

第7章 参数估计





二、有效性

对于一个参数，可能有多个无偏估计量，采用哪个好？

包含两点：①无偏性；

②在所有无偏估计中找一个“好”的估计。

（估计量的波动性越小越好，即方差越小越好）

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 的无偏估计，
若 $D(\hat{\theta}_1) \leq D(\hat{\theta}_2)$ ，则称 $\hat{\theta}_1$ 优于 $\hat{\theta}_2$ ，或 $\hat{\theta}_1$ 比 $\hat{\theta}_2$ 有效。若对任一 θ 的无偏估计 $\hat{\theta}$ 都有 $D(\hat{\theta}_1) \leq D(\hat{\theta})$ ，则称 $\hat{\theta}_1$ 是 $\hat{\theta}$ 的最小方差无偏估计（MVUE）。



二、有效性

例1: $\hat{\mu} = \bar{X}$ $\hat{\mu}_1 = \sum_{i=1}^n W_i X_i$ 哪个有效?

解

$$D(\hat{\mu}) = \frac{\sigma^2}{n} \quad D(\hat{\mu}_1) = D\left(\sum_{i=1}^n W_i X_i\right) = \sum_{i=1}^n W_i^2 D(X_i) \quad \nearrow \sigma^2$$

比较 $\sum_{i=1}^n W_i^2$ 和 $\frac{1}{n}$ 的大小:

插入数学知识: 对于 x_1, x_2, \dots, x_n , n 个正数,

$$\sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}{n}} \geq \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} \geq \sqrt[n]{x_1 x_2 \dots x_n} \geq \frac{n}{\frac{1}{x_1} + \dots + \frac{1}{x_n}}$$

平方平均

算术平均

几何平均

调和平均

等号成立, 全相等

$$\sqrt{\frac{\sum W_i^2}{n}} \geq \frac{\sum W_i}{n} = \frac{1}{n} \Rightarrow \frac{\sum W_i^2}{n} \geq \frac{1}{n^2} \Rightarrow \sum W_i^2 \geq \frac{1}{n} \quad \text{等号当 } W_i \text{ 全相等时成立}$$

$\therefore \hat{\mu}_1$ 有效性不如 $\hat{\mu} = \bar{X}$



例2: $X \sim U(0, \theta) \quad \hat{\theta}_M = 2\bar{X} \quad \hat{\theta}_L = \frac{n+1}{n} X_{(n)}$

解 $D(\hat{\theta}_M) = 4 \cdot \frac{\sigma^2}{n} = 4 \cdot \frac{\theta^2}{12n} = \frac{\theta^2}{3n} \quad D(\hat{\theta}_L) = ?$

$$\begin{aligned} E(\hat{\theta}_L^2) &= \left(\frac{n+1}{n} \right)^2 E(X_{(n)})^2 = \left(\frac{n+1}{n} \right)^2 \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f_{X_{(n)}}(x) dx \\ &= \left(\frac{n+1}{n} \right)^2 \int_0^{\theta} x^2 \frac{n}{\theta^n} x^{n-1} dx = \left(\frac{n+1}{n} \right)^2 \frac{n}{n+2} \theta^2 \end{aligned}$$

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

比较 $\frac{1}{3n}$ 大还是 $\frac{1}{n(n+2)}$ 大。 $n+2 \geq 3$

$\frac{1}{3n} \geq \frac{1}{n(n+2)}$ 等号在 $n=1$ 成立。

$\therefore \hat{\theta}_L$ 优于 $\hat{\theta}_M$ 最大似然估计比矩估计好。

$$\begin{aligned} f_{X_{(n)}}(x) &= nF^{n-1}(x)f(x) \\ &= n \frac{x^{n-1}}{\theta^{n-1}} \frac{1}{\theta} I_{(0,\theta)}(x) \\ &= \frac{nx^{n-1}}{\theta^n} I_{(0,\theta)}(x) \end{aligned}$$



三、一致性 (相合性)

设 $\theta(X_1, \dots, X_n)$ 是参数 θ 的估计量, 若当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\theta(X_1, \dots, X_n)$ 依概率收敛于 θ , 则称 $\theta(X_1, \dots, X_n)$ 为 θ 的一致估计或相合估计。

无偏性和有效性都是针对固定样本大小 n 而言的。

一致性是考虑样本大小趋于无穷的性质。



例1: $X \sim U(0, \theta)$ $\hat{\theta}_M = 2\bar{X}$ $\hat{\theta}_L = \frac{n+1}{n} X_{(n)}$ 是否为 θ 的一致估计?

解

依概率收敛:

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\theta - \theta| \geq \varepsilon\} = 0 \quad \theta \xrightarrow{P} \theta$$

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\theta - \theta| \geq \varepsilon\} = P(|\theta - E(\theta)| \geq \varepsilon) \leq \frac{D(\theta)}{\varepsilon^2}$$

$$P(|\hat{\theta}_M - E(\hat{\theta}_M)| \geq \varepsilon) \leq \frac{\theta^2}{3n\varepsilon^2} \rightarrow 0 \quad n \rightarrow \infty$$

$$P(|\hat{\theta}_L - E(\hat{\theta}_L)| \geq \varepsilon) \leq \frac{\theta^2}{n(n+2)\varepsilon^2} \rightarrow 0 \quad n \rightarrow \infty$$

所以 $\hat{\theta}_M$, $\hat{\theta}_L$ 均为 θ 的一致估计量。



例2: $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ S^2 是否为 σ^2 的一致估计量?

解 $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$

$$E\left[\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}\right] = n-1 \rightarrow E(S^2) = \sigma^2$$

$$D\left[\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}\right] = 2(n-1) \rightarrow D(S^2) = \frac{2\sigma^4}{n-1}$$

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P(|S^2 - \sigma^2| \geq \varepsilon) \leq \frac{2\sigma^4}{(n-1)\varepsilon^2} \rightarrow 0 \quad n \rightarrow \infty$$

$\therefore S^2 \underset{P}{\rightarrow} \sigma^2$ S^2 是 σ^2 的一致估计量。

7.3 区间估计

一、精度和可靠度

例如估计一个人的年龄：

20岁	——点估计	这两个区间的区别 是区间长度不一样
(19, 21) 之间	——区间估计	
(18, 22) 之间	——区间估计	

精度： 区间长度的一半。 区间长度越短，精度越高。

区间越长，精度越差，可靠度越高。

可靠度和精度是一对矛盾体，我们在做区间估计时要考虑两个因素，缺一不可。谁优先？

Neyman提出的准则： 先保证可靠度，在此前提下尽可能提高精度。



置信区间（Neyman，上世纪30年代）：

对该区间能包含未知数 θ 可置信到何种程度。

区间 (a,b) 不敢保证可以将 θ 罩住，但可以以95%的可靠度保证区间 (a,b) 可以将 θ 罩住。

$\alpha = 0.05$ $1 - \alpha = 95\%$ 置信水平

$$P\{\theta \in (a(X_1, \dots, X_n), b(X_1, \dots, X_n))\} \geq 1 - \alpha$$

(a,b) 称为置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间。

区间估计就是在给定的置信水平下，去寻找精度最好的区间。



区间估计都是围绕点估计展开的，前几节可给的点估计都是性质优良的点估计，区间估计要把这些点包含在内。

$$\hat{\mu} = \bar{X} \quad \hat{\sigma}^2 = S^2$$

\bar{X} 是正态分布，分布函数对称，区间形式可以写为 $\mu \in (\bar{X} - d, \bar{X} + d)$

S^2 分布是 χ^2 分布 不取负值，不对称，于是不能以 S^2 为中心 $\pm d$ 的形式。

$$\hat{\sigma}^2 \in \left(\frac{S^2}{B}, \frac{S^2}{A} \right) \quad 0 < A < 1 < B$$



二、样本正态总体均值 μ 和方差 σ^2 的区间估计

总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ，取一个样本 (X_1, \dots, X_n) ， μ 是未知参数， $\hat{\mu} = \bar{X}$
 $\mu \in (\bar{X} - d, \bar{X} + d)$ ，求 d 。保证可靠的前提下，精度越高越好。

可靠度如何求？

$$P\{\mu \in (\bar{X} - d, \bar{X} + d)\} \geq 1 - \alpha \quad \text{区间把}\mu\text{罩住的概率超过 } 1 - \alpha$$

概率 P 是对哪个量求的？

μ 是未知常数 θ ，无随机性，因此概率不是对 μ 取的而是对 \bar{X} 取的。

95%的置信区间的理解：

μ 有95%的可能性落在区间内？ **错误**

正确：反复抽样多次，每个样本确定一个区间，在这么多区间内有95%的可能性把 μ 包含住。



$$P(\bar{X} - d \leq \mu \leq \bar{X} + d) = P(-d \leq \bar{X} - \mu \leq d) = P(|\bar{X} - \mu| \leq d)$$

$$X \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n}) \quad = P\left\{ \left| \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma / \sqrt{n}} \right| \leq \frac{d}{\sigma / \sqrt{n}} \right\} \geq 1 - \alpha$$

$$= P\left\{ \left| \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma / \sqrt{n}} \right| > \frac{d}{\sigma / \sqrt{n}} \right\} \leq \alpha$$

$$\Rightarrow \frac{d}{\sigma / \sqrt{n}} \geq Z_{\frac{\alpha}{2}} \rightarrow d \geq \frac{\sigma}{\sqrt{n}} Z_{\frac{\alpha}{2}}$$

保证可靠度的前提下精度d越小越好，故等号成立时为最优精度。

(以后为了方便，直接按 $P[\theta \in (a, b)] = 1 - \alpha$ 求置信区间)



$\bar{X} - d$, $\bar{X} + d$ 都是统计量, 不含未知常数, 所以对 σ^2 要分情况讨论:

(1) σ^2 已知 $d = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} Z_{\frac{\alpha}{2}}$ $\alpha = 0.05$ $Z_{\frac{\alpha}{2}} = Z_{0.025} = 1.96$ 5% 的误差

$\alpha = 0.1$ $Z_{\frac{\alpha}{2}} = Z_{0.05} = 1.645$

μ 的置信水平为 $1-\alpha$ 的置信区间 $(\bar{X} \pm \frac{\sigma}{\sqrt{n}} Z_{\frac{\alpha}{2}})$

(2) σ^2 未知

σ 未知, 不能构造统计量, 那么把 σ 换成样本标准差 S 。

$P \left\{ \left| \frac{\bar{X} - \mu}{S / \sqrt{n}} \right| \leq \frac{d}{S / \sqrt{n}} \right\} = 1 - \alpha$ 但是新构造出的统计量不是正态分布 $\frac{\bar{X} - \mu}{S / \sqrt{n}} \sim t(n-1)$

$\frac{d}{S / \sqrt{n}} = t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \rightarrow d = \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)$ 置信区间 $(\bar{X} \pm \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1))$

记住: σ 与 Z 配套, S 与 t 配套。



通过上面例子中的两种情况总结区间估计步骤：

- 1) 找出一个待估参数 θ 的良好的点估计 $\hat{\theta}$ （多数是通过最大似然估计）。
- 2) 构造一个 $\hat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$ 与 θ 的函数 $W(\hat{\theta}(X_1, \dots, X_n), \theta)$ 其分布与 θ 无关，不含未知参数。

W称为枢轴量。

可见枢轴量的三个特点：①包含样本；②包含待估参数；
③分布与 θ 无关，不含未知参数。

（其实就是构造一个已知分布的统计量，使之包含 θ 和 $\hat{\theta}$ ）

- 3) 根据置信水平，利用 $P(a \leq W \leq b) = 1 - \alpha$ 再由分布函数的上 $\frac{\alpha}{2}$ 分位点求得置信区间，这样的估计方法叫做**枢轴变量法**。



μ 未知 求 σ^2 的置信区间

1) σ^2 的无偏估计量为 S^2 。

2) 枢轴量 含 σ^2 、 S^2 $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$

$$3) P\left(\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n-1) \leq \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \leq \chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)\right) = 1-\alpha$$

$$\therefore P\left(\frac{(n-1)S^2}{\chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)} \leq \sigma^2 \leq \frac{(n-1)S^2}{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)}\right) = 1-\alpha$$

σ^2 的置信水平为 $1-\alpha$ 的置信区间为： $\left(\frac{(n-1)S^2}{\chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)}\right)$

三、两样本正态总体均值差的区间估计

两个正态总体 $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$, 样本 (X_1, \dots, X_{n_1}) $\hat{\mu}_1 = \bar{X}$, $\hat{\mu}_2 = \bar{Y}$
 $Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ (Y_1, \dots, Y_{n_2})

易得 $\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2 = \bar{X} - \bar{Y}$ 估 $\mu_1 - \mu_2 \in (a, b)$

$$a = a(X_1, \dots, X_{n_1}; Y_1, \dots, Y_{n_2})$$

与合样本相关

$$b = b(X_1, \dots, X_{n_1}; Y_1, \dots, Y_{n_2})$$

X, Y 独立, $\bar{X} - \bar{Y}$ 是两个正态分布 \bar{X}, \bar{Y} 的线性组合, 还是正态分布。

$$\therefore \bar{X} - \bar{Y} \sim N(\mu_1 - \mu_2, \frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2})$$

$$\mu_1 - \mu_2 \in (\bar{X} - \bar{Y} \pm d)$$

$$P\{\mu_1 - \mu_2 \in (\bar{X} - \bar{Y} \pm d)\} = 1 - \alpha \quad \rightarrow \quad P\left(\left|\underbrace{\bar{X} - \bar{Y}}_{\text{看成 } \bar{X}} - \underbrace{(\mu_1 - \mu_2)}_{\text{看成 } \mu}\right| \leq d\right) = 1 - \alpha$$



$$P\left(\left|\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)\right| \leq d\right) = 1 - \alpha$$

$$\rightarrow P\left(\left|\frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}}\right| \leq \frac{d}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}}\right) = 1 - \alpha$$

$$\rightarrow \frac{d}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}} = Z_{\frac{\alpha}{2}}$$

两样本是单样本的简单推广



再分 σ_1^2 σ_2^2 已知和未知的情况：

1) σ_1^2 σ_2^2 已知 $d = \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} Z_{\frac{\alpha}{2}}$

置信水平为 $1-\alpha$ 的置信区间： $\left(\bar{X} - \bar{Y} \pm \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} Z_{\frac{\alpha}{2}} \right)$

2) σ_1^2 σ_2^2 未知 只能讨论 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$ 这种特殊情况。

$$P \left(\left| \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \sigma} \right| \leq \frac{d}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \sigma} \right) = 1 - \alpha$$



$$P \left(\left| \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} S_w} \right| \leq \frac{d}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} S_w} \right) = 1 - \alpha$$

服从什么分布?

$$S_w^2 = \frac{1}{n_1 + n_2 - 2} \left[\sum_{n_1} (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{n_2} (Y_i - \bar{Y})^2 \right]$$

$$= \frac{1}{n_1 + n_2 - 2} [(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2]$$

$$\frac{(n_1 - 1)S_1^2}{\sigma_1^2} \sim \chi^2(n_1 - 1)$$

$$\frac{(n_2 - 1)S_2^2}{\sigma_2^2} \sim \chi^2(n_2 - 1)$$

$$\frac{(n_1 - 1)S_1^2}{\sigma_1^2} + \frac{(n_2 - 1)S_2^2}{\sigma_2^2} \sim \chi^2(n_1 + n_2 - 2) \quad \chi^2 \text{ 分布的可加性}$$



即
$$\frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)}{S_w \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \sim t(n_1 + n_2 - 2)$$

$$S_w^2 = \frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 1}$$

$$\Rightarrow d = \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} S_w t_{\frac{\alpha}{2}}(n_1 + n_2 - 2)$$

$$n_1 + n_2 - 2 = (n_1 - 1) + (n_2 - 1) > n_1 - 1 \quad \text{或} \quad n_2 - 1$$

与单样本相比，自由度n增加， $t_{\frac{\alpha}{2}}$ 下降，d下降，精度提高。

合样本的好处——提高精度。