

参数估计: 已知总体分布, 样本, 求参

一. 点估计

1. 矩估计法

(1) def: 总体的矩 \leftarrow 样本的矩

原点矩

$$\text{一阶} \leftarrow \text{一阶} \quad A_1 = \bar{X} = \frac{1}{n} \sum X_i$$

$$\text{二阶} \leftarrow \text{二阶} \quad A_2 = \frac{1}{n} \sum X_i^2$$

例1. $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, (X_1, X_2, \dots, X_n) 是样本, 用矩估计 μ 和 σ^2

解: 总体一阶 $EX = \mu$, 样本一阶 $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum X_i$, 因此 $\hat{\mu} = \bar{X}$

$$\text{总体二阶 } EX^2 = DX + (EX)^2 = \sigma^2 + \mu^2$$

$$\text{样本二阶 } A_2 = \frac{1}{n} \sum X_i^2$$

$$\text{所以 } \hat{\sigma}^2 = A_2 - \bar{\mu} = \frac{1}{n} \sum X_i^2 - \bar{X} = \frac{1}{n} \sum (X_i - \bar{X})^2 = B_2 \text{ 二阶中心矩}$$

展开可以推回去, \bar{X} 看作常数

例2. $X \sim P(\lambda)$, (X_1, X_2, \dots, X_n) , 估 λ

$$\text{解: } \hat{\lambda} = \bar{X}, \hat{\lambda} = B_2$$

有多少个参数, 就要用多少阶

这个更好

例3. $X \sim U[\theta_1, \theta_2]$, (X_1, \dots, X_n) , 估 θ_1, θ_2

$$\text{解: } \begin{cases} \frac{1}{2}(\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2) = \bar{X} \\ \frac{(\hat{\theta}_1 - \hat{\theta}_2)^2}{12} + \frac{(\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2)^2}{4} = A_2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \hat{\theta}_1 = \bar{X} - \sqrt{3}B_2 \\ \hat{\theta}_2 = \bar{X} + \sqrt{3}B_2 \end{cases}$$

- 1) 总体的概率(密度)函数
 2) 写似然函数 $L(\lambda_1, \lambda_2, \dots)$
 3) 两边取 \ln
 4) 两边求导, $=0$, 求出参数

2. 极大似然估计

例1: 总体 $X \sim P(\lambda)$, (X_1, X_2, \dots, X_n) 样本, 求 λ 的极大似然估计

解: 总体的概率函数为 $P(X=k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$ ($k=0, 1, 2, \dots$)

则 λ 的极大似然函数

$$L(\lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda}$$

→ 观测值, 已知

$P(X=x_1) P(X=x_2) \dots$
 取每个样本的观测值

$$= \frac{\lambda^{x_1+x_2+\dots+x_n}}{\prod_{i=1}^n x_i!} e^{-n\lambda}$$

$$\ln L(\lambda) = -\ln \prod_{i=1}^n x_i! + (x_1+x_2+\dots+x_n) \ln \lambda - n\lambda$$

$$\frac{d \ln L(\lambda)}{d\lambda} = \frac{x_1+x_2+\dots+x_n}{\lambda} - n = 0 \Rightarrow \lambda = \frac{x_1+x_2+\dots+x_n}{n} = \bar{X}$$

例2: 改成 $X \sim \text{Exp}(\lambda)$

解: $f(x; \lambda) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \geq 0 \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$ $L(\lambda) = \lambda^n e^{-\lambda(x_1+\dots+x_n)}$

$$\ln L(\lambda) = n \ln \lambda - \lambda(x_1+\dots+x_n)$$

$$\frac{d \ln L(\lambda)}{d\lambda} = \frac{n}{\lambda} - (x_1+\dots+x_n) = 0 \Rightarrow \lambda = \frac{1}{\bar{X}}$$

例3: 改成 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$$f(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$L(\mu, \sigma^2) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^n \left(\frac{1}{\sigma}\right)^n e^{-\frac{(x_1-\mu)^2 + \dots + (x_n-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$\ln L(\mu, \sigma^2) = n \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi}} + \frac{n}{2} \ln \sigma^2 - \frac{(x_1-\mu)^2 + \dots + (x_n-\mu)^2}{2\sigma^2}$$

$$\frac{\partial \ln L(\mu, \sigma^2)}{\partial \mu} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n - n\mu}{\sigma^2} = 0 \Rightarrow \mu = \bar{X}$$

$$\frac{\partial \ln L(\mu, \sigma^2)}{\partial \sigma^2} = \frac{n}{2\sigma^2} + \frac{(x_1-\mu)^2 + \dots + (x_n-\mu)^2}{2\sigma^4} = 0 \Rightarrow \sigma^2 = B_2$$

记得是对平方求导

3. 点估计的优良性准则

(1) 无偏性 $E\hat{\theta} = \theta$ 估计的值以真实值为期望

总体 X , $EX = \mu$, $DX = \sigma^2$, (X_1, X_2, \dots, X_n)

① \bar{X} 是 μ 的无偏估计, $E\bar{X} = \mu$

② 样本方差 S^2 是 σ^2 的无偏估计, $ES^2 = \sigma^2$

$\frac{1}{n-1}$

③ 未修正的样本方差 S^2 是 σ^2 的有偏估计,

④ $\hat{\theta}$ 是 θ 的无偏估计, $g(\hat{\theta})$ 不一定是 $g(\theta)$ 的无偏估计

⑤ $\hat{\mu} = C_1 X_1 + C_2 X_2 + \dots + C_n X_n$, $\sum C_i = 1$, 则 $\hat{\mu}$ 是 μ 的无偏估计.

加权

(2) 有效性. 估计值的方差越小越好

例1: 总体 X , $EX = \mu$, $DX = \sigma^2$, (X_1, X_2, \dots, X_n)

取 $\hat{\mu} = \begin{cases} X_1, & \text{此时 } EX_1 = \mu \text{ (无偏)}, DX_1 = \sigma^2 \\ \bar{X}, & \text{此时 } E\bar{X} = \mu, D\bar{X} = \frac{\sigma^2}{n} \text{ 更小 } \checkmark \end{cases}$

例2: 取 $\hat{\mu} = \begin{cases} \frac{\sum a_i X_i}{\bar{X}}, \text{ 其中 } \sum a_i = 1, \text{ 求得 } D\hat{\mu} = \sigma^2(a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_n^2) \geq \frac{\sigma^2}{n} \\ \bar{X}, D\hat{\mu} = \frac{\sigma^2}{n} \end{cases}$ 需证 $(a_1 + a_2 + \dots + a_n)^2 \leq n(a_1^2 + \dots + a_n^2)$

(3) 相合性(一致性) 取的样本越多越如

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

二、区间估计 $\begin{cases} \text{区间长度} \\ \text{以概率多少} \end{cases}$

1. 置信区间

$$P(\hat{\theta}_1 \leq \theta \leq \hat{\theta}_2) = 1 - \alpha \quad [\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2]$$

置信度 '求'

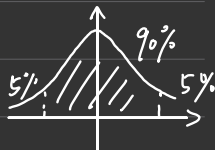
置信度: $[\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2]$ 能套住 θ 的概率

2. 枢轴变量

(1) def: $I = I(T, \theta)$, 分布 F_I 已知且与 θ 无关
 $\begin{matrix} \downarrow & \searrow \\ \text{已知} & \text{未知参数} \end{matrix}$

② 给定 $1 - \alpha$, 确定 F 的上 $\frac{\alpha}{2}$ 分位数, 上 $(1 - \frac{\alpha}{2})$ 分位数 \leftarrow 这样可使区间长度最短

$$P(V_{1-\frac{\alpha}{2}} \leq I(T, \theta) \leq V_{\frac{\alpha}{2}}) = 1 - \alpha \Rightarrow \theta \text{ 的区间}$$



3. 一个正态总体 均值和方差的区间估计

(1) 总体 σ^2 已知, 估计 $\mu \rightarrow U = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} \sim N(0, 1)$ \leftarrow 已知, 与 θ 无关

给定 $1 - \alpha$, 可直接查表得到 $U_{\frac{\alpha}{2}}$ 和 $U_{1-\frac{\alpha}{2}} = -U_{\frac{\alpha}{2}}$

$$-U_{\frac{\alpha}{2}} \leq \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} \leq U_{\frac{\alpha}{2}} \Rightarrow \bar{X} - \frac{\sigma U_{\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X} + \frac{\sigma U_{\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{n}}$$

估计 μ	σ^2 已知	$\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$	$\left[\bar{X} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}}, \bar{X} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\frac{\alpha}{2}} \right]$
μ	σ^2 未知	$\frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$	$\left[\bar{X} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1), \bar{X} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \right]$
σ^2	μ 已知	$\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 \sim \chi^2(n)$	$\left[\frac{\sum (X_i - \mu)^2}{\chi^2_{\frac{\alpha}{2}}(n)}, \frac{\sum (X_i - \mu)^2}{\chi^2_{1-\frac{\alpha}{2}}(n)} \right]$
σ^2	μ 未知	$\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$	$\left[\frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1)} \right]$

求

$$\mu \quad \sigma^2 \text{ 已知} \quad \bar{X} \sim \left(\mu, \frac{\sigma^2}{n} \right) \quad \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N$$

$$\mu \quad \sigma^2 \text{ 未知} \quad \frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$$

$$\sigma^2 \quad \mu \text{ 已知} \quad \sum \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(n)$$

$$\sigma^2 \quad \mu \text{ 未知} \quad \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} = \frac{1}{n-1} \sum (X_i - \bar{X})^2 \sim \chi^2(n-1)$$

$\mu_1 - \mu_2$ σ_1^2, σ_2^2 已知

$$\frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n} + \frac{\sigma_2^2}{m}}} \sim N(0, 1)$$

$\mu_1 - \mu_2$ σ_1^2, σ_2^2 未知, 使用 S_1, S_2

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

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