{\{X_i=0\}}+\sum_{i\neq j}\mathbb{1}_{\{X_i=0\wedge X_j=0\}}\right]\\&=\frac{1}{n^2}\left[\sum_{i=1}^n\mathbb{P}(X_i=0)+\sum_{i\neq j}\mathbb{P}(X_i=0)\cdot\mathbb{P}(X_j=0)\right]\\&=\frac{1}{n^2}\left[ne^{-\lambda}+(n^2-n)e^{-2\lambda}\right]=e^{-2\lambda}+\frac{e^{-\lambda}}{n}(1-e^{-\lambda}).\end{aligned}$$

那么有

$$\mathrm{MSE}(\hat{p}_2)=\mathrm{Var}(\hat{p}_2)=\mathbb{E}\left(\hat{p}_2^2\right)-\mathbb{E}\left(\hat{p}_2\right)^2=\frac{e^{-\lambda}}{n}(1-e^{-\lambda})\xrightarrow{n\to\infty}0.$$

故 $\hat{p}_2$ 是一致估计量. 证毕.

◁

Problem 4. 给定样本 $X_1, X_2, \cdots, X_n \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2)$, $Y_1, Y_2, \cdots, Y_m \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2^2)$, 满足 $\{X_i\}_{i=1}^n$, $\{Y_j\}_{j=1}^m$ 相互独立.

(1) 令 $\bar{X} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n X_i, \bar{Y} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^m Y_i$. 给出 $X - Y$ 服从的分布.

(2) 假定 σ_1^2 和 σ_2^2 均已知, 利用上一问中的结果构造枢轴量并给出 $\mu_1 - \mu_2$ 的置信水平为 $1-\alpha$ 的置信区间. 最终结果应该依赖于 $\Phi^{-1}(1-\alpha/2)$, 其中 $\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-t^2/2} \mathrm{d}t$ 为标准正态分布的分布函数.

(3) 同样假定 σ_1^2 和 σ_2^2 均已知, 利用 Chernoff Bound, 给出 $\mu_1 - \mu_2$ 的置信水平为 $1-\alpha$ 的置信区间. 最终结果不应依赖于标准正态分布的分布函数.

◀

Solution. (1) $\bar{X} \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2/n)$, $\bar{Y} \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2^2/m)$, 且 $\bar{X}$ 与 $\bar{Y}$ 相互独立. 故

$$X - Y \sim \mathcal{N}(\mu_1 - \mu_2, \sigma_1^2/n + \sigma_2^2/m)$$

(2) 构造枢轴量

$$Z = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\sigma_1^2/n + \sigma_2^2/m}} \sim \mathcal{N}(0, 1).$$

记 $\sigma' = \sqrt{\sigma_1^2/n + \sigma_2^2/m}$, 那么有

$$\mathbb{P}\left[-\Phi^{-1}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \le Z \le \Phi^{-1}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)\right] = 1 - \alpha.$$

$$\mathbb{P}\left[\bar{X} - \bar{Y} - \sigma' \cdot \Phi^{-1}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \le \mu_1 - \mu_2 \le \bar{X} - \bar{Y} + \sigma' \cdot \Phi^{-1}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)\right] = 1 - \alpha.$$

故 $\mu_1 - \mu_2$ 的置信水平为 $1-\alpha$ 的置信区间为

$$\left[\bar{X} - \bar{Y} - \sigma' \cdot \Phi^{-1}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right), \bar{X} - \bar{Y} + \sigma' \cdot \Phi^{-1}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)\right].$$

(3) 对于 $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$, 有 $M_Z(t) = \mathbb{E}(e^{tZ}) = e^{t^2/2}$. 由 Chernoff Bound, 对于任意 $t > 0$, 有

$$\mathbb{P}(|Z| \ge \varepsilon) \le \inf_{t>0}\left\{e^{-t\varepsilon} M_Z(t)\right\} = 2e^{-\varepsilon^2/2}.$$

$2e^{-\varepsilon^2/2} = \alpha \implies \varepsilon = \sqrt{2\ln(2/\alpha)}$. 于是有

$$\mathbb{P}\left[-\varepsilon \le \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)}{\sigma'} \le \varepsilon\right] \ge 1 - \alpha.$$

$$\mathbb{P}\left[\bar{X} - \bar{Y} - \varepsilon \cdot \sigma' \le \mu_1 - \mu_2 \le \bar{X} - \bar{Y} + \varepsilon \cdot \sigma'\right] \ge 1 - \alpha.$$

故 $\mu_1 - \mu_2$ 的置信水平为 $1-\alpha$ 的置信区间为

$$\left[\bar{X} - \bar{Y} - \sqrt{2\ln(2/\alpha)} \cdot \sigma', \bar{X} - \bar{Y} + \sqrt{2\ln(2/\alpha)} \cdot \sigma'\right].$$

证毕. ◁

Problem 5. 在课上, 我们考虑了下述模型: 给定 n 台游戏机, 第 i 台游戏机的中奖概率为 $0 \le p_i \le 1$, 且 p_i 均为未知参数. 在第 t 轮中, 选择一台游戏机 $1 \le i \le n$, 并观测到结果 $X_t \sim B(1, p_i)$. 这里 $X_1, X_2, \cdots$ 相互独立.

在课上, 我们考虑了下述均匀采样策略: 对每台游戏机进行 N 次观测, 并返回样本均值最大的游戏机. 若取 $N = O(\ln n/\varepsilon^2)$, 则有 $\mathbb{P}(p_o \ge \max p_i - \varepsilon) \ge 2/3$, 这里 $1 \le o \le n$ 为策略返回的选择.

本题中, 我们考虑 $n = 2$ 的情况, 也即给定两台游戏机, 中奖概率分别为 p_1 和 p_2, 且 p_1, p_2 为未知参数. 令 $\Delta = |p_1 - p_2|$.

(1) 若 Δ 为已知参数且 $\Delta > 0$, 证明采用均匀采样策略并令 $N = O(1/\Delta^2)$, 则有

$$\mathbb{P}\left(p_o = \max\{p_1, p_2\}\right) \ge \frac{2}{3}$$

这里 $o = 1$ 或 $o = 2$ 为策略返回的选择.

(2) **(Bonus 15%)** 若 Δ 为未知参数且 $\Delta > 0$, 设计策略, 使得以至少 $2/3$ 的概率, 下述事件同时成立:

- $p_o = \max\{p_1, p_2\}$, 这里 $o = 1$ 或 $o = 2$ 为策略返回的选择.
- 策略的总观测次数于 $1/\Delta$ 为多项式关系.

◀

Solution. (1) 令 $\varepsilon = \Delta/2$, 由已证的结论, 对于均匀采样策略, 取 $N = O(\ln 2/\varepsilon^2) = O(1/\Delta^2)$, 有

$$\mathbb{P}(p_o \ge \max_{i=1,2} p_i - \varepsilon) = \mathbb{P}(p_o \ge \max_{i=1,2} p_i - \Delta/2) = \mathbb{P}(p_o = \max\{p_1, p_2\}) \ge \frac{2}{3}$$

证毕.

(2) 考虑如下算法, 主要思想是每一轮将两个游戏机均运行若干次, 如果采样均值低于某个临界值, 则将该游戏机从备选游戏机中删去, 每一轮将临界值缩小 2 倍 (这个算法对于 n 台游戏机的情况也成立).

Algorithm 1 Successive Reject Algorithm

Require: 输入 $n = 2$, 待定参数 $\delta > 0$ 和每一轮运行的次数 T

Ensure: 输出 o

$S_0 \leftarrow [n], t \leftarrow 0$

while $|S_t| > 1$ **do**

  $t \leftarrow t + 1$, $\varepsilon_t \leftarrow 2^{-t}$.

  对于每个 $i \in S_{t-1}$, 运行 T 次.

  $S_t \leftarrow \{i \in S_{t-1} : \hat{p}_{i,t} \ge \max_{j \in S_{t-1}} \hat{p}_{j,t} - \varepsilon_t\}$

return S_t

其中 $\hat{p}_{i,t}$ 为第 t 轮中第 i 台游戏机的样本均值. 注意到 $p_1, p_2 \in [0, 1]$, 在第 t 轮, 由 Hoeffding 不等式, 有

$$\mathbb{P}\left(|p_i - \hat{p}_{i,t}| > \frac{\varepsilon_t}{2}\right) \le 2e^{-2T\varepsilon_t^2}$$

取 $T=\log(nt^2/\delta)/\varepsilon_t^2$, 那么有

$$\mathbb{P}\left(|p_i-\hat{p}_{i,t}|>\frac{\varepsilon_t}{2}\right)\le\frac{2\delta}{nt^2},\quad \forall i\in[n],\forall t\ge 1.$$

由 Union Bound, 有

$$\mathbb{P}\left(\forall i\in[n],|p_i-\hat{p}_{i,t}|\le\frac{\varepsilon_t}{2}\right)\ge 1-\frac{2\delta}{t^2}. \tag{1}$$

记事件 (不妨设 $p_1>p_2$)

$$E_t=\{1\in S_t \text{ and } \forall j,p_j<p_1-2\varepsilon_t\Rightarrow j\notin S_t\}.$$

对于 E_0, $\varepsilon_0=1$, $S_0=[2]$, $p_2>p_1-2\varepsilon_0=p_1-2$, 故 $\mathbb{P}(E_0)=1$.

记事件 $E=\bigwedge_{t=1}^{\infty}E_t$. 注意到 E 表示 S_t 中剩下的游戏机是 1. 故我们来分析 $\mathbb{P}(E)$. 注意到

$$\mathbb{P}(E_t|E_{t-1})\ge\mathbb{P}\left(\forall i\in S_{t-1},|p_i-\hat{p}_{i,t}|\le\frac{\varepsilon}{2}\middle|E_{t-1}\right)\ge 1-\frac{2\delta}{t^2}. \tag{2}$$

那么有

$$\mathbb{P}(E)=\mathbb{P}\left(\bigwedge_{t=1}^{\infty}E_t\right)=\prod_{t=1}^{\infty}\mathbb{P}(E_t|E_{t-1})\ge\prod_{t=1}^{\infty}\left(1-\frac{2\delta}{t^2}\right)\ge 1-\sum_{i=1}^{\infty}\frac{2\delta}{i^2}\ge 1-2\delta\cdot\frac{\pi^2}{6}$$

令 $\delta=1/\pi^2$, 那么有 $\mathbb{P}(E)\ge 2/3$. 下面来证明算法的总观测次数与 $1/\Delta$ 为多项式关系.

在 $n=2$ 的情况下, 游戏机 1 的运行次数不会超过游戏机 2 的运行次数. 而对于游戏机 2, 由(1)知, 有至少 2/3 的概率有

$$|p_2-\hat{p}_{2,t}|\le\frac{\varepsilon_t}{2},\quad |p_1-\hat{p}_{1,t}|\le\frac{\varepsilon_t}{2}.\implies \hat{p}_{1,t}-\hat{p}_{2,t}-\varepsilon_t\le\Delta\le\hat{p}_{1,t}-\hat{p}_{2,t}+\varepsilon_t.$$

故当 $t=\log_2(1/\Delta)+2$ 时, 有

$$\hat{p}_{1,t}-\hat{p}_{2,t}\ge\Delta-\varepsilon_t>\varepsilon_t.\implies \hat{p}_{2,t}<\hat{p}_{1,t}-\varepsilon_t.\implies 2\notin S_t.$$

故游戏机 2 的总运行次数不超过

$$\sum_{t=1}^{\lceil\log_2(1/\Delta)+2\rceil}\frac{\log(2t^2/\delta)}{2^{-2t}}<\sum_{t=1}^{\lceil\log_2(4/\Delta)\rceil}\frac{\log(2\log^2(4/\Delta))}{2^{-2t}}=O\left(\frac{1}{\Delta^2}\left(\log\log^2(1/\Delta)+C\right)\right)$$

其中 C 为与 Δ 无关的常数. 故总的观测次数为 $\mathrm{poly}(1/\Delta)$. 证毕.

注: 对于(2)中的第一个不等号, 我们来证明 $\{\forall i\in S_{t-1},|p_i-\hat{p}_{i,t}|\le\varepsilon/2|E_{t-1}\}\subseteq E_t|E_{t-1}$.

- 由于 $\forall i\in S_{t-1},\hat{p}_{i,t}\in p_i\pm\varepsilon/2$, 有

$$\max_{j\in S_{t-1}}\hat{p}_{j,t}-\varepsilon_t\le\max_{j\in S_{t-1}}p_j-\frac{\varepsilon}{2}<p_1-\varepsilon$$
$$\implies \hat{p}_{1,t}\ge p_1-\frac{\varepsilon}{2}>\max_{j\in S_{t-1}}\hat{p}_{j,t}-\varepsilon_t.\implies 1\in S_t.$$

- 假设存在 j_0, $p_{j_0}<p_1-2\varepsilon$, 且 $j_0\in S_t$. 那么有

$$\hat{p}_{j_0,t}\ge\max_{j\in S_{t-1}}\hat{p}_{j,t}-\varepsilon_t,\quad \hat{p}_{j_0,t}\le p_{j_0}+\frac{\varepsilon}{2}<p_1-\frac{3\varepsilon}{2}\implies p_1>\max_{j\in S_{t-1}}\hat{p}_{j,t}+\frac{\varepsilon}{2}$$

与 $\forall i\in S_{t-1},|p_i-\hat{p}_{i,t}|\le\varepsilon/2$ 矛盾. 故 $\forall j,p_j<p_1-2\varepsilon_t\Rightarrow j\notin S_t$.

综上, $\{\forall i\in S_{t-1},|p_i-\hat{p}_{i,t}|\le\varepsilon/2|E_{t-1}\}\subseteq E_t|E_{t-1}$. 证毕. $\triangleleft$