



西北工业大学

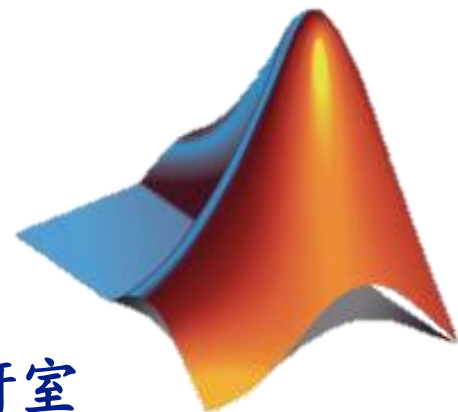
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY



概率论与数理统计

徐爽

西北工业大学理学院概率统计教研室





第二节 估计量的评价标准



一、问题的提出



二、无偏性



三、有效性



四、相合性(一致估计)



五*、最小方差无偏估计



六*、有效估计



一、问题的提出

设总体 X 服从区间 $[0, \theta]$ 上的均匀分布,

θ 的矩估计量 $\hat{\theta} = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n X_i = 2\bar{X}$

θ 的最大似然估计量 $\hat{\theta} = \max_{1 \leq i \leq n} X_i = X_{(n)}$

哪一个估计量更好?

如何评价与比较估计量的好坏?



二、无偏性

定义6.3 设 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是参数 θ 的一个估计量, 如果 $E(\hat{\theta}) = \theta$, 则称

$\hat{\theta}$ 是 θ 的**无偏估计(量)**.

如果 θ 的一系列估计 $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_n(X_1, X_2, \dots, X_n)$ ($n = 1, 2, \dots$), 满足关系式

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{\theta}_n) = \theta$$

则称 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的**渐近无偏估计量**.

估计量 $\hat{\theta}$ 如果不是无偏估计量, 就称这个估计量是**有偏的**, 称 $E(\hat{\theta}) - \theta$ 为估计量 $\hat{\theta}$ 的**偏差**.



例1 设总体 X 的一阶和二阶矩存在，分布是任意的，记 $E(X) = \mu$ $D(X) = \sigma^2$ 则样本均值 \bar{X} 是 μ 的**无偏估计**，样本方差 S_n^2 是 σ^2 的**渐近无偏估计**，修正样本方差 S_n^{*2} 是 σ^2 **无偏估计**。

证 $E(\bar{X}) = \mu, E(S_n^2) = \frac{n-1}{n} \sigma^2, E(S_n^{*2}) = \sigma^2$

所以， \bar{X} 和 S_n^{*2} 均为**无偏估计量**，而

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

故 S_n^2 是 σ^2 的**渐近无偏估计**。



例2 设总体 X 服从区间 $[0, \theta]$ 上的均匀分布, (X_1, X_2, \dots, X_n) 是总体 X 的一个样本.

试证: 参数 θ 的**矩估计量** $\hat{\theta}_1 = 2\bar{X}$ 是 θ 的**无偏**

估计; θ 的**最大似然估计** $\hat{\theta}_L = \max_{1 \leq i \leq n} X_i = X_{(n)}$ 是 θ 的**渐近无偏估计**.

证
$$E(\hat{\theta}_1) = E(2\bar{X}) = 2E(X) = 2 \cdot \frac{\theta}{2} = \theta$$

故 θ 的矩估计 $\hat{\theta}_1$ 是**无偏估计量**.

$$E(\hat{\theta}_L) = E(X_{(n)}) = \int_{-\infty}^{+\infty} xp_{X_{(n)}}(x)dx$$



$$\because p(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, 0 \leq x \leq \theta \\ 0, \text{其它} \end{cases} \quad F(x) = \begin{cases} \int_{-\infty}^x \frac{1}{\theta} dx = \frac{x}{\theta}, 0 \leq x \leq \theta \\ 0, \text{其它} \end{cases}$$

$$\therefore p_{X(n)}(x) = n[F(x)]^{n-1} p(x) = \begin{cases} \frac{n}{\theta^n} x^{n-1}, & 0 \leq x \leq \theta \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$E(\hat{\theta}_L) = E(X_{(n)}) = \int_{-\infty}^{+\infty} x p_{X(n)}(x) dx$$

$$= \int_0^{\theta} \frac{n}{\theta^n} x^n dx = \frac{n}{n+1} \theta \neq \theta$$



但是,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{\theta}_L) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n}{n+1} \theta = \theta$$

即 $\hat{\theta}_L$ 是 θ 的**渐近无偏估计量**.

但只要修正为

$$\hat{\theta}_2 = \frac{n+1}{n} \hat{\theta}_L = \frac{n+1}{n} X_{(n)}$$

那么 $\hat{\theta}_2$ 也是 θ 的**无偏估计量**.

$$\therefore \hat{\theta}_1 = 2\bar{X}, \hat{\theta}_2 = \frac{n+1}{n} X_{(n)} \text{ 均为 } \theta \text{ 的无偏估计}$$



注:

1° 无偏性是对估计量的一个常见而重要的要求.

无偏估计的实际意义: 无系统误差

2° 一个未知参数可能有不止一个无偏估计量.

设 α_1 和 α_2 为满足 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ 的任意常数, 则

$\alpha_1 \hat{\theta}_1 + \alpha_2 \hat{\theta}_2$ 都是无偏估计量.

3° 有时一个参数的无偏估计可能不存在,
有时无偏估计可能明显不合理。



三、有效性

定义6.4 设 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 均为 θ 的**无偏估计量**,若对任意样本容量 n 有 $D(\hat{\theta}_1) < D(\hat{\theta}_2)$,则称 $\hat{\theta}_1$ 比 $\hat{\theta}_2$ 有效.



例3 设总体 X 服从区间 $[0, \theta]$ 上的均匀分布,

(X_1, X_2, \dots, X_n) 是总体 X 的一个样本.

矩估计 $\hat{\theta}_1 = 2\bar{X}$ 和修正的最大似然估计 $\hat{\theta}_2 = \frac{n+1}{n} X_{(n)}$

均为 θ 的无偏估计, $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 哪个更有效?

解
$$D(\hat{\theta}_1) = D(2\bar{X}) = 4D(\bar{X}) = 4 \frac{D(X)}{n} = \frac{4\theta^2}{12n} = \frac{\theta^2}{3n}$$

$$\begin{aligned} D(\hat{\theta}_2) &= D\left(\frac{n+1}{n} X_{(n)}\right) = \frac{(n+1)^2}{n^2} D(X_{(n)}) \\ &= \frac{(n+1)^2}{n^2} \left[E(X_{(n)}^2) - (EX_{(n)})^2 \right] \end{aligned}$$



$$\therefore p_{X(n)}(x) = \begin{cases} \frac{n}{\theta^n} x^{n-1}, & 0 \leq x \leq \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$\therefore E(X_{(n)}) = \frac{n}{n+1} \theta$$

$$E(X_{(n)}^2) = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 p_{X(n)}(x) dx = \int_0^{\theta} \frac{n}{\theta^n} x^{n+1} dx = \frac{n}{n+2} \theta^2$$

$$D(\hat{\theta}_2) = \frac{(n+1)^2}{n^2} \left[\frac{n}{n+2} \theta^2 - \frac{n^2}{(n+1)^2} \theta^2 \right] = \frac{1}{n(n+2)} \theta^2$$

显然当 $n \geq 2$ 时

$$D(\hat{\theta}_1) = \frac{\theta^2}{3n} > \frac{\theta^2}{n(n+2)} = D(\hat{\theta}_2)$$

即 $\hat{\theta}_2 = \frac{n+1}{n} X_{(n)}$ 比 $\hat{\theta}_1 = 2\bar{X}$ 有效.



四、相合性 (一致估计)

有时我们不仅要求估计量有较小的方差，还希望当样本容量 n 充分大时，估计量能在某种意义下收敛于被估计参数，这就是所谓**相合性**（或**一致性**）概念。

定义6.6 设 $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_n(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是未知参数 θ 的估计序列，如果 $\hat{\theta}_n$ 依概率收敛于 θ ，即对任意 $\varepsilon > 0$ ，有：

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\hat{\theta}_n - \theta| < \varepsilon\} = 1$$



或

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon\} = 0$$

则称 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的**相合估计(或一致估计)**.

定理6.2 设 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的一个估计量, 若 $\lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{\theta}_n) = \theta$,

且 $\lim_{n \rightarrow \infty} D(\hat{\theta}_n) = 0$, 则 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的相合估计(或一致估计).

证明 由**广义切比雪夫**不等式

$$\begin{aligned} 0 &\leq P\{|\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon\} \leq \frac{1}{\varepsilon^2} E(\hat{\theta}_n - \theta)^2 \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} E\left[\hat{\theta}_n - E\hat{\theta}_n + E\hat{\theta}_n - \theta\right]^2 \end{aligned}$$



$$\begin{aligned} &= \frac{1}{\varepsilon^2} E[(\hat{\theta}_n - E\hat{\theta}_n)^2 + 2(\hat{\theta}_n - E\hat{\theta}_n)(E\hat{\theta}_n - \theta) + (E\hat{\theta}_n - \theta)^2] \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} [D\hat{\theta}_n + (E\hat{\theta}_n - \theta)^2] \\ &= \frac{1}{\varepsilon^2} \left[D\hat{\theta}_n + (E\hat{\theta}_n - \theta)^2 \right] \end{aligned}$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{\theta}_n) = \theta,$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} D(\hat{\theta}_n) = 0$$

令 $n \rightarrow \infty$, 由定理的假设得

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon\} = 0$$

即 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的相合估计.



例 4 若总体 X 的 EX 和 DX 都存在, 则 \bar{X} 是总体均值 EX 的相合估计.

证 因为 $E\bar{X} = EX$

$$D(\bar{X}) = \frac{D(X)}{n} \rightarrow 0 \quad n \rightarrow \infty$$

故 \bar{X} 是总体均值 EX 的相合估计.

一般样本的 k 阶原点矩 $A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$ 是总体 k 阶

原点矩的相合估计. **矩估计往往是相合估计.**



例5 设总体 X 的二阶矩存在, X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 X 的一个样本, $n = 1, 2, \dots$.

试证 $\hat{\mu}_n = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i$ 是总体均值 μ 的**相合估计**.

证 因为

$$\hat{\mu}_n \xrightarrow{p} \mu$$

$$\begin{aligned} E(\hat{\mu}_n) &= E\left(\frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i\right) = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iEX_i \\ &= \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n i \cdot \mu = \frac{2}{n(n+1)} \frac{n(n+1)}{2} \mu \end{aligned}$$



$$\begin{aligned} D(\hat{\mu}_n) &= D\left(\frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i\right) = \frac{4}{n^2(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 D(X_i) \\ &= \frac{4}{n^2(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 D(X) \\ &= \frac{4}{n^2(n+1)^2} \frac{n(n+1)(2n+1)}{6} D(X) \\ &= \frac{2(2n+1)}{3n(n+1)} D(X) \rightarrow 0 \quad (n \rightarrow \infty) \end{aligned}$$

故 $\hat{\mu}$ 是 μ 总体均值的相合估计.



内容小结

估计量的评选的三个标准

$$\hat{\theta}(X_1, X_2 \cdots X_n)$$

无偏性

有效性

相合性

最小方差

无偏估计

无偏性

$$E(\hat{\theta}) = \theta \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{\theta}_n) = \theta$$

有效性

$$E(\hat{\theta}) = \theta, \quad e(\hat{\theta}) = 1 \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} e(\hat{\theta}) = 1$$

$$\text{其中 } e(\hat{\theta}) = \left(\frac{1}{nI(\theta)} \right) / D(\hat{\theta})$$

$$I(\theta) = E \left(\frac{\partial \ln p(x; \theta)}{\partial \theta} \right)^2 = -E \left(\frac{\partial^2 \ln p(x; \theta)}{\partial \theta^2} \right)$$



相合性

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\hat{\theta}_n - \theta| < \varepsilon\} = 1$$



$$\lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{\theta}_n) = \theta,$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} D(\hat{\theta}_n) = 0$$

总结 $EX = \mu, DX = \sigma^2$

(1) \bar{X} 是 μ 的矩估计, 无偏估计, 最小方差无偏估计, 相合估计;

(2) S_n^2 是 σ^2 的矩估计, 渐近无偏估计;

(3) S_n^{*2} 是 σ^2 的无偏估计, 最小方差无偏估计, 渐进有效估计;



若 $X \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow$

$\hat{\mu} = \bar{X}, \hat{\sigma}^2 = S_n^2$ 为矩估计, 最大似然估计



西北工业大学
NORTHWESTERN POLYTECHNICAL UNIVERSITY



6-2 估计量的评价标准

Thank You!

