

第46讲 估计量的评价准则, 无偏性



从前两讲看到,对总体的未知参数可用不同方法求得不同的估计量,如何评价不同估计量的好坏?

常用的评价准则有如下四条:

- (1) 无偏性准则
- (2) 有效性准则
- (3)均方误差准则
- (4)相合性准则



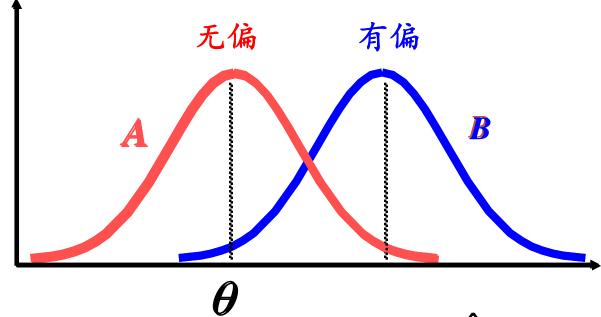
定义: 若参数 θ 的估计量 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$,满足 $E(\hat{\theta}) = \theta$,

则称 $\hat{\theta}$ 是 θ 的一个无偏估计量.

若 $\lim_{n\to\infty} E(\hat{\theta}) = \theta$,则称 $\hat{\theta}$ 是 θ 的渐近无偏估计量.



• 无偏性: $E\left(\hat{\theta}\right) = \theta$



者命的概率密度如红线所示,则命是的无偏估计。 若命的概率密度如蓝线所示,则免是的有偏估计。



无偏性的统计意义是指在大量重复试验下,由 $\hat{\theta}(X_1,\dots,X_n)$ 给出的估计的平均恰是 θ ,从而无偏性保证了 $\hat{\theta}$ 没有系统误差.



例如, 工厂长期为商家提供某种商品. 假设生产过程相对稳定,产品合格率为 θ , 虽然一批货的合格率可能会高于 θ , 或低于0. 但无偏性能够保证在较长一 段时间内合格率接近θ, 所以双方互不 吃亏。但作为顾客购买商品,只有二种 可能,即买到的是合格品或不合格品, 此时无偏性没有意义。



例1: 设总体X的一阶和二阶矩存在,

$$E(X) = \mu, D(X) = \sigma^2.$$

- (1)证明:样本均值 \overline{X} 和样本方差 S^2 分别是 μ 和 σ^2 的无偏估计;
- (2)判断: B_2 是否为 σ^2 的无偏估计? 是否为 σ^2 的渐近无偏估计?





(1)证: 因 X_1, X_2, \dots, X_n 与X同分布, 故有:

$$E(\overline{X}) = E\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_{i}\right) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}E(X_{i})$$
$$= \frac{1}{n} \cdot n\mu = \mu$$

故 \overline{X} 是 μ 的无偏估计.

$$E(S^2) = \sigma^2$$
 — 见第42讲例2

故 S^2 是 σ^2 的无偏估计.





$$(2)B_2 = \frac{n-1}{n}S^2$$

$$E(B_2) = \frac{n-1}{n} E(S^2) = \frac{n-1}{n} \sigma^2 \neq \sigma^2$$

故B,不是 σ^2 的无偏估计.

$$\lim_{n\to\infty} E(B_2) = \lim_{n\to\infty} \frac{n-1}{n} \sigma^2 = \sigma^2$$

故 B_2 是 σ^2 的渐近无偏估计.



- 例2:设总体X服从均匀分布 $U(0,\theta),\theta$ 是 未知参数,样本 X_1,\dots,X_n .
 - (1)求的矩估计,判断是否无偏;
 - (2)求 θ 的极大似然估计,判断是否无偏.





(1) 矩估计:

由
$$\mu_1 = E(X) = \int_0^\theta \frac{1}{\theta} x dx = \frac{\theta}{2}$$

$$\Rightarrow \theta = 2\mu_1 \Rightarrow \theta$$
的矩估计 $\hat{\theta} = 2\bar{X}$

因为
$$E(\hat{\theta}) = E(2\bar{X}) = 2E(\bar{X}) = 2E(X) = \theta$$
,

所以 $\hat{\theta} = 2\overline{X}$ 是 θ 的无偏估计.





(2) 极大似然估计:

$$\Rightarrow L(\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n}, & 0 \le x_1, \dots, x_n \le \theta, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

$$f_X(x;\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & 0 \le x \le \theta, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

X的概率密度

$$f_X(x;\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & 0 \le x \le \theta, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

 $L(\theta)$ 关于 $\theta > 0$ 递减,

而 θ 的范围为: $\theta \ge x_{(n)} = \max\{x_1, ..., x_n\},$

所以、 θ 的极大似然估计量

$$\hat{\theta}_L = X_{(n)} = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}.$$





根据第26讲, $X_{(n)}$ 的分布函数为

$$F_{X_{(n)}}(x) = \left[F(x)\right]^n = \begin{cases} 0, & x < 0, \\ \frac{x^n}{\theta^n}, & 0 \le x \le \theta, \\ 1, & x > \theta. \end{cases}$$

求导数得密度函数为

$$f_{X_{(n)}}(x) = \begin{cases} \frac{nx^{n-1}}{\theta^n}, & 0 \le x \le \theta, \\ 0, & \sharp \hat{\mathbf{c}}. \end{cases}$$





因此有:

$$E(\hat{\theta}_L) = E(X_{(n)}) = \int_0^\theta \frac{x \cdot nx^{n-1}}{\theta^n} dx$$

$$=\frac{n}{n+1}\theta \neq \theta$$

所以 $\hat{\theta}_L = X_{(n)}$ 作为参数 θ 的估计是有偏的.



> 纠偏方法

如果 $E(\hat{\theta}) = a\theta + b, \theta \in \Theta$,其中a,b是常数,且 $a \neq 0$,则 $\frac{1}{a}(\hat{\theta} - b)$ 是 θ 的无偏估计.

在上例中,
$$E(X_{(n)}) = \frac{n}{n+1}\theta$$
,

取
$$X_{(n)}^* = \frac{n+1}{n} X_{(n)}, 则X_{(n)}^*$$
是的无偏估计.