

第六章 参数估计

主讲教师 邓小艳



成都信息工程大学应用数学学院

对同一未知参数，采用不同的估计方法求出的点估计量可能不同，那么如何评价其优劣呢？



评选标准

参数估计

§ 6-1 参数的点估计

§ 6-2 估计量的评选标准

§ 6-3 参数的区间估计

§ 6-4 正态总体均值的置信区间

§ 6-5 正态总体方差的置信区间



§ 6-2 估计量的评选标准

- 无偏性
- 有效性
- 相合性(一致性)
- 期望和方差的点估计

无偏性 设 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 为 θ 的估计量,

若 $E(\hat{\theta}) = \theta$, 则称 $\hat{\theta}$ 为 θ 的**无偏估计量**。

注:

① 无偏性 \Leftrightarrow 平均偏差 $E(\hat{\theta} - \theta) = 0$

② 无偏估计量不是唯一的

③ 无论总体服从什么分布, 样本均值 \bar{X} 是总体均值 μ 的
无偏估计量; 样本方差 S^2 是总体方差 σ^2 的无偏估计量.

例1: 设总体 X 的 k 阶矩 $\mu_k = E(X^k)$ ($k=1,2,\cdots,n$) 存在, 但未知, 又设 X_1, X_2, \cdots, X_n 是的一个样本。试证: $A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$ 是 μ_k 的无偏估计量。

证: $\because X_1, X_2, \cdots, X_n$ 与 X 同分布, 故有

$$E(X_i^k) = E(X^k) = \mu_k \quad k=1,2,\cdots,n$$

即有

$$E(A_k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i^k) = \mu_k, \quad k=1,2,\cdots,n$$

$\therefore A_k$ ($k=1,2,\cdots$) 是 μ_k 的无偏估计量。

无论总体服从什么分布, 样本 k 阶矩 A_k 是总体 k 阶矩 μ_k 的无偏估计量。

例2: 设总体 X , $E(X)=\mu, D(X)=\sigma^2$, 又设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自 X 的样本, 试证:

(1) $\hat{\mu}_1 = \bar{X}$ 和 $\hat{\mu}_2 = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k X_i, k < n$ 都是 μ 的无偏估计量;

证明: $E(\hat{\mu}_1) = E(\bar{X}) = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) = \frac{1}{n} \cdot nE(X) = E(X)$

$$E(\hat{\mu}_2) = E\left(\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k X_i\right) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k E(X_i) = \frac{1}{k} \cdot kE(X) = E(X)$$

$\hat{\mu}_1$ 和 $\hat{\mu}_2$ 都是 μ 的无偏估计量

§ 6-2 估计量的评选标准

- 无偏性
- 有效性
- 相合性(一致性)
- 期望和方差的点估计

有效性 设 $\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_1(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 和 $\hat{\theta}_2 = \hat{\theta}_2(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 都是 θ 的**无偏估计量**，若 $D(\hat{\theta}_1) < D(\hat{\theta}_2)$ ，则称 $\hat{\theta}_1$ 比 $\hat{\theta}_2$ **更有效**。

例2续:设总体 X , $E(X)=\mu$, $D(X)=\sigma^2$, 又设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自 X 的样本, 试证:

(2) $\hat{\mu}_1$ 较 $\hat{\mu}_2$ 更有效.

证明: $D(\hat{\mu}_1) = D(\bar{X}) = D\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n D(X_i) = \frac{1}{n^2} \cdot nD(X) = \frac{\sigma^2}{n}$

$$D(\hat{\mu}_2) = D\left(\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k X_i\right) = \frac{1}{k^2} \sum_{i=1}^k D(X_i) = \frac{1}{k^2} \cdot kD(X) = \frac{\sigma^2}{k}$$

$$\therefore D(\hat{\mu}_1) < D(\hat{\mu}_2)$$

$\therefore \hat{\mu}_1$ 比 $\hat{\mu}_2$ 更有效。

§ 6-2 估计量的评选标准

- 无偏性
- 有效性
- 相合性(一致性)
- 期望和方差的点估计

相合性: 设 $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 为 θ 的一个估计量,

若 $\hat{\theta}_n \xrightarrow{p} \theta$, 则称 $\hat{\theta}_n$ 为 θ 的相合估计量。

注:

由弱大数定律, $\overline{X^k}$ 是 $E(X^k)$ 的相合估计量; 样

本方差 S^2 是总体方差 σ^2 的相合估计量.

§ 6-2 估计量的评选标准

- 无偏性
- 有效性
- 相合性(一致性)
- 期望和方差的点估计

1、期望的点估计

选择估计量 $\longrightarrow \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ $\left\{ \begin{array}{l} \text{无偏估计量, 相合估计量} \\ \text{n越大, 估计量越有效} \end{array} \right.$

2、方差的点估计

选择估计量 $\longrightarrow S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ (无偏估计量, 相合估计量)

3、标准差的点估计

选择估计量 $\longrightarrow S = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$

练习:设总体 \mathbf{X} 服从参数为 θ 的指数分布, $\theta > 0$ 且未知, 又设

X_1, X_2, \dots, X_n 是来自 \mathbf{X} 的样本, 试证:

(1) \bar{X} 和 $nZ = n[\min(X_1, X_2, \dots, X_n)]$ 都是 θ 的无偏估计量;

(2) 当 $n > 1$ 时, θ 的无偏估计量 \bar{X} 较 nZ 更有效.

解: 由题可知, 总体 \mathbf{X} 的概率密度和分布函数分别为:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-x/\theta} & x > 0 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-x/\theta} & x > 0 \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

$\because X_1, X_2, \dots, X_n$ 是来自 \mathbf{X} 的样本

$\therefore X_1, X_2, \dots, X_n$ 相互独立且与总体 \mathbf{X} 同分布

推广: X_1, X_2, \dots, X_n 分布函数为: $F_{X_1}(x_1), F_{X_2}(x_2), \dots, F_{X_n}(x_n)$

且 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立, 则

(1) $Z_1 = \min(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的分布函数.

$$F_{Z_1}(z) = 1 - [1 - F_{X_1}(z)][1 - F_{X_2}(z)] \dots [1 - F_{X_n}(z)]$$

(2) $Z_2 = \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的分布函数.

$$F_{Z_2}(z) = F_{X_1}(z) F_{X_2}(z) \dots F_{X_n}(z)$$

特别地, X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立且有相同的分布函数 ^{$F(x)$} 时,

$$F_{Z_1}(z) = F_{\min}(z) = 1 - [1 - F(z)]^n$$

$$F_{Z_2}(z) = F_{\max}(z) = [F(z)]^n$$

$\therefore z = \min(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的分布函数为:

$$F_{\min}(z) = 1 - [1 - F(z)]^n = \begin{cases} 1 - e^{-\frac{nz}{\theta}} & z > 0 \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

$\therefore z = \min(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的概率密度为:

$$f_{\min}(z) = \begin{cases} \frac{n}{\theta} \cdot e^{-\frac{nz}{\theta}} & z > 0 \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

z 服从参数为 θ/n 的指数分布

$$(1) E(\bar{X}) = E(X) = \theta$$

$$E(nz) = nE(z) = n \cdot \frac{\theta}{n} = \theta$$

$\therefore \bar{X}$ 和 $nZ = n[\min(X_1, X_2, \dots, X_n)]$ 都是 θ 的无偏估计量.

$$(2) \because D(X) = \theta^2 \quad D(Z) = \left(\frac{\theta}{n}\right)^2$$

$$\therefore D(\bar{X}) = D(X) / n = \theta^2 / n$$

$$D(nZ) = n^2 D(Z) = n^2 \cdot \left(\frac{\theta}{n}\right)^2 = \theta^2$$

\therefore 当 $n > 1$ 时, θ 的无偏估计量 \bar{X} 较 nZ 更有效.