

第三节 估计量的优良性

一. 无偏性

定义： 设 $\hat{\theta}$ 是 θ 的估计量，若 $E(\hat{\theta})$ 存在且对任意的 $\theta \in H$ 有：
$$E(\hat{\theta}) = \theta$$
则称 $\hat{\theta}$ 是 θ 的无偏估计量.



例1. 设总体 X 的均值 μ , 方差 $\sigma^2 > 0$ 都存在, 若

μ, σ^2 均未知. X_1, X_2, \dots, X_n 是总体的一个样本。

判断: σ^2 的两个估计量 $\hat{\sigma}_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$

$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ 哪个更好一些.

解:
$$\begin{aligned} E\left(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2\right) &= E\left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - 2\bar{X} \sum_{i=1}^n X_i + n\bar{X}^2\right) \\ &= E\left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2\right) = \sum_{i=1}^n E(X_i^2) - nE(\bar{X}^2) = nE(X^2) - nE(\bar{X}^2) \\ &= n\left(D(X) + (E(X))^2\right) - n\left(D(\bar{X}) + (E(\bar{X}))^2\right) \\ &= n(\sigma^2 + \mu^2) - n\left(\frac{\sigma^2}{n} + \mu^2\right) = (n-1)\sigma^2 \quad E(\hat{\sigma}_2^2) = \sigma^2 \\ \therefore E(\hat{\sigma}_1^2) &= \frac{n-1}{n}\sigma^2 \neq \sigma^2 \quad \text{故 } \hat{\sigma}_1^2 \text{ 是有偏的.} \end{aligned}$$

例1. 设总体 X 的均值 μ , 方差 $\sigma^2 > 0$ 都存在, 若

μ, σ^2 均未知. X_1, X_2, \dots, X_n 是总体的一个样本。

判断: σ^2 的两个估计量 $\hat{\sigma}_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$

$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ 哪个更好一些.

解:

$$E(\hat{\sigma}_1^2) = \frac{n-1}{n} \sigma^2$$

$$E(\hat{\sigma}_2^2) = \sigma^2 \quad \text{更好一些.}$$

$$\text{而 } \hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = s^2$$

结论: 样本方差是总体方差的无偏估计量。



例2

设 X_1, X_2, \dots, X_{n+1} 是总体 X 的一个样本

$$EX = \mu, \quad DX = \sigma^2, \quad Y = a \sum_{i=1}^n (X_{i+1} - X_i)^2$$

求 a 使 Y 为 σ^2 的无偏估计量

解 $EY = E \left(a \sum_{i=1}^n (X_{i+1} - X_i)^2 \right) = a \sum_{i=1}^n E (X_{i+1} - X_i)^2$

$$= a \sum_{i=1}^n \left(D(X_{i+1} - X_i) + (E(X_{i+1} - X_i))^2 \right)$$

$$= a \sum_{i=1}^n (DX_{i+1} + DX_i) = a \cdot n \cdot 2\sigma^2 \stackrel{\text{令}}{=} \sigma^2$$

$\longrightarrow a = \frac{1}{2n}.$ 这时 Y 为 σ^2 的无偏估计量



二. 有效性

注意到：一个参数往往有不只一个无偏估计，若 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 都是参数 θ 的无偏估计量，则可通过比较 $E(\hat{\theta}_1 - \theta)^2$ 和 $E(\hat{\theta}_2 - \theta)^2$ 的大小来决定二者谁更优。又由于 $D(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta} - \theta)^2$ ，这就引出有效性这个评选标准。

定义：设 $\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_1(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 与 $\hat{\theta}_2 = \hat{\theta}_2(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 都是 θ 的无偏的估计，且两个样本的容量相等。

若： $D(\hat{\theta}_1) \leq D(\hat{\theta}_2)$ 则称 $\hat{\theta}_1$ 较 $\hat{\theta}_2$ 有效。



注：有效性指的是在同是 θ 的无偏估计量的前提下，希望估计值与真值的偏离程度越小越好。一般称方差愈小的估计量愈有效。



例3 若总体 X 的均值为 μ , 方差 σ^2 , 但均为未知, X_1, X_2, \dots, X_n 是总体的一个样本。

现有两个 μ 的无偏估计量 :

$$\hat{\mu}_1 = \bar{X}, \quad \hat{\mu}_2 = X_1$$

求: $\hat{\mu}_1$ 与 $\hat{\mu}_2$ 哪个作为 μ 的无偏估计更有效?

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

$$D(\hat{\mu}_2) = D(X_1) = \sigma^2$$

$$\text{且显然, } \frac{\sigma^2}{n} \leq \sigma^2$$

\therefore 用 $\hat{\mu}_1 = \bar{X}$ 作为 μ 的估计量更有效。



三. 一致性 (相合性)

注意到，前面介绍的无偏性和有效性都是在样本容量 n 固定的前提下提出的。当样本容量 n 增大时，自然希望估计量对未知参数的估计更精确。这就有“一致性”的概念。

定义： 设 $\hat{\theta}_n = \theta_n(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 为参数 θ 的估计量，
当 $n \rightarrow \infty$ 时 $\hat{\theta}_n$ 依概率收敛于 θ ，

即： $\forall \varepsilon > 0, \lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta}_n - \theta| < \varepsilon) = 1$

则称 $\hat{\theta}_n$ 为 θ 的一致估计量 (相合估计量)



注：应用大数定律容易证明，样本均值、样本方差和样本 k 阶矩分别是总体均值、总体方差和总体 k 阶矩的一致估计量。

$$A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$$

证明：

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 X 的一个样本，

结论：若总体 X 的 k 阶矩 $E(X^k)$ 存在, 则 $A_k \xrightarrow{P} E(X^k)$

所以样本 k 阶矩是总体 k 阶矩的一致估计量。

特别, $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \xrightarrow{P} E(X)$

所以样本均值是总体均值的一致估计量。



例题4 总体 $X \sim U(\theta, 2\theta)$ 服从均匀分布, 其中 $\theta > 0$ 是未知参数

X_1, \dots, X_n 是取自该总体的样本, \bar{X} 为样本均值.

证明: $\hat{\theta} = \frac{2}{3}\bar{X}$ 是参数 θ 的无偏估计和相合 (一致) 估计.

证明(1) $X \sim U(\theta, 2\theta) \Rightarrow E(X) = \frac{\theta + 2\theta}{2} = \frac{3}{2}\theta$

$$E(\hat{\theta}) = E\left(\frac{2}{3}\bar{X}\right) = \frac{2}{3}E(\bar{X}) = \frac{2}{3} \cdot \frac{3\theta}{2} = \theta \text{ 是参数 } \theta \text{ 的无偏估计}$$

$$(2) D(X) = \frac{(2\theta - \theta)^2}{12} = \frac{1}{12}\theta^2$$

$$D(\hat{\theta}) = \frac{4}{9}D(\bar{X}) = \frac{4}{9n}D(X) = \frac{4\theta^2}{9 \times 12n} = \frac{\theta^2}{27n}$$

由切比雪夫不等式得 $P(|\hat{\theta} - \theta| < \varepsilon) \geq 1 - \frac{1}{\varepsilon^2} D(\hat{\theta})$

$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta} - \theta| < \varepsilon) \stackrel{\leq}{=} 1$ 是参数 θ 的相合估计

$\stackrel{\geq}{=} 1$ 夹逼