

华东理工大学
概率论与数理统计

作业簿（第十册）

学 院 _____ 专 业 _____ 班 级 _____
学 号 _____ 姓 名 _____ 任课教师 _____

第十九次作业

一. 选择题

1. 设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 是正态总体 $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$ 的样本, \bar{X} 和 S_{n-1}^2 分别为样本均值和样本方差, 则有 (C)

(A) $\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$ (B) $\frac{\bar{X} - \mu}{S_{n-1}} \sim t(n-1)$

(C) $n \left(\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(1)$ (D) $\frac{X_1^2}{X_2^2} \sim F(1, 1)$

2. 设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 是总体 ξ 的样本, 总体的各阶矩存在, 则错误的是 (D)

(A) 样本均值 \bar{X} 是总体期望的无偏估计

(B) X_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 均是总体期望的无偏估计

(C) 样本方差 S_{n-1}^2 是总体方差的无偏估计

(D) S_n^2 是总体方差的无偏估计, 这里 $S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$

3. 设 $\xi \sim N(\mu, 1)$, (X_1, X_2) 为 ξ 的样本。参数 μ 的无偏估计:

$$\hat{\mu}_1 = \frac{X_1 + X_2}{2}, \hat{\mu}_2 = \frac{X_1 + 2X_2}{3}, \hat{\mu}_3 = \frac{X_1 + 3X_2}{4}, \hat{\mu}_4 = \frac{X_1 + 4X_2}{5},$$

中最有效的是

(A)

(A) $\hat{\mu}_1$ (B) $\hat{\mu}_2$ (C) $\hat{\mu}_3$ (D) $\hat{\mu}_4$

二. 填空题:

1. 矩法估计的理论依据是 大数定律; 极大似然估计的依据是 极大似然原理.

2. 点估计的三个主要评价标准是指 无偏性; 有效性; 相合性/一致性.

3. 设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 为总体 $\xi \sim N(\mu, \sigma^2)$ 的样本, 则:

参数 μ 的矩法估计是 \bar{X} ； σ^2 的矩法估计是 $S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ ；

参数 μ 的极大似然估计是 \bar{X} ； σ^2 的极大似然估计是 $S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ 。

三. 计算题:

1. 设总体 X 的分布律为 $P\{X=k\} = \frac{1}{N}$, $k=0,1,2,\dots,N-1$, 其中 N 未知,

X_1, \dots, X_n 为来自该总体的样本, 试分别求 N 的矩估计 \hat{N}_M 和极大似然估计 \hat{N}_L

解: (1) 矩估计

$$\text{总体均值: } EX = 0 \cdot \frac{1}{N} + 1 \cdot \frac{1}{N} + \dots + (N-1) \cdot \frac{1}{N} = \frac{1}{N} \cdot \frac{N(N-1)}{2} = \frac{N-1}{2},$$

$$\text{样本平均值: } \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i,$$

$$\text{令 } EX = \bar{X}, \text{ 即 } \frac{N-1}{2} = \bar{X}, \text{ 得 } N = 2\bar{X} + 1, \text{ 即 } N \text{ 的矩估计为 } \hat{N}_M = 2\bar{X} + 1.$$

(2) 极大似然

设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的一组观测值为 (x_1, x_2, \dots, x_n) ,

$$\text{似然函数 } L(N) = \prod_{i=1}^n P(X = x_i) = \frac{1}{N^n}, \text{ 显然 } N \text{ 越小, 似然函数值越大.}$$

由 $0 \leq x_{(1)} \leq \dots \leq x_{(n)} \leq N-1$, 得 $N \geq x_{(n)} + 1$, 则 N 的极大似然估计值为

$$\hat{N}_L = x_{(n)} + 1, \text{ 即 } N \text{ 的极大似然估计为 } \hat{N}_L = X_{(n)} + 1$$

2. 设总体 X 服从几何分布: $P(X=x) = p(1-p)^{x-1}$, $x=1,2,\dots$, 其中 p 未知。

设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 为 X 的样本, 试求 p 的矩法估计和极大似然估计。

解: (1) 由于 $\xi \sim Ge(p)$, 因此 $E\xi = \frac{1}{p}$, 由矩法原则可知 $E\xi = \bar{X}$, 故 $\hat{p} = \frac{1}{\bar{X}}$ 。

(2) 设样本 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的一组观测值为 (x_1, x_2, \dots, x_n) , 由于总体为离散型,

$$\text{因此似然函数 } L(p) = \prod_{i=1}^n P(X_i = x_i) = p^n (1-p)^{\sum_{i=1}^n x_i - n},$$

取对数, 得 $\ln L(p) = n \ln p + \left(\sum_{i=1}^n x_i - n \right) \ln(1-p)$,

上式两端关于 p 求导, 令 $\frac{d \ln L(p)}{dp} = \frac{n}{p} + \frac{\sum_{i=1}^n x_i - n}{1-p} = 0$,

解上式, 得 $\frac{1}{p} + \frac{\bar{X} - 1}{1-p} = 0 \Rightarrow \hat{p} = \frac{1}{\bar{X}}$ 。

3. 设总体 X 的密度函数为 $f(x) = \begin{cases} (\theta+1)x^\theta, & 0 < x < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, 其中 $\theta > -1$ 是未知

参数, (X_1, X_2, \dots, X_n) 是来自总体的样本, 分别用矩估计法和极大似然法求 θ 的估计量。

解: 总体 X 的数学期望为 $EX = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \int_{-\infty}^{+\infty} (\theta+1)x^{\theta+1}dx = \frac{\theta+1}{\theta+2}$,

设 $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ 为样本均值, 则应有: $\bar{X} = \frac{\theta+1}{\theta+2}$,

解得 θ 的矩法估计量为: $\hat{\theta} = \frac{2\bar{X}-1}{1-\bar{X}}$;

设 (x_1, x_2, \dots, x_n) 是样本 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的观察值, 则似然函数为:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i) = \prod_{i=1}^n (\theta+1)x_i^\theta = \begin{cases} (\theta+1)^n (x_1 x_2 \cdots x_n)^\theta, & 0 < x_i < 1, i=1, 2, \dots, n \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

当 $0 < x_i < 1 (i=1, 2, \dots, n)$ 时, $L(\theta) > 0$,

$$\ln L(\theta) = n \ln(\theta+1) + \theta \sum_{i=1}^n \ln x_i, \quad \text{令} \quad \frac{d \ln L(\theta)}{d\theta} = \frac{n}{\theta+1} + \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0,$$

解得 θ 的极大似然估计值:

$$\hat{\theta} = -1 - \frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln x_i}. \quad \text{故} \theta \text{ 的极大似然估计量为: } \hat{\theta} = -1 - \frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln X_i}.$$

4. 设总体 X 的分布律为

X	0	1	2	3
P	θ^2	$2\theta(1-\theta)$	θ^2	$1-2\theta$

其中 $\theta (0 < \theta < \frac{1}{2})$ 是未知参数. 现有一样本: 3, 1, 3, 0, 3, 1, 2, 3. 求 θ 的矩估

计值 $\hat{\theta}_M$ 和极大似然估计值 $\hat{\theta}_L$ 。

解: (1) 由矩法原则可知: $EX = 0 \cdot \theta^2 + 1 \cdot 2\theta(1-\theta) + 2 \cdot \theta^2 + 3 \cdot (1-2\theta) = 3-4\theta = \bar{X}$,

由样本得: $\bar{X} = \frac{3+1+3+0+3+1+2+3}{8} = 2$, 故 θ 的矩估计值 $\hat{\theta}_M = \frac{1}{4}$ 。

(2) 注意该总体为离散型, 且分布律不能由解析式表示。似然函数:

$$\begin{aligned} L(\theta) &= P\{X_1=3\}P\{X_2=3\}P\{X_3=3\}P\{X_4=0\}P\{X_5=3\}P\{X_6=1\}P\{X_7=2\}P\{X_8=3\} \\ &= (\theta^2)^2 \cdot (2\theta(1-\theta))^2 \cdot (1-2\theta)^4 = 4\theta^6(1-\theta)^2(1-2\theta)^4, \end{aligned}$$

取对数, 得 $\ln L(\theta) = \ln 4 + 6\ln \theta + 2\ln(1-\theta) + 4\ln(1-2\theta)$,

$$\text{令 } \frac{d \ln L(\theta)}{d\theta} = \frac{6}{\theta} - \frac{2}{1-\theta} - \frac{8}{1-2\theta} = \frac{24\theta^2 - 28\theta + 6}{\theta(1-\theta)(1-2\theta)} = 0,$$

解得 $\theta = \frac{7 \pm \sqrt{13}}{12}$, 由于 $\theta = \frac{7 + \sqrt{13}}{12} > \frac{1}{2}$ 不合题意, 故舍去。

因此, θ 的极大似然估计值为 $\hat{\theta}_L = \frac{7 - \sqrt{13}}{12}$ 。

5. 设 (X_1, \dots, X_n) 是取自总体 ξ 的一个简单随机样本 ξ 的密度函数为

$$p(x) = \begin{cases} e^{-(x-\theta)}, & x \geq \theta \\ 0, & x < \theta \end{cases} \quad \text{其中 } \theta > 0 \text{ 为未知参数,}$$

1) 试求 θ 的矩估计; 2) 试求 θ 的极大似然估计;

解: 1) 先计算 $E\xi = \int_{\theta}^{+\infty} x e^{-(x-\theta)} dx = (-x e^{-(x-\theta)}) \Big|_{\theta}^{+\infty} + \int_{\theta}^{+\infty} e^{-(x-\theta)} dx = \theta + 1$

由于 $E\xi = \bar{X}$, 得到 $\hat{\theta} = \bar{X} - 1$

2) 对于一组观测值 (x_1, x_2, \dots, x_n) , 设 $x_1, \dots, x_n \geq \theta$, 此时似然函数

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n p(x_i) = \prod_{i=1}^n (e^{-(x_i-\theta)})$$

两边取对数, 得对数似然函数 $\ln L(\theta) = -\sum_{i=1}^n x_i + n\theta$

分别关于 θ 求导, 可得 $\frac{d \ln L(\theta)}{d\theta} = n > 0$

$\ln L(\theta)$ 关于 θ 严格单调递增, 所以 $\ln L(\theta)$ 的极大值应在 θ 取值的右面的边界点

上取到, 故 θ 的极大似然估计值为 $\min_{1 \leq i \leq n} x_i$, 而 θ 的极大似然估计量为 $\hat{\theta} = \min_{1 \leq i \leq n} X_i$

第二十次作业

一. 选择题:

1. 设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 为总体 ξ 的样本, \bar{X} 为样本均值, S^2 为样本方差, 则 (B)

A. $\bar{X} = E\xi$

B. $E\bar{X} = E\xi$

C. $D\bar{X} = D\xi$

D. $\lim_{n \rightarrow \infty} \bar{X} = E\xi$

2. 设总体 X 的数学期望为 μ , (X_1, X_2, \dots, X_n) 是取自总体的样本, 则下列命题中正确的是 (A)

A. X_1 是 μ 的无偏估计量;

B. X_1 是 μ 的极大似然估计量;

C. X_1 是 μ 的一致(相合)估计量;

D. X_1 不是 μ 估计量。

3. 设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 为总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ (μ 已知) 的一个样本, \bar{X} 为样本均值, 则总体方差 σ^2 的下列估计量中, 为无偏估计量的是 (C)

A. $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$;

B. $\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} (X_i - \bar{X})^2$;

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

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

二. 填空题

1. 在一批垫圈中随机抽取 10 个, 测得它们的厚度(单位: mm)如下:

1.23, 1.24, 1.26, 1.29, 1.20, 1.32, 1.23, 1.23, 1.29, 1.28

用矩估计法得到这批垫圈的数学期望 μ 的估计值 $\hat{\mu} = \bar{x} = 1.257$,

标准差 σ 的估计值 $\hat{\sigma} = s_{n-1} = 0.037$ 。

2. 将合适的数字填入空格, 其中: (1) 总体矩, (2) 样本矩, (3) 中心极限定理, (4) 大数定律。

矩估计的做法是用 (2), 代替 (1), 其依据是 (4)。

3. 已知总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 其中未知参数 μ 和 σ 的极大似然估计分别为

\bar{X} 和 S_{n-1} , 则概率 $P\{X < 2\}$ 的极大似然估计为 $\Phi\left(\frac{2-\bar{X}}{S_{n-1}}\right)$ 。

三. 计算及证明题:

1. 设总体 $\xi \sim N(\mu, 1)$, (X_1, X_2, X_3) 是 ξ 的样本, 且:

$$\hat{\mu}_1 = \frac{1}{2}X_1 + \frac{1}{4}X_2 + \frac{1}{4}X_3; \quad \hat{\mu}_2 = \frac{1}{3}X_1 + \frac{1}{3}X_2 + \frac{1}{3}X_3; \quad \hat{\mu}_3 = \frac{2}{5}X_1 + \frac{2}{5}X_2 + \frac{1}{5}X_3$$

证明 $\hat{\mu}_1, \hat{\mu}_2, \hat{\mu}_3$ 都是 μ 的无偏估计, 并说明这三个估计中, 哪一个估计最有效?

证明:

$$E\hat{\mu}_1 = E\left(\frac{1}{2}X_1 + \frac{1}{4}X_2 + \frac{1}{4}X_3\right) = \frac{1}{2}EX_1 + \frac{1}{4}EX_2 + \frac{1}{4}EX_3 = \left(\frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{4}\right)\mu = \mu,$$

同理可得: $E\hat{\mu}_2 = \mu; E\hat{\mu}_3 = \mu$. 所以, $\hat{\mu}_1, \hat{\mu}_2, \hat{\mu}_3$ 都是 μ 的无偏估计.

此外, 由于样本 X_1, X_2, \dots, X_n 独立同分布, 故有:

$$D\hat{\mu}_1 = D\left(\frac{1}{2}X_1 + \frac{1}{4}X_2 + \frac{1}{4}X_3\right) = \frac{1}{4}DX_1 + \frac{1}{16}DX_2 + \frac{1}{16}DX_3 = \frac{3}{8},$$

同理可得: $D\hat{\mu}_2 = \frac{1}{3}; D\hat{\mu}_3 = \frac{9}{25}$. 可知 $D\hat{\mu}_1 > D\hat{\mu}_3 > D\hat{\mu}_2$, 故 $\hat{\mu}_2$ 最有效.

2. 设从均值为 μ , 方差为 $\sigma^2 > 0$ 的总体中, 分别抽取容量为 n_1 和 n_2 的两个独立

样本, \bar{X}_1 和 \bar{X}_2 分布是这两个样本的均值。试证: 对于任意常数 a, b ($a+b$

$= 1$), $Y = a\bar{X}_1 + b\bar{X}_2$ 是 μ 的无偏估计, 并确定常数 a, b , 使得 DY 达到最小。

证明: 因为 $EY = E(a\bar{X}_1 + b\bar{X}_2) = aE\bar{X}_1 + bE\bar{X}_2 = (a+b)\mu = \mu$,

故对于任意常数 a, b ($a+b=1$), $Y = a\bar{X}_1 + b\bar{X}_2$ 都是 μ 的无偏估计.

由于两个样本独立, 因此 \bar{X}_1, \bar{X}_2 相互独立, 于是:

$$DY = E(a\bar{X}_1 + b\bar{X}_2)^2 = \frac{a^2\sigma^2}{n_1} + \frac{(1-a)^2\sigma^2}{n_2} = \frac{(n_1+n_2)a^2 - 2n_1a + n_1}{n_1n_2}\sigma^2, \text{ 求其最小值,}$$

$$\left[\frac{(n_1+n_2)a^2 - 2n_1a + n_1}{n_1n_2}\sigma^2\right]' = \frac{2(n_1+n_2)a - 2n_1}{n_1n_2}\sigma^2 = 0 \Rightarrow a = \frac{n_1}{n_1+n_2},$$

$b=1-a=\frac{n_2}{n_1+n_2}$, 即当 $a=\frac{n_1}{n_1+n_2}, b=\frac{n_2}{n_1+n_2}$ 时, DY 最小。

3. 设随机变量 X 服从区间 $(\theta, \theta+1)$ 上的均匀分布, 其中 θ 为未知参数,

X_1, X_2, \dots, X_n 是来自于 X 的一个样本, \bar{X} 是样本均值, $X_{(1)} = \min\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$.

证明: $\hat{\theta}_1 = \bar{X} - \frac{1}{2}$ 和 $\hat{\theta}_2 = X_{(1)} - \frac{1}{n+1}$ 都是 θ 无偏估计量 ($n > 1$).

证明: 因为 X 服从区间 $(\theta, \theta+1)$ 上的均匀分布, 所以 $EX_i = EX = \frac{2\theta+1}{2}$,

$E\hat{\theta}_1 = E(\bar{X} - \frac{1}{2}) = E(\bar{X}) - \frac{1}{2} = E(X) - \frac{1}{2} = \frac{2\theta+1}{2} - \frac{1}{2} = \theta$, 所以 $\hat{\theta}_1$ 是 θ 无偏估计量.

再证 $\hat{\theta}_2$ 是 θ 无偏估计量, 因均匀分布 X 的分布函数和密度函数分别为:

$$F(x) = P\{X \leq x\} = \begin{cases} 0, & x \leq \theta \\ x - \theta, & \theta < x < \theta+1, \\ 1, & x \geq \theta+1 \end{cases} \quad p(x) = F'(x) = \begin{cases} 1, & \theta < x < \theta+1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

X_1, X_2, \dots, X_n 与 X 独立且同分布, 故 $X_{(1)}$ 的分布函数为:

$$F_{(1)}(x) = P\{X_{(1)} \leq x\} = 1 - [1 - F(x)]^n,$$

$$f_{(1)}(x) = F'_{(1)}(x) = n[1 - F(x)]^{n-1} p(x) = \begin{cases} n(1 + \theta - x)^{n-1}, & \theta < x < \theta+1, \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$\text{于是, } EX_{(1)} = \int_{-\infty}^{+\infty} x f_{(1)}(x) dx = \int_{\theta}^{\theta+1} nx(1 + \theta - x)^{n-1} dx$$

$$= -n \int_{\theta}^{\theta+1} (1 + \theta - x)(1 + \theta - x)^{n-1} dx + n(1 + \theta) \int_{\theta}^{\theta+1} (1 + \theta - x)^{n-1} dx = \frac{1}{n+1} + \theta,$$

$$E\hat{\theta}_2 = E(X_{(1)} - \frac{1}{n+1}) = \frac{1}{n+1} + \theta - \frac{1}{n+1} = \theta, \text{ 所以 } \hat{\theta}_2 \text{ 也是 } \theta \text{ 无偏估计量.}$$

4. 设总体 X 服从参数为 $\frac{1}{\theta}$ 的指数分布, (X_1, X_2, \dots, X_n) 是总体 X 的一个样本,

证明: (1) \bar{X} 和 $n \min_{1 \leq i \leq n} \{X_i\}$ 都是 θ 的无偏估计; (2) 问 \bar{X} , $n \min_{1 \leq i \leq n} \{X_i\}$ 中哪个更有效?

证明: (1) 由 X 服从参数为 $\frac{1}{\theta}$ 的指数分布, X 的分布函数为:

$$F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\frac{x}{\theta}}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}. \text{ 于是有 } \min_{1 \leq i \leq n} X_i \text{ 的分布函数和密度函数分别为:}$$

$$F_{\min_{1 \leq i \leq n} X_i}(x) = 1 - [1 - F(x)]^n = \begin{cases} 1 - e^{-\frac{n}{\theta}x}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases} \quad p_{\min_{1 \leq i \leq n} X_i}(x) = \begin{cases} \frac{n}{\theta} e^{-\frac{n}{\theta}x}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases}$$

于是 $E(n \min_{1 \leq i \leq n} X_i) = n \int_0^{+\infty} x \cdot \frac{n}{\theta} e^{-\frac{n}{\theta}x} dx = n \cdot \frac{\theta}{n} = \theta$. 而 $E\bar{X} = E(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n EX_i = \theta$.

故 \bar{X} 和 $n \min_{1 \leq i \leq n} \{X_i\}$ 都是 θ 的无偏估计.

(2) 同样由于 X 服从参数为 $\frac{1}{\theta}$ 的指数分布, 得到 $DX_i = \theta^2, i=1, 2, \dots, n$, 于是

是有 $D\bar{X} = D(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n DX_i = \frac{\theta^2}{n}$; 为了计算 $D\{n \min_{1 \leq i \leq n} \{X_i\}\}$, 需要先计算:

$$E(n \min_{1 \leq i \leq n} X_i)^2 = n^2 \int_0^{+\infty} x^2 \cdot \frac{n}{\theta} e^{-\frac{n}{\theta}x} dx = n^2 \left\{ -xe^{-\frac{n}{\theta}x} \Big|_0^{+\infty} + 2 \int_0^{+\infty} xe^{-\frac{n}{\theta}x} dx \right\} = 2n\theta \int_0^{+\infty} x \cdot \frac{n}{\theta} e^{-\frac{n}{\theta}x} dx = 2\theta^2$$

于是得到: $D\{n \min_{1 \leq i \leq n} X_i\} = E(n \min_{1 \leq i \leq n} X_i)^2 - (En \min_{1 \leq i \leq n} X_i)^2 = \theta^2$.

故当 $n=1$ 时, $n \min_{1 \leq i \leq n} \{X_i\}$ 和 \bar{X} 一样有效; 当 $n>1$ 时, \bar{X} 比 $n \min_{1 \leq i \leq n} \{X_i\}$ 更有效.

5. 试讨论参数的矩法估计和极大似然估计是否一定存在, 如果存在又是否唯一?

解: 参数的矩法估计和极大似然估计都未必存在, 即便存在也未必唯一.

因为矩法估计是以总体的矩存在为前提, 如果总体矩不存在, 那么参数的矩法估计量也就自然无从谈起了. 至于矩法估计的非唯一性, 比如, 总体 ξ 只有一个未知

参数 θ , 且总体的各阶原点矩存在. 那么, 由 $E\xi^k = \bar{X}^k (k \geq 1)$ 解得的 $\hat{\theta}$ 都是 θ 的矩法估计量, 因此参数的矩法估计量可能不存在, 也可能存在但不唯一.

参数的极大似然估计可能不存在, 或存在不唯一的例子如下:

$\xi \sim U(\theta-0.5, \theta+0.5)$, 则 θ 的极大似然估计为 $\hat{\theta} \in [\max X_i - 0.5, \min X_i + 0.5]$

当 $\max X_i - 0.5 < \min X_i + 0.5$ 时, 参数 θ 的极大似然估计不唯一. 而当

$\max X_i - 0.5 > \min X_i + 0.5$ 时, 参数 θ 的极大似然估计不存在