Ch9 参数估计

参数估计问题: 如何依据样本 X_1, X_2, \cdots, X_n 估计参数 θ , 或 θ 的函数 $g(\theta)$

点估计

- 矩估计法: 样本矩去估计总体矩求参数θ
- 最大似然估计: $\hat{\theta} = \operatorname{argmax}_{\theta} L(x_1, x_2, \dots, x_m; \theta)$
- 最大似然估计的不变性

设 X_1, X_2, \cdots, X_n 是来自总体X的样本,以及总体X的密度函数为

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-(x-\mu)/\theta} & x \ge \mu \\ 0 & \text{!!} \end{cases}$$

其中 $\theta > 0$, 求 μ 和 θ 的最大似然估计.

估计量的评价标准

不同的估计方法可能得到不同的估计值,

问题: 采用哪一种估计量更好, 或更好的标准是什么呢?

常用标准:

- 无偏性
- 有效性
- 一致性

设 X_1, X_2, \dots, X_n 来自总体X的样本,令 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是 θ 的一个估计量,若

$$E_{X_1,X_2,\cdots,X_n}\left[\hat{\theta}\right] = E_{X_1,X_2,\cdots,X_n}\left[\hat{\theta}(X_1,X_2,\cdots,X_n)\right] = \theta$$

则称 6 为 6 的 无偏估计

无偏估计不要求估计值 $\hat{\theta}$ 在任意情况下都等于 θ ,但在期望的情形下有 $E(\hat{\theta}) = \theta$ 成立. 其意义在于无系统性偏差,无偏性是一种对估计量常见而且重要的标准.

样本k阶原点矩为总体k阶原点矩的无偏估计

设 X_1, X_2, \cdots, X_n 是总体X的样本,若 $E[X^k]$ 存在,则 $A_k = \sum_{i=1}^n X_i^k / n$ 是总体 $a_k = E[X^k]$ 的无偏估计

设 X_1, X_2, \cdots, X_n 来自总体X的样本,期望 μ ,方差 σ^2 ,则:

- 1) $S_0^2 = \sum_{i=1}^n (X_i \bar{X})^2 / n$ 是 σ^2 的有偏估计;
- 2) $S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i \bar{X})^2 / (n-1)$ 是 σ^2 是 σ^2 的无偏估计.

无偏估计不具有函数不变性

注意 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是 θ 的无偏估计,但并不一定有 $g(\hat{\theta})$ 是 $g(\theta)$ 的无偏估计,因为

$$E[\hat{\theta}] = \theta$$
并不能推导出 $E[g(\hat{\theta})] = g(\theta)$

例如: $E[\overline{X}] = E[X] = \mu \oplus E[\overline{X}^2] \neq \mu^2$

设 X_1, X_2, \cdots, X_n 是总体X的样本,及总体X的概率密度为

$$f(x;\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}e^{-\frac{x}{\theta}} & x \ge 0\\ 0 & \text{#th} \end{cases}$$

证明: $\bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i / n$ 和 $n \min\{X_1, X_2, \cdots, X_n\}$ 均是 θ 的无偏估计

参数可能存在多个无偏估计, 若 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 都是 θ 的无偏估计, 则可以比较方差

$$Var(\hat{\theta}_1) = E[(\hat{\theta}_1 - \theta)^2]$$
$$Var(\hat{\theta}_2) = E[(\hat{\theta}_2 - \theta)^2]$$

一般而言: 方差越小, 无偏估计越好

设 $\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_1(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 和 $\hat{\theta}_2 = \hat{\theta}_2(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是 θ 的两个无偏估计,若

$$Var(\hat{\theta}_1) \leq Var(\hat{\theta}_2)$$

则称 θ_1 比 θ_2 有效

设 X_1, X_2, \cdots, X_n 是来自总体X的样本,且X的概率密度为

$$f(x;\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}e^{-\frac{x}{\theta}} & x \ge 0\\ 0 & \text{!} \end{cases}$$

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是 总 体 X 的 样 本 ,且 $E(X) = \mu$ 和 Var $(X) = \sigma^2$.设常数 $c_1, c_2, \dots, c_n \geq 0$ 满足 $\sum_{i=1}^n c_i = 1, c_i \neq 1/n$,求证: \bar{X} 比 $\sum_{i=1}^n c_i X_i$ 有效

随机变量X的概率密度为 $f(x;\theta)$ 或分布函数为 $F(x;\theta)$,令

$$Var_0(\theta) = \left[nE\left(\frac{\partial \ln f(X;\theta)}{\partial \theta}\right)^2 \right]^{-1}$$

$$Var_0(\theta) = \left[nE\left(\frac{\partial \ln F(X;\theta)}{\partial \theta}\right)^2 \right]^{-1}$$

对任意的无偏估计量 $\hat{\theta}$ 有 $Var(\hat{\theta}) \ge Var_0(\theta)$,称 $Var_0(\theta)$ 为估计量 $\hat{\theta}$ 方差的下界.

当 $Var(\hat{\theta}) = Var_0(\theta)$ 时称 $\hat{\theta}$ 为达到方差下界的无偏估计量,此时 $\hat{\theta}$ 为最有效估计量,简称有效估计量

设 X_1, X_2, \cdots, X_n 是来自总体X的样本,且X的概率密度为

$$f(x;\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}e^{-\frac{x}{\theta}} & x \ge 0\\ 0 & \text{#th} \end{cases}$$

证明: θ 的最大似然估计为有效估计量.

设 $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_n(X_1, X_2, \cdots, X_n)$ 是 θ 的一个估计量,若当 $n \to \infty$ 时有 $\hat{\theta}_n \stackrel{P}{\to} \theta$ 成立,即对任意 $\epsilon > 0$ 有

$$\lim_{n \to \infty} P[|\hat{\theta}_n - \theta| > \epsilon] = 0$$

则称 $\hat{\theta}_n$ 为 θ 的一致估计量

估计量的一致性刻画了在足够多样本情形下估计量 $\hat{\theta}$ 能有效逼近真实值 θ ,一致性是对估计的基本要求,不满足一致性的估计量一般不予考虑.

一致性的充分条件

定理: 设 $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_n(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是 θ 的一个估计量, 若满足以下两个条件:

$$\lim_{n\to\infty} E\left[\hat{\theta}_n\right] = \theta \qquad \lim_{n\to\infty} Var(\hat{\theta}_n) = 0$$

则 $\hat{\theta}_n$ 为 θ 的一致估计量.

设 $\hat{\theta}_{n_1}$, $\hat{\theta}_{n_2}$,…, $\hat{\theta}_{n_k}$ 分别为 θ_1 , θ_2 ,…, θ_k 满足一致性的估计量,对连续函数 $g: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$,有函数 $\hat{\eta}_n = g(\hat{\theta}_{n_1},\hat{\theta}_{n_2},\dots,\hat{\theta}_{n_k})$ 是 $\eta = g(\theta_1,\theta_2,\dots,\theta_k)$ 满足一致性的估计量

设 X_1, X_2, \cdots, X_n 是来自总体X的样本,且X的概率密度为

$$f(x;\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}e^{-\frac{x}{\theta}} & x \ge 0\\ 0 & \text{ 其他} \end{cases}$$

则样本均值 $\bar{X}_n = \sum_{i=1}^n X_i/n$ 为 θ 的无偏、有效、一致估计量.

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 $X \sim U(0, \theta)$ 的样本,证明: θ 的最大似然估计量是一致估计量.