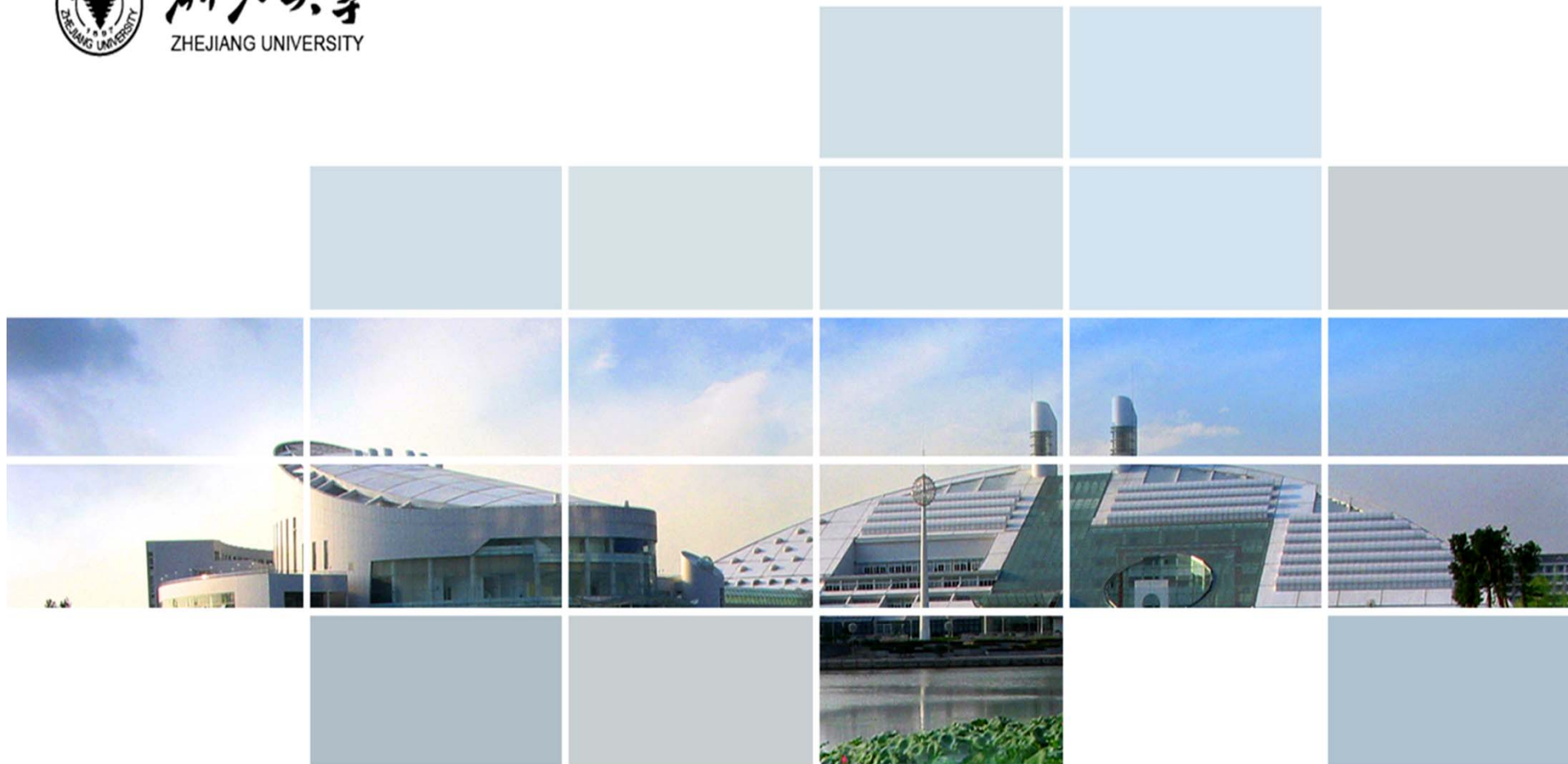




浙江大学  
ZHEJIANG UNIVERSITY



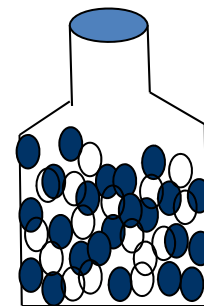
# 第45讲

# 极大似然估计



## ■ 极（最）大似然估计的原理介绍

考察以下例子：



假设在一个罐中放着许多白球和黑球，并假定已经知道两种球的数目之比是1:3，但不知道哪种颜色的球多。如果用放回抽样方法从罐中取5个球，观察结果为：黑、白、黑、黑、黑，估计取到黑球的概率 $p$ 。



解：设  $X = \begin{cases} 1, & \text{取到黑球,} \\ 0, & \text{取到白球.} \end{cases}$  则  $X \sim B(1, p)$ .

$p$  为取到黑球的概率, 未知,  $p = \frac{1}{4}$  或  $\frac{3}{4}$ .

抽取容量为 5 的样本  $X_1, \dots, X_5$ , 观测值为 1, 0, 1, 1, 1.

当  $p = \frac{1}{4}$  时, 出现本次观察结果的概率为  $\left(\frac{1}{4}\right)^4 \left(\frac{3}{4}\right) = \frac{3}{1024}$ .

当  $p = \frac{3}{4}$  时, 出现本次观察结果的概率为  $\left(\frac{3}{4}\right)^4 \left(\frac{1}{4}\right) = \frac{81}{1024}$ .

由于  $\frac{3}{1024} < \frac{81}{1024}$ , 因此认为  $p = \frac{3}{4}$  比  $p = \frac{1}{4}$  更有可能,

于是  $\hat{p}$  取为  $\frac{3}{4}$  更合理.



设离散型总体  $X \sim p(x; \theta), \theta \in \Theta, \theta$  未知.  $X_1, \dots, X_n$  为样本, 其观察值为  $x_1, \dots, x_n$ , 则事件  $\{X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n\}$  发生的概率为

**似然函数:** 
$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n p(x_i; \theta)$$

该参数对应分布最有可能产生已观测样本值。

**极大似然原理:** 
$$L(\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n)) = \max_{\theta \in \Theta} L(\theta).$$

$\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n)$  称为  $\theta$  的极大似然估计值, 相应统计量

$\hat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$  称为  $\theta$  的极大似然估计量(MLE).



连续型总体 $X$ 概率密度为 $f(x; \theta)$ ,  $\theta \in \Theta$ ,  $\theta$ 未知.  $X_1, \dots, X_n$ 为样本, 则样本在观察值 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 邻域发生的概率

$$\prod_{i=1}^n P(x_i < X_i < x_i + \Delta x_i) \approx \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) \Delta x_i, \Delta x_i \text{ 与参数 } \theta \text{ 无关.}$$

因此, 似然函数取为 $L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta)$

**极大似然原理:**  $L(\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n)) = \max_{\theta \in \Theta} L(\theta).$



**说明:** 1. 未知参数可能不是一个, 设为  $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ ;

2. 求  $L(\theta)$  的最大值时, 可转换为求  $\ln L(\theta)$  的最大值,

$\ln L(\theta)$  称为对数似然函数.

利用  $\frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta_i} \Big|_{\theta=\hat{\theta}} = 0, i = 1, 2, \dots, k$ , 解得  $\hat{\theta}_i, i = 1, 2, \dots, k$ .



3. 若 $L(\theta)$ 关于某个 $\theta_i$ 是单调增(减)函数, 则 $\theta_i$ 的极大似然估计为 $\theta_i$ 的最大(小)值(与样本有关);

4. 若 $\hat{\theta}$ 是 $\theta$ 的极大似然估计, 则 $g(\theta)$ 的极大似然估计为 $g(\hat{\theta})$ .



例1: 设 $X$ 的概率密度为 $f(x; \theta) = \begin{cases} \sqrt{\theta} x^{\sqrt{\theta}-1}, & 0 \leq x \leq 1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$

$X_1, \dots, X_n$ 是样本, 求 $\theta$ 的极大似然估计量.

若已获得 $n=10$ 的样本值如下,

0.43   0.01   0.30   0.04   0.54

0.14   0.99   0.18   0.98   0.02

求 $\theta$ 的极大似然估计值.





$$\text{解: } L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) = \prod_{i=1}^n \sqrt{\theta} x_i^{\sqrt{\theta}-1} = \theta^{\frac{n}{2}} \left( \prod_{i=1}^n x_i \right)^{\sqrt{\theta}-1}$$

$$\ln L(\theta) = \frac{n}{2} \ln \theta + (\sqrt{\theta} - 1) \sum_{i=1}^n \ln x_i$$

$$\frac{d \ln L(\theta)}{d \theta} = \frac{n}{2} \cdot \frac{1}{\theta} + \frac{1}{2\sqrt{\theta}} \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0$$

$$\Rightarrow \frac{n}{\sqrt{\theta}} = - \sum_{i=1}^n \ln x_i \Rightarrow \sqrt{\theta} = -n / \sum_{i=1}^n \ln x_i$$



•参数 $\theta$ 的极大似然估计量为：
$$\hat{\theta} = \frac{n^2}{\left( \sum_{i=1}^n \ln X_i \right)^2}.$$

•将上面的样本值代入估计量，得 $\theta$ 的极大似然估计值为： $\hat{\theta} = 0.305.$

•比较第44讲例3得到矩估计量：
$$\hat{\theta} = \left( \frac{\bar{X}}{1 - \bar{X}} \right)^2$$



**例2:** 设总体  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $X_1, \dots, X_n$  是样本,  
 $\mu, \sigma^2$  均未知. 求  $\mu, \sigma^2$  的极大似然估计.

$$\text{解: } L(\mu, \sigma^2) = \left(1/\sqrt{2\pi\sigma^2}\right)^n e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}}$$

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



$$\frac{\partial}{\partial \mu} \ln L(\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) = 0$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma^2} \ln L(\mu, \sigma^2) = -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 = 0$$

$$\hat{\mu} = \bar{X}$$

$\Rightarrow$

$$\hat{\sigma}^2 = B_2$$



**例3:** 设 $X$ 服从均匀分布 $U(a, b)$ ,  $a$ 和 $b$ 未知, 样本 $X_1, \dots, X_n$ .

(1) 求 $a$ 和 $b$ 的极大似然估计.

(2) 求 $E(X)$ 的极大似然估计.

(3) 若已获得 $n = 5$ 的样本值如下,

0.34    0.59    0.16    0.96    0.84

求 $a, b, E(X)$ 的极大似然估计值.



解：(1) 似然函数

$$L(a,b) = \begin{cases} \frac{1}{(b-a)^n}, & a \leq x_i \leq b, i = 1, \dots, n. \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

关于  $a$  单调增, 关于  $b$  单调减.

并且, 在得到样本值  $x_1, \dots, x_n$  后, 只有当

$a$  的取值  $\leq \min\{x_1, \dots, x_n\}$ ,

$b$  的取值  $\geq \max\{x_1, \dots, x_n\}$ ,

时才能使似然函数  $L(a,b)$  不为零.



因此,  $a$ 达到最大值 $\min\{x_1, \dots, x_n\}$ ,  $b$ 达到最小值 $\max\{x_1, \dots, x_n\}$ , 就能使 $L(a, b)$ 达到最大. 所以

$$\hat{a} = \min\{X_1, \dots, X_n\} = X_{(1)},$$

$$\hat{b} = \max\{X_1, \dots, X_n\} = X_{(n)}.$$

比较矩估计量:

$$\hat{a} = \bar{X} - \sqrt{3B_2},$$

$$\hat{b} = \bar{X} + \sqrt{3B_2}.$$

(2)  $E(X) = \frac{a+b}{2}$  是参数 $a, b$ 的函数, 因此 $E(X)$ 极大似然

估计量为 
$$E(\hat{X}) = \frac{\hat{a} + \hat{b}}{2} = \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2}.$$



(3)将样本值分别代入 $a, b, E(X)$ 极大似然估计量, 分别得:

$$\hat{a} = 0.16, \hat{b} = 0.96, E(\hat{X}) = 0.56.$$