

二. 极大似然法（最大似然法）

1.离散型随机变量极大似然估计量的求法

2.连续型随机变量极大似然估计量的求法

例1. 总体 $X \sim B(1, p)$ 分布，抽样得

既然 $(1, 0, 1, 1, 0)$

$(1, 0, 1, 1, 0)$ 在一次抽样下发生，则有理由认为它发生的概率应该最大。

该样本点发生的概率为：

$$P(X_1 = 1, X_2 = 0, X_3 = 1, X_4 = 1, X_5 = 0) = p^3(1-p)^2$$

$$\text{设 } L(p) = p^3(1-p)^2 = p^3 - 2p^4 + p^5$$

$$\text{令 } \frac{dL(p)}{dp} = 0, \text{ 求 } L(p) \text{ 的极大值,}$$

得 $\hat{p} = \frac{3}{5}$ ，称其为 p 的极大似然估计。

总体分布列 $P(X = x_i, \theta) = p_i, i = 1, 2, \dots$, $(X_1, X_2 \cdots X_n)$ 是容量为 n 的样本, $(x_1, x_2 \cdots x_n)$ 为样本观察值求参数 θ 的极大似然估计

步骤: (1) 似然函数: $L(\theta) = \prod_{i=1}^n P(X = x_i)$
(先整理称号再取对数)

$$\begin{aligned} (2) \text{对数似然函数 } \ln L(\theta) &= \ln \prod_{i=1}^n P(X = x_i) \\ &= \sum_{i=1}^n \ln P(X = x_i) \end{aligned}$$

(3) 求导数求极值: $\frac{d \ln(L(\theta))}{d\theta} = 0$ 得到 θ 的极大似然估计。

例1.总体 $X \sim B(1, p)$, $P(X = k) = p^k (1-p)^{1-k}$, $k = 0, 1$,

$(X_1, X_2 \cdots X_n)$ 是样本, $(x_1, x_2 \cdots x_n)$ 是样本观察值,

求参数 p 的极大似然估计。

解: 似然函数 $L(p) = \prod_{i=1}^n p^{x_i} (1-p)^{1-x_i} = p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n-\sum_{i=1}^n x_i}$

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

$$\frac{d \ln(L(p))}{dp} = \sum_{i=1}^n x_i \frac{1}{\hat{p}} - \left(n - \sum_{i=1}^n x_i \right) \frac{1}{1-\hat{p}} = 0$$

$$\text{解得 } \hat{p} = \bar{X} = n_A/n$$

例2. $X \sim P(\lambda)$, 求 $\hat{\lambda}_{\text{矩}}$, $\hat{\lambda}_{\text{极大}}$ 。

解: $EX = \lambda$, 则 $\hat{\lambda}_{\text{矩}} = \bar{X}$

$$\text{似然函数 } L(\lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} = \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} \left(\prod_{i=1}^n \frac{1}{x_i!} \right) e^{-n\lambda}$$

$$\ln L(\lambda) = \ln \left(\lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} e^{-n\lambda} (x_i!)^{-n} \right) = \sum_{i=1}^n x_i \ln \lambda - n\lambda + \ln \left(\prod_{i=1}^n \frac{1}{x_i!} \right)$$

$$\text{令 } \frac{d \ln(L(\lambda))}{d\lambda} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\hat{\lambda}} - n = 0$$

得 $\hat{\lambda}_{\text{极大}} = \bar{X}$ 。

例3. $X \sim B(n, p)$ 抽样 $(X_1, X_2 \cdots X_m)$, 求 p 的极大似然估计。

$$\text{解: } L(p) = \prod_{i=1}^m C_n^{x_i} p^{x_i} (1-p)^{n-x_i} = \left(\prod_{i=1}^m C_n^{x_i} \right) p^{\sum_{i=1}^m x_i} (1-p)^{nm - \sum_{i=1}^m x_i}$$

$$\ln L(p) = \left(\sum_{i=1}^m x_i \right) \ln p + \left(nm - \sum_{i=1}^m x_i \right) \ln (1-p) + \ln \left(\prod_{i=1}^m C_n^{x_i} \right)$$

$$\frac{d \ln(L(p))}{dp} = \left(\sum_{i=1}^m x_i \right) \frac{1}{\hat{p}} - \left(nm - \sum_{i=1}^m x_i \right) \frac{1}{1 - \hat{p}} = 0$$

$$\hat{p}_{\text{极}} = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^m x_i = \frac{1}{n} \overline{X}_m$$

$$\hat{p}_{\text{矩}} = \frac{\overline{X}_m - B_2}{\overline{X}_m} = \frac{1}{n} \overline{X}_m$$

例4. $X \sim G(p)$ 抽样 $(X_1, X_2 \cdots X_n)$ 求 p 的极大似然估计。

解
:

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

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

$$\frac{d \ln(L(p))}{dp} = \frac{n}{\hat{p}} - \left(\sum_{i=1}^n x_i - n \right) \frac{1}{1-\hat{p}} = 0$$

$$\hat{p}_{\text{极}} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n x_i} = \frac{1}{\overline{X}_n} \quad \hat{p}_{\text{矩}} = \frac{1}{\overline{X}_n}$$

例5. $X \sim \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ \theta^2 & 2\theta(1-\theta) & (1-\theta)^2 \end{pmatrix}$ 抽样(1,2,1), 求 θ 的极大似然估计。

解: $L(\theta) = P(X_1 = 1, X_2 = 2, X_3 = 1)$

$$= P(X_1 = 1)P(X_2 = 2)P(X_3 = 1)$$
$$= \theta^2 \quad 2\theta(1-\theta) \quad \theta^2$$
$$= 2\theta^5 - 2\theta^6$$

$$\text{令 } \frac{d \ln(L(\theta))}{d\theta} = 10\hat{\theta}^4 - 12\hat{\theta}^5 = 0, \quad \text{得 } \hat{\theta} = \frac{5}{6}.$$

2. 连续型：总体 X 的分布密度 $f(x, \theta)$ (θ 为未知参数), $(X_1, X_2 \cdots X_n)$

为总体的样本, $(x_1, x_2 \cdots x_n)$ 为样本观察值。既然样本点 $(x_1, x_2 \cdots x_n)$

在一次抽样下发生, 则有理由认为它发生的可能性 (密度) 应该最大。

(1) 似然函数: $L(\theta) = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta)$

(先整理称号再取对数)

(2) 对数似然函数: $\ln L(\theta) = \ln \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta)$

(3) 求极值: 令 $\frac{d \ln(L(\theta))}{d\theta} = 0$ 得到 θ 的极大似然估计。
(多个参数求偏导)

例1. $X \sim e(\lambda)$, 求 λ 的矩估计和极大似然估计。

解:(1)矩估计: $EX = 1/\lambda$, 令 $\overline{X}_n = EX$, 得 $\hat{\lambda}_{\text{矩}} = 1/\overline{X}_n$

(2)极大似然估计: $L(\lambda) = \prod_{i=1}^n \lambda e^{-\lambda x_i} = \lambda^n e^{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i}$

$$\ln L(\lambda) = n \ln \lambda - \lambda \sum_{i=1}^n x_i; \text{ 令 } \frac{d \ln L(\lambda)}{d\lambda} = \frac{n}{\hat{\lambda}} - \sum_{i=1}^n x_i = 0$$

$$\hat{\lambda}_{\text{极大}} = 1/\overline{X}_n$$

若 $\hat{\theta}$ 是 θ 的极大似然估计量则 $g(\hat{\theta})$ 是 $g(\theta)$ 的估计量。

例2. $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 求参数 μ , σ^2 的极大似然估计。

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

$$(\hat{\mu}_{\text{矩}} = \bar{X}_n, \sigma_{\text{矩}}^2 = B_2)$$

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

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

$$\begin{cases} \frac{\partial(\ln L(\mu, \sigma^2))}{\partial \mu} = \frac{2}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu}) \Rightarrow \sum_{i=1}^n x_i - n\hat{\mu} = 0 \\ \frac{\partial(\ln L(\mu, \sigma^2))}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{2\hat{\sigma}^2} + \frac{1}{2\hat{\sigma}^4} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 = 0 \end{cases} \text{得} \begin{cases} \hat{\mu}_{\text{极大}} = \bar{X} \\ \hat{\sigma}_{\text{极大}}^2 = B_2 \end{cases}$$
$$\hat{\sigma}_{\text{极大}} = \sqrt{\hat{\sigma}^2} = \sqrt{B_2}$$

例3. $f(x, \theta) = \begin{cases} (\theta + 1)x^\theta, & 0 < x < 1, \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, 求 θ 的极大似然估计。

解: $L(\theta) = \prod_{i=1}^n (\theta + 1)x_i^\theta = (\theta + 1)^n \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^\theta$

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

$$\frac{d \ln L(\theta)}{d \theta} = \frac{n}{\hat{\theta} + 1} + \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0 \quad \text{得 } \hat{\theta}_{\text{极大}} = -1 - \frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln x_i}$$

例5. $X \sim U(a, b)$ ($X_1, X_2 \cdots X_n$)是样本, ($x_1, x_2 \cdots x_n$)是观察值,
求参数 a, b 的极大似然估计。

解: $L(a, b) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{b-a} = (b-a)^{-n}$, $f(x, \theta) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & a < x < b \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$

令 $\frac{\partial L(a, b)}{\partial a} = 0$ 无解或参数消失

我们的目的不是取对数也不是求导, 目的是样本点发生概率最大。

即似然函数 $L(a, b) = (b-a)^{-n}$ 取最大值。

$b-a$ 越小 $\rightarrow L(a, b)$ 越大, 但 $a < (X_1, X_2 \cdots X_n) < b$,

$$a < X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \cdots X_{(n)} < b \rightarrow \hat{a}_{\text{极大}} = X_{(1)}, \quad \hat{b}_{\text{极大}} = X_{(n)}$$

例6.某种电子元件的使用寿命 X 的密度函数为:

$$f(x, \theta) = \begin{cases} 2e^{-2(x-\theta)}, & x > \theta \\ 0, & x \leq \theta \end{cases} \quad \text{求 } \theta \text{ 的极大似然估计。}$$

解
:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n 2e^{-2(x_i - \theta)} = 2^n e^{-2 \sum_{i=1}^n (x_i - \theta)}$$

$$\ln L(\theta) = \ln 2^n - 2 \sum_{i=1}^n (x_i - \theta); \quad \frac{d \ln L(\theta)}{d\theta} \quad \text{参数 } \theta \text{ 消失}$$

$$\theta \text{ 越大 } L(\theta) \text{ 越大, 但 } x > \theta \quad \hat{\theta}_{\text{极大}} = X_{(1)}$$

矩法定义：构造前 t 个 A_k 求出前 t 个 EX^k 令 $A_k = EX^k$ 。

极大似然法： (1) 似然函数 $L(\theta) = \prod_{i=1}^n P(X = x_i)$ 或 $f(x_i, \theta)$

(2) 对数似然函数 $\ln L(\theta)$

(3) 求极大值 令 $\frac{d \ln(L(\theta))}{d\theta} = 0$

若连续型试验中(3)式无解，则直接求 $L(\theta)$ 的极大值。