

第七章 参数估计

引子：在总体分布类型已知或未知条件下，怎样利用样本来估计总体中分布参数或一些重要的数值特征，称之为参数估计。

两类：点估计和区间估计。

§ 7.1 点估计

估计量：设 θ 为总体 X 的未知参数，怎样用样本 X_1, \dots, X_n 构造一个统计量

$$\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$$

来估计 θ ，称 $\hat{\theta}$ 为 θ 的估计量。

估计值：对于具体的样本值 x_1, \dots, x_n , 估计量的值 $\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n)$, 则称 $\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n)$ 为 θ 之估计值记为 $\hat{\theta}$.

为方便计，估计量与估计值均称为 θ 的估计。

若总体 X 有 m 个未知参数 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 需估计，
需构造 m 个统计量 $\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_1(X_1, \dots, X_n)$
 $, \dots, \hat{\theta}_m = \hat{\theta}_m(X_1, \dots, X_n)$ 对之进行估计。

点估计：寻求未知参数的估计。

主要考察矩估计与似然估计，且考察估计量之好坏。

一、矩估计：点估计时，若可以把未知数 θ 用总体矩的函数表示为 $\theta = h(\mu_1, \dots, \mu_m)$,

$$\mu_k = EX^k \quad (k=1,2,\dots, m)$$

则可用样本矩 $a_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$

估计总体矩 $\mu_k (k=1,2,\dots, m)$

进而用样本矩的函数 $\hat{\theta} = h(a_1, a_2, \dots, a_m)$

作为未知参数 θ 的估计。

例1. 求总体 X 均值 $\mu = EX$ 和方差 $DX = \sigma^2$ 未知参数矩估计, X_1, \dots, X_n 为未知总体 X 的一个样本。

解：

$$\begin{cases} \alpha_1 = \mu_1 = EX = \mu \\ \alpha_2 = EX^2 = \mu_2 = \sigma^2 + \mu^2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \mu = \mu_1 \\ \sigma^2 = \mu_2 - \mu_1^2 \end{cases}$$

$\therefore \mu$ 和 σ^2 矩估计为： \bar{x} , s^{*2}

$$\begin{cases} \hat{\mu} = a_1 = \bar{x} \\ \hat{\sigma}^2 = a_2 - a_1^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2 \right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = s^{*2} \end{cases}$$

例2.总体 $X \sim B(1, p)$, $(0 < p < 1)$

求未知数 p 之矩估计。

解: $EX = \mu_1 = p, \therefore p$ 之矩估计

$$\hat{p} = \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

为事件之频率。

例3. 设母体 X 具有 Γ 分布, 其pdf 为

$$f(x, \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\beta x}, & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases}$$

其中 $\alpha, \beta > 0$, 求 α, β 估计量

$$(\Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx, \Gamma(\alpha + 1) = \alpha \Gamma(\alpha))$$

解: $\because \alpha_1 = \mu_1 = EX = \int_0^{+\infty} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \cdot x^{\alpha-1+1} e^{-\beta x} dx$

$$= \int_0^{+\infty} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \cdot \frac{t^\alpha}{\beta^\alpha} e^{-t} \frac{dt}{\beta}$$

$$\left\{ \begin{aligned} &= \frac{1}{\beta \Gamma(\alpha)} \int_0^{+\infty} t^{\alpha+1-1} e^{-t} dt = \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\beta \Gamma(\alpha)} \\ \mu_2 &= EX^2 = \int_0^{+\infty} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1+2} e^{-\beta x} dx \\ &= \frac{1}{\beta^2} \cdot \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \int_0^{+\infty} t^{\alpha+2-1} \cdot e^{-t} dt = \frac{\Gamma(\alpha+2)}{\beta^2 \Gamma(\alpha)} \end{aligned} \right.$$

$$= \frac{\alpha \Gamma(\alpha)}{\beta \Gamma(\alpha)} = \alpha / \beta \quad \textcircled{1}$$

$$\stackrel{\beta x=t}{=} \int_0^{+\infty} \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \cdot \frac{t^{\alpha+1}}{\beta^{\alpha+1}} e^{-t} \cdot \frac{dt}{\beta} \quad \textcircled{2}$$

$$= \frac{(\alpha+1)\alpha\Gamma(\alpha)}{\beta^2\Gamma(\alpha)} = \frac{\alpha(\alpha+1)}{\beta^2} \quad \textcircled{3}$$

$$\textcircled{2} - \textcircled{1}^2$$

$$\mu_2 - \mu_1^2 = EX^2 - (EX)^2 = DX = \frac{\alpha}{\beta^2}$$

$$\begin{array}{l} \text{①} \div \text{③} \\ \beta \text{ 代入 ①} \end{array} \left\{ \begin{array}{l} \beta = \frac{\mu_1}{\mu_2 - \mu_1^2} \\ \alpha = \alpha_1 \beta = \frac{\mu_1^2}{\mu_2 - \mu_1^2} \end{array} \right.$$

于是 α β 之矩估计为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\alpha} = \overline{x^2} / s^{*2} \\ \hat{\beta} = \overline{x} / s^{*2} \end{array} \right.$$

例4. 设总体X服从参数为N, P的二项分布,
 x_1, \dots, x_n 为来自总体X的一个样本, 求参数N, P的
矩估计。

解:
$$\begin{cases} \mu_1 = EX = Np & \text{①} \\ \mu_2 - \mu_1^2 = DX = Np(1-p) & \text{②} \end{cases}$$

由①, ②得:

$$\begin{cases} p = 1 - \frac{\mu_2 - \mu_1^2}{\mu_1} = \frac{\mu_1 - (\mu_2 - \mu_1^2)}{\mu_1} \\ N = \mu_1 / p = \mu_1^2 / [\mu_1 - (\mu_2 - \mu_1^2)] \end{cases}$$

于是N,P矩估计为:

$$\begin{cases} \hat{p} = (\bar{x} - s^{*2}) / \bar{x} \\ \hat{N} = \bar{x}^2 / (\bar{x} - s^{*2}) \end{cases}$$

二、极大似然估计 (ML)

例1 设有一批产品，其次品率为 $p(0 < p < 1)$ ，从中随机抽取100个，其中10个次品，试估计 p 的数值。

解:由题意 $X \sim B(1, P)$ 。设 x_1, \dots, x_{100} 为来自总体 X 一个子样

$$P(N = x) = p^x (1 - p)^{1-x}, x = 1, 0$$

$$\begin{aligned}
 &P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_{100} = x_{100}) \\
 &= \prod_{i=1}^{100} p(X_i = x_i) = p^{\sum_{i=1}^{100} x_i} (1-p)^{100 - \sum_{i=1}^{100} x_i} \\
 &= p^{10} (1-p)^{90}
 \end{aligned}$$

思想：自然选择使此概率达到最大的p值为真正次品率的估计值。记

$$L(P) = P^{10} (1-p)^{90}$$

利用微积分

$$\frac{\partial L(P)}{\partial P} = 10P^9(1-P)^{90} - 90P^{10}(1-P)^{89}$$

得

$$\hat{p} = \frac{10}{100}$$

原则：选择参数 p 值使抽得的子样值出现的可能性最大，用这个值作为未知参数

p 的估计值。此法为极大似然估计或最大似然估计。

$$L(x_1, \cdots, x_n; \theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_m) = \prod_{i=1}^n P(X_i = x_i)$$

$\ln L$ 均称为极大似然函数。

例2. 设总体 $X \sim P(\lambda)$, x_1, \dots, x_n 为其子样, 求极大似然估计 (λ) 。

解:
$$L(x_1, \dots, x_n; \lambda) = \prod_{i=1}^n p(X_i = x_i)$$

$$= \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} = \frac{\lambda^{\sum_{i=1}^n x_i}}{x_1! \cdots x_n!} e^{-n\lambda}$$

$$\ln L = \ln \frac{\lambda^{\sum_{i=1}^n x_i}}{x_1! \cdots x_n!} e^{-n\lambda}$$

$$= \left(\sum_{i=1}^n x_i \right) \ln \lambda - n\lambda - \ln(x_1! \cdots x_n!)$$

令

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \lambda} = 0 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\lambda} - n \quad \therefore \lambda = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

于是 λ 的ML为 $\hat{\lambda} = \bar{x}$

连续总体X的pdf为 $P(x; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m)$

其中 $\theta_1, \dots, \theta_m$ 为未知参数，若取得子样值 (x_1, \dots, x_n) ，考虑概率：

$$\begin{aligned}
& p\{x_1 - dx_1 < X_1 \leq x_1, x_2 - dx_2 < X_2 \leq x_2, \\
& \quad \cdots, x_n - dx_n < X_n \leq x_n\} \\
&= \prod_{i=1}^n P\{x_i - dx_i < X_i \leq x_i\} \\
&= \prod_{i=1}^n [f(x_i; \theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_m) dx_i] \\
&= \left[\prod_{i=1}^n f(x_i; \theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_m) \right] dx_1 dx_2 \cdots dx_n
\end{aligned}$$

这里 $dx_1 dx_2 \cdots dx_n$ 为较小且固定量，易知
 在 $L(x_1, \cdots, x_n; \theta_1, \cdots, \theta_m) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta_1, \cdots, \theta_m)$ 在 (x_1, \cdots, x_n)
 处值愈大，样本 (X_1, \cdots, X_n) 在样本点 (x_1, \cdots, x_n)
 附近取值概率愈大，当 $L(x_1, \cdots, x_n; \theta_1, \cdots, \theta_m)$ 达
 到极大值而得到 $\theta_1, \cdots, \theta_m$ 估计 $\hat{\theta}_1, \cdots, \hat{\theta}_m$ 为其极
 大似然估计。

$L(x_1, \cdots, x_n; \theta_1, \cdots, \theta_m)$ 或 $\ln L$ 为似然函数,
方法: 求偏导法或定义法。

例1. 总体 $X \sim E(\lambda)$, 求 λ 的极大似然估计

解: 似然函数

$$L_1(x_1, \cdots, x_n; \lambda) = \prod_{i=1}^n \lambda e^{-\lambda x_i} = \lambda^n e^{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i}$$

$$\ln L = n \ln \lambda - \lambda \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\text{令 } \frac{\partial \ln L}{\partial \lambda} = 0 = \frac{n}{\lambda} - \sum_{i=1}^n x_i \quad \therefore \lambda = \frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i}$$

于是 λ 之MLE为 $\hat{\lambda} = \frac{1}{\bar{x}}$

例2. 设正态总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, μ, σ^2 未知,
求 μ, σ^2 最大似然估计

$$\begin{aligned}
L(x_1, \dots, x_n; \mu, \sigma^2) &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} \\
&= \frac{1}{(\sqrt{2\pi\sigma})^n} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \\
\ln L &= \ln(2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \\
&= -\frac{n}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2
\end{aligned}$$

$$\text{令} \quad \begin{cases} \frac{\partial \ln L}{\partial \mu} = 0 = -\frac{2(-1)}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu) \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \sigma^2} = 0 = -\frac{n}{2} \cdot \frac{1}{\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \end{cases}$$

$$\begin{cases} \mu = \bar{x} \\ \sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \end{cases}$$

μ, σ^2 似然估计为:

$$\begin{cases} \hat{\mu} = \bar{x} \\ \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = s^{*2} \end{cases}$$

例 3. 总体 $X \sim U[0, \theta]$, 求 θ 的似然估计
似然函数

$$L = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n}, & 0 \leq X_{(1)} \leq X_{(n)} \leq \theta \\ , & \text{其它} \end{cases}, \quad \frac{1}{\theta^n} \leq \frac{1}{X_{(n)}^n} \leq \dots \leq \frac{1}{X_{(1)}^n}$$

于是当 $\theta^n = X_{(n)}^n$ 时, L 达到极大值

故 $\theta = X_{(n)}$

$\therefore \theta$ 的极大似然估计为

$$\hat{\theta} = X_{(n)}$$

例4 .已知总体 $X \sim U[\theta_1, \theta_2]$, x_1, \dots, x_n 是取自 X 的一个样本, 求 θ_1, θ_2 的矩估计和极大似然估计。

解:
$$\begin{cases} \mu_1 = EX = \frac{\theta_1 + \theta_2}{2} \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} (1) \quad \begin{cases} \mu_2 = EX^2 = \int_{\theta_1}^{\theta_2} \frac{1}{\theta_2 - \theta_1} \cdot x^2 dx \\ \\ = \frac{1}{\theta_2 - \theta_1} \cdot \frac{1}{3} x^3 \Big|_{\theta_1}^{\theta_2} = \frac{1}{3} (\theta_1^2 + \theta_1 \theta_2 + \theta_2^2) \end{cases} \quad (2) \end{aligned}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \theta_1 + \theta_2 = 2\mu_1 & \textcircled{3} \\ \theta_1(\theta_1 + \theta_2) + (2\mu_1 - \theta_1)^2 = 3\mu_2 & \textcircled{4} \end{cases}$$

④化为：

$$2\mu_1\theta_1 + 4\mu_1^2 - 4\mu_1\theta_1 + \theta_1^2 = 3\mu_2$$

$$\theta_1^2 - 2\mu_1\theta_1 + \mu_1^2 = 3(\mu_2 - \mu_1^2),$$

$$(\theta_1 - \mu_1)^2 = 3(\mu_2 - \mu_1^2)$$

$$\therefore \theta_1 = \mu_1 \pm \sqrt{3}\sqrt{\mu_2 - \mu_1^2} \quad \therefore \theta_2 = \mu_1 \mp \sqrt{3}\sqrt{\mu_2 - \mu_1^2}$$

经检验： θ_1 θ_2 矩估计为

$$\begin{cases} \hat{\theta}_1 = \bar{x} - \sqrt{3}S^* \\ \hat{\theta}_2 = \bar{x} + \sqrt{3}S^* \end{cases}$$

$$(2) \quad L = \begin{cases} \frac{1}{(\theta_2 - \theta_1)^n}, & \theta_1 \leq x_1, x_2, \dots, x_n \leq \theta_2 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

$$L = \begin{cases} \frac{1}{(\theta_2 - \theta_1)^n}, & \theta_1 \leq x_{(1)} \leq \dots \leq x_n \leq \theta_2 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

由定义知：

$$\frac{1}{(\theta_2 - \theta_1)^n} \leq \frac{1}{(x_{(n)} - x_{(1)})^n}$$

\therefore 当 $\frac{1}{(\theta_2 - \theta_1)^n} = \frac{1}{(x_{(n)} - x_{(1)})^n}$ 时， L 达到极大

$$\therefore \theta_2 - \theta_1 = x_{(n)} - x_{(1)} \quad \theta_2 - x_{(n)} + x_{(1)} - \theta_1 = 0$$

又

$$\theta_2 - x_{(n)} \geq 0, \quad x_{(1)} - \theta_1 \geq 0$$

$$\therefore \theta_2 = X_{(n)}, \theta_1 = X_{(1)}$$

从而 θ_1, θ_2 似然估计为

$$\begin{cases} \hat{\theta}_1 = x_{(1)} \\ \hat{\theta}_2 = x_{(n)} \end{cases}$$

三、鉴定估计量的标准：

三条标准：无偏性，有效性和一致性

对同一求知参数用不同的估计方法得到的估计量可能不同。（此条适用于矩估计，极大似然估计法）例总体 $X \sim P(\lambda)$

利用 $\mu_1 = EX = \lambda = DX = \mu_2 - \mu_1^2$ 故用矩估计法可得两种不同估计量：

$\hat{\lambda} = \bar{x}$ 及 $\hat{\lambda} = S^{*2}$ 怎样判断估计量之好坏？
其标准如何？

Def1(无偏性): 设 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$

为 θ 的估计量。若 $E\hat{\theta} = \theta$ ，则称 $\hat{\theta}$
为 θ 的无偏估计量。无偏性表明：

(1) $\hat{\theta}$ 围绕被估计参数 θ 而摆动，以致
 $E_{\theta}(\hat{\theta} - \theta) = 0$ (用 $\hat{\theta}$ 估计 θ 时无系统误差)

(2)N很大时, $\frac{1}{N} \sum \hat{\theta}_i = \theta \left(\hat{\theta} \xrightarrow{p} \theta \right)$
(大数定律)

例1总体X, $\mu = EX, \sigma^2 = DX,$

$\mu_k = EX^k (k = 1, \dots), X_1, \dots, X_n$ 为X一个样本,

则S²是 σ^2 无偏估计, S^{*2}是 σ^2 有偏估计, \bar{X}
是 μ 之无偏估计。

$$\text{解: } \because E\bar{x} = E \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E x_i = \frac{1}{n} \times n\mu = \mu$$

$$\begin{aligned} ES^2 &= E \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \\ &= \frac{1}{n-1} E \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \frac{1}{n-1} E \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2 \right) \\ &= \frac{1}{n-1} \left[\sum_{i=1}^n E x_i^2 - n E \bar{x}^2 \right] \\ &= \frac{1}{n-1} \left[\sum_{i=1}^n (D x_i + (E x_i)^2) - n(D\bar{x} + (E\bar{x})^2) \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1}{n-1} \left[\sum_{i=1}^n (\sigma^2 + \mu^2) - n \left(\frac{\sigma^2}{n} + \mu^2 \right) \right] \\
&= \frac{1}{n-1} [n\sigma^2 + n\mu^2 - \sigma^2 - n\mu^2] \\
&= \frac{1}{n-1} [(n-1)\sigma^2] \\
&= \sigma^2
\end{aligned}$$

$\therefore \bar{x}$ 为 $EX = \mu$ 无偏估计, S^2 为 σ^2
无偏估计

而

$$Es^{*2} = \frac{1}{n} E \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \frac{1}{n} \times (n-1) \sigma^2$$

$$= \left(1 - \frac{1}{n}\right) \sigma^2 \neq \sigma^2$$

$\therefore S^{*2}$ 为 σ^2 的有偏估计

Def2 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 与 $\hat{\theta}' = \hat{\theta}'(X_1, \dots, X_n)$

均是 θ 的无偏估计。若对任于样本容量 n 有

$$D_{\theta}(\hat{\theta}) < D_{\theta}(\hat{\theta}')$$

则称 $\hat{\theta}$ 较 $\hat{\theta}'$ 有效。(选择较集中估计量)。

例2若取

$$\hat{\mu} = \overline{X}, \hat{\mu}' = \sum_{i=1}^n C_i X_i, \sum_{i=1}^n C_i = 1 (n > 1)$$

证明： $\hat{\mu}$ $\hat{\mu}'$ 均为 θ 之无偏估计且 $\hat{\mu}$ 较 $\hat{\mu}'$ 有效。

$$\left(\sum_{i=1}^n a_i b_i\right)^2 \leq \left(\sum_{i=1}^n a_i^2\right) \left(\sum_{i=1}^n b_i^2\right)$$

$$\left(\sum_{i=1}^n C_i\right)^2 \leq (1^2 + \cdots + 1^2) \left(\sum_{j=1}^n c_i^2\right) = \left(n \sum_{i=1}^n c_i^2\right)$$

$$\therefore \sum_{i=1}^n C_i^2 \geq \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n c_i\right)^2$$

$$\begin{aligned}
D \hat{\mu}' &= D\left(\sum_{i=1}^n C_i X_i\right) = \left(\sum_{i=1}^n C_i^2\right) DX_i = \left(\sum_{i=1}^n C_i^2\right) DX \\
&\geq \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n C_i\right)^2 DX = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n C_i\right)^2 DX_i = \frac{1}{n} DX = D \hat{\mu}
\end{aligned}$$

$\therefore \hat{\mu}$ 较 $\hat{\mu}'$ 较有效

Def3.相合性：称估计量 $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_n(X_1, \dots, X_n)$ 是未知数 θ 的相合(一致)估计量：

若 $\hat{\theta} \xrightarrow{p} \theta$ 即对 $\forall \varepsilon > 0$ 有:

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

注(1) α_k 是 μ_k ($k = 1, 2, \dots$) 相合估计

s^2, s^{*2} 是 σ^2 相合估计。

(2) 若 $h(t_1, \dots, t_m)$ 为 m 元 cf, 则 $h(\alpha_1, \dots, \alpha_m)$ 是

$h(\mu_1, \dots, \mu_m)$ 相合估计。

(3) 在相当广泛条件下 MLE 是相合估计。

§ 7.2 区间估计

引言：点估计是用一个数 $\hat{\theta}$ 来估计未知参数 θ ；我们在评价近似等式 $\hat{\theta} \approx \theta$ 的质量时，主要用估计量的数字特征来表征估计的优劣(无偏性，有效性)，仅在样本容量充分大时，对上述近似等式的误差作了一般性说明(一致性相合)。

点估计局限：点估计对估计的精度和可靠性并没有作明确回答。

例：废品率，长度的精度范围，可靠程度(置信区间、置信度)几个重要概念：

参数的区间估计：由于样本给出参数的估计范围，这一随机区间包含未知参数 θ 具有固定(指定)的概率 $1 - \alpha$ 。

置信区间、置信度、置信上(下)限定义:

对于未知参数 θ , 若找出两个统计量

$$\hat{\theta}_1(x_1, \cdots, x_n), \hat{\theta}_2(x_1, \cdots, x_n)$$

使对给定的 $\alpha (0 < \alpha < 1)$ 有:

$$P(\hat{\theta}_1 < \theta < \hat{\theta}_2) = 1 - \alpha \quad \textcircled{1}$$

则称 $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ 为 θ 的置信区间, $1 - \alpha$ 为置信度, $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ 分别为 θ 的置信下限,

置信上限,

(1) $\alpha = 0.1, 0.05, 0.01; 1 - \alpha = 0.9, 0.95, 0.99$

(2) θ 为完全确定数。

(3) 正确含义: $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ 为随机区间。对 θ 作具体区间估计时, (x_1, \dots, x_n) 为样本值, 此时 $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ 非随机区间。为方便计, 它亦称为 θ 的置信区间。

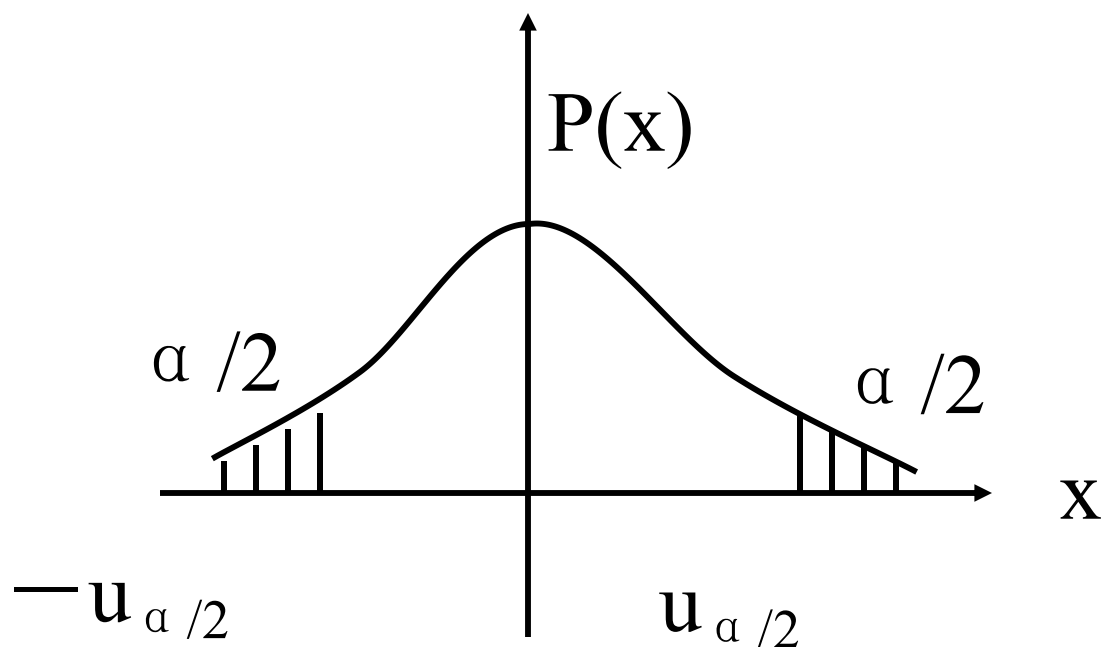
§ 7.2.1 单个正态总体X参数的区间估计

基本假设：设 x_1, \dots, x_n 为取自正态总体

$N(\mu, \sigma^2)$ 的一个样本， \bar{X}, S^2 分别表示样本均值与方差。考虑区间估计问题

1. σ^2 已知，求 μ 的置信区间

由于
$$u = \frac{\bar{x} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$$



对于给定的 α ，查附表得临界值 $u_{\alpha/2}$ 使

$$\begin{aligned}
 P\{-u_{\alpha/2} < u < u_{\alpha/2}\} &= P\{|u| < u_{\alpha/2}\} \\
 &= 1 - P\{|u| \geq u_{\alpha/2}\} = 1 - \alpha
 \end{aligned}$$

将括号内不等式转化为

$$-u_{\alpha/2} < \frac{\bar{x} - \mu}{\sigma} \sqrt{n} < u_{\alpha/2}$$

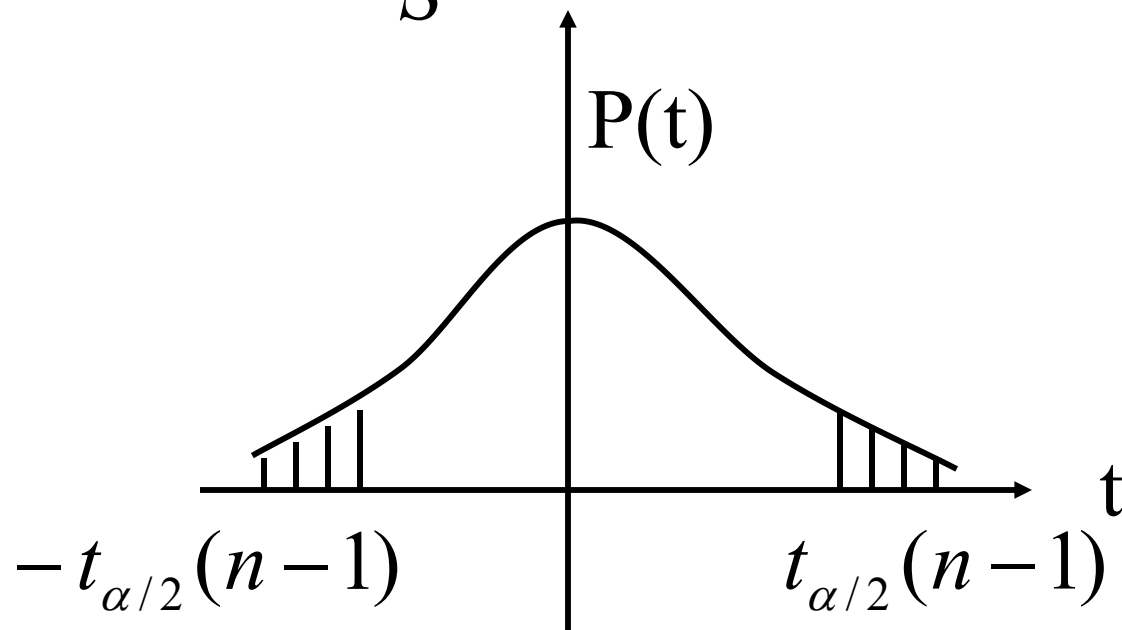
$$\Leftrightarrow \bar{x} - u_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{x} + u_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

故得 μ 的置信区间为：

$$\left(\bar{x} - u_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \quad \bar{x} + u_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$$

2. σ^2 未知, 求 μ 的置信区间:

由于
$$t = \frac{\bar{x} - \mu}{S} \sqrt{n} \sim t(n-1)$$



对于给定的 α ，查附表得临界值

$$\begin{aligned} & t_{\alpha/2}(n-1) \text{ 使} \\ & P\{-t_{\alpha/2}(n-1) < t < t_{\alpha/2}(n-1)\} \\ & = P\{|t| < t_{\alpha/2}(n-1)\} \\ & = 1 - P\{|t| \geq t_{\alpha/2}(n-1)\} = 1 - \alpha \end{aligned}$$

将上式括号内不等式转化为

$$-t_{\alpha/2}(n-1) < t < t_{\alpha/2}(n-1)$$

$$\Leftrightarrow \bar{x} - t_{\alpha/2}(n-1) \frac{s}{\sqrt{n}} < \mu < \bar{x} + t_{\alpha/2}(n-1) \frac{s}{\sqrt{n}}$$

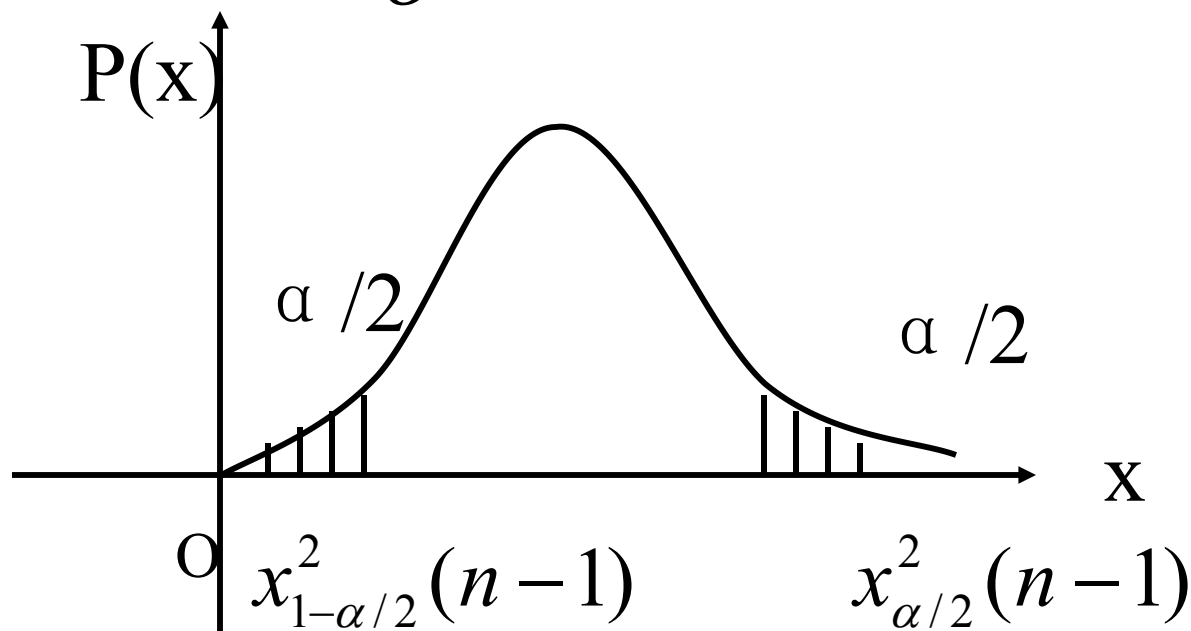
$$\frac{\bar{x} - \mu}{s} \sqrt{n}$$

故得 μ 的置信区间为：

$$\left(\bar{x} - t_{\alpha/2}(n-1) \frac{s}{\sqrt{n}}, \quad \bar{x} + t_{\alpha/2}(n-1) \frac{s}{\sqrt{n}} \right)$$

3.求 σ^2 的置信区间:

由于
$$x^2 = \frac{(n-1)s^2}{\sigma^2} \sim x^2(n-1)$$



对于给定的 α ，查附表得临界值

$$x_{1-\alpha/2}^2(n-1), \quad x_{\alpha/2}^2(n-1) \quad \text{使}$$

$$p\{x_{1-\alpha/2}^2(n-1) \leq x^2 \leq x_{\alpha/2}^2(n-1)\}$$

$$= 1 - P\{x^2 \geq x_{\alpha/2}^2(n-1)\} - P\{x^2 \leq x_{1-\alpha/2}^2(n-1)\}$$

$$= 1 - P\{x^2 \geq x_{\alpha/2}^2(n-1)\} - P\{x^2 \leq x_{1-\alpha/2}^2(n-1)\}$$

$$= 1 - \alpha$$

将上式括号内不等式转化为：

$$\begin{aligned} x_{1-\alpha/2}^2(n-1) &< \frac{(n-1)s^2}{\sigma^2} < x_{\alpha/2}^2(n-1) \\ \Leftrightarrow \frac{(n-1)s^2}{x_{\alpha/2}^2(n-1)} &< \sigma^2 < \frac{(n-1)s^2}{x_{1-\alpha/2}^2(n-1)} \end{aligned}$$

故 σ^2 的置信区间为：

$$\left(\frac{(n-1)s^2}{x_{\alpha/2}^2(n-1)}, \frac{(n-1)s^2}{x_{1-\alpha/2}^2(n-1)} \right)$$

而 σ 的置信区间为:

$$\left(\sqrt{\frac{(n-1)}{x_{\alpha/2}^2(n-1)}} \cdot s, \sqrt{\frac{(n-1)}{x_{1-\alpha/2}^2(n-1)}} \cdot s \right)$$

(1)区间估计两要素: 置信度与置信区间; 选取合适 n, α , 通常对于固定 α 通常采用增大样本容量 n 的办法来提高区间估计的质量。

(2)对于给定置信度 $1-\alpha$ 和同一未知参数 θ 使用同一r.v $T(x_1, \dots, x_n; \theta)$, 亦可构造不同的置信区间。

例如在3中，如果我们从附表3查出临界值：

$\chi^2_{1-\alpha_1}(n-1)$ 与 $\chi^2_{\alpha_2}(n-1)$ 满足

$$P\{\chi^2 \leq \chi^2_{1-\alpha_1}(n-1)\} = \alpha_1$$

那么，只要 $P\{\chi^2 > \chi^2_{\alpha_2}(n-1)\} = \alpha_2$

$\alpha_1 \geq 0, \alpha_2 \geq 0, \alpha_1 + \alpha_2 = \alpha$ 成立.

$\left(\frac{(n-1)s^2}{\chi^2_{\alpha_2}(n-1)}, \frac{(n-1)s^2}{\chi^2_{1-\alpha_1}(n-1)} \right)$ 就是 σ^2 的置信区间.

习题

1、由附表中查下列各值：

$$\chi_{0.05}^2(20), \chi_{0.95}^2(20), t_{0.01}(10),$$

$$F_{0.05}(12,15), F_{0.95}(15,12),$$

解：

$$\chi_{0.05}^2(20) = 31.410 \quad \chi_{0.95}^2(20) = 10.815$$

$$t_{0.01}(10) = 2.7638 \quad F_{0.05}(12,15) = 2.48$$

$$F_{0.95}(15,12) = \frac{1}{F_{0.05}(12,15)} = 0.403$$

2、证明若 $X \sim \chi^2(n)$, 则 $EX = n, DX = 2n$

证明：设

$X_i \sim N(0,1), i = 1, 2, \dots, n$ 且 X_1, X_2, \dots, X_n
相互独立, 令 $X = \sum_{i=1}^n X_i^2$, 而

$$\begin{aligned} EX_i^2 &= E(X_i - EX_i)^2 = DX_i = 1 \text{ 及} \\ DX_i^2 &= EX_i^4 - (EX_i^2)^2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x^4 e^{-\frac{x^2}{2}} dx - 1 \\ &= 3 - 1 = 2 \end{aligned}$$

$$\text{因此 } EX = \sum_{i=1}^n EX_i^2 = n, DX = \sum_{i=1}^n DX_i^2 = 2n$$

3、已知 $X \sim t(n)$, 求证 $X^2 \sim F(1, n)$

证明：设 $Z \sim N(0, 1)$, $Y \sim \chi^2(n)$, 则 $\frac{Z}{\sqrt{Y/n}} \sim t(n)$,

而 X 与 Y 相互独立

从而 X 与 $\frac{Z}{\sqrt{Y/n}}$ 同分布, 进而

X^2 与 $\frac{Z^2}{Y/n}$ 同分布又 $Z^2 \sim \chi^2(1)$, 而

$$\frac{Z^2}{Y/n} = n \frac{Z^2}{Y} = \frac{n}{1} \times \frac{Z^2}{Y} \sim F(1, n)$$

故 $X^2 \sim F(1, n)$

4、设总体 $X \sim N(0, \sigma^2)$, X_1, \dots, X_6 为来自 X 的一个样本, 设 $Y = (X_1 + X_2 + X_3)^2 + (X_4 + X_5 + X_6)^2$. 求常数 C , $CY \sim \chi^2(2)$

- 证明: 因为 X_1, X_2, \dots, X_6 是来自 X 的一个样本, 所以 (1) X_1, X_2, \dots, X_6 相互独立; (2) 每个 $X_i \sim N(0, \sigma^2)$. 从而

$$X_1 + X_2 + X_3 \sim N(0, 3\sigma^2), X_4 + X_5 + X_6 \sim N(0, 3\sigma^2)$$

对于常数 $C > 0$, $\sqrt{C}(X_1 + X_2 + X_3) \sim N(0, 3\sigma^2 C)$

欲使 $CY \sim \chi^2(2)$ 必须且只需 $\sqrt{C}(X_1 + X_2 + X_3) \sim N(0, 1)$, 即

$$\frac{3\sigma^2}{C} = 1, C = \frac{1}{3\sigma^2}$$

5、对某一距离进行5次测量，结果如下：
2781，2836，2807，2763，2858（m），
已知测量结果服从 $N(\mu, \sigma^2)$ ，求 μ 和 σ^2
的矩估计值。

解：由于总体均值 $\mu = EX$ 与方差 $\sigma^2 = DX$
的矩估计分别为 $\hat{\mu} = \bar{X}, \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$

$$\hat{\mu} = \bar{X} = \frac{1}{5}(2781 + 2836 + 2807 + 2763 + 2858)$$

$$= 2809$$

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

$$= \frac{1}{5} \sum (X_i^2 - 5\bar{X}^2)$$

$$= 12008$$

6 . 设 总 体 密 度 为

$$f(x; \alpha) = \begin{cases} (\alpha + 1)x^\alpha & 0 < x < 1, \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad \alpha > -1$$

试用样本 x_1, \cdots, x_n , 求参数的矩估计和极大似然估计。

解： 因为

$$EX = \int_0^1 x(\alpha + 1)x^\alpha dx,$$

$$= \frac{\alpha + 1}{\alpha + 2} x^{\alpha+2} \Big|_0^1 = \frac{\alpha + 1}{\alpha + 2}$$

故 $\alpha = \frac{1}{1 - EX} - 2$ ，所以 α 的矩估计

为 $\hat{\alpha} = \frac{1}{1 - \bar{X}} - 2$ 。似然函数为

$$L(\alpha) = \prod_{i=1}^n (\alpha + 1) x_i^{\alpha}$$

$$= (\alpha + 1)^n \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^\alpha$$

于是

$$\ln L(\alpha) = n \ln(\alpha + 1) + \alpha \sum_{i=1}^n \ln x_i$$

$$\text{似然方程为 } \frac{d \ln L(\alpha)}{d\alpha} = \frac{n}{\alpha + 1} + \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0$$

$$\text{解得 } \alpha = - \left(1 + \frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln x_i} \right)$$

$$\hat{\alpha} = -\left(1 + \frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln x_i}\right)$$

7. 设总体 X 的概率密度为 $f(x, \theta) = \begin{cases} e^{-(x-\theta)}, & x \geq \theta \\ 0, & x < \theta \end{cases}$

而来自总体 X 的样本值为 x_1, x_2, \dots, x_n ,

试求出参数 θ 的极大似然估计。

解：似然函数为

$$L(\theta) = \begin{cases} e^{-\sum_{i=1}^n (x_i - \theta)}, & x_{(n)} \geq \dots \geq x_{(1)} \geq \theta \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

对固定的 x_1, x_2, \dots, x_n ，此函数为 θ 的间断函数，故无法使用似然方程。但此题可用极大似然估计的定义去解决：为使 L 达到最大， θ 必须尽可能大，但又不能太大。这界线就

$\hat{\theta} = \min(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 处；当 $\theta \leq \hat{\theta}$ ，L 大于 0 且为 $e^{-\sum_{i=1}^n (x_i - \theta)}$ ；当 $\theta > \hat{\theta}$ 时，L 为 0，故唯一使 L 到最大的 θ 值，即 θ 的极大似然估计量 $\hat{\theta} = X_{(1)}$

8. 从一批钉子中抽取 16 枚，测得其长度为（单位：cm）2.14,2.10,2.13,2.15,2.13,2.12,2.13,2.10,2.15,2.12,2.14,2.10,2.13,2.11,2.14,2.11. 设钉子长分布为正态，试在下列情况下求总体期望 μ 的置信度为 0.90 的置信区间。

(1) 已知 $\sigma = 0.01\text{cm}$; (2) σ 为未知。

解: (1) $\bar{X} = 2.125$, $\sigma = 0.01$, $n = 16$, $\alpha = 0.10$,
从标准正态函数值表查出

$u_{\alpha/2} = u_{0.05} = 1.64$, 故置信限为

$$\bar{X} \pm u_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = 2.125 \pm 1.64 \times \frac{0.01}{\sqrt{16}}$$

$= 2.125 \pm 0.041$ 置信区间为 $(2.1209, 2.1291)$

$$(2) \quad \bar{X} = 2.125,$$

$$S^2 = \frac{1}{16} [(2.14 - 2.125)^2 + \dots]$$

$$+ (2.11 - 2.125)]^2 = \frac{44 \times 10^{-4}}{16},$$

$$s = \frac{\sqrt{11}}{2} \times 10^{-2}, \text{ 又 } n = 16, t_{\frac{\alpha}{2}}(16 - 1) \\ = t_{0.05}(15) = 1.7531, \text{ 故得置信限为}$$

$$\bar{X} \pm t_{\frac{\alpha}{2}}(n - 1) \frac{S}{\sqrt{n}} = 2.125 \pm 1.7531 \\ \times \frac{\frac{\sqrt{11}}{2} \times 10^{-2}}{\sqrt{16}} \approx 2.125 \pm 0.0075,$$

μ 的置信区间为(2.115, 2.1325)

9. 设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自 $N(\mu, \sigma^2)$ 的一个样本, $\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 / \sigma^2$ 服从什么分布?

答: 因为 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自 $N(\mu, \sigma^2)$ 的一个样本, 所以 (1) X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立; (2) 每个 $X_i (i = 1, 2, \dots, n) \sim N(\mu, \sigma^2)$, 从而

$$Y_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma} \sim N(0,1), i = 1, 2, \dots, n$$

且 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 为相互独立的随机变量，因而 χ^2 分布的定义可知

$$\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 / \sigma^2 \sim \chi^2(n)$$

10. 设 (X_1, \dots, X_n) 是总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的一个样本，求下列统计量的分布密度。

$$(1) Y_1 = \sum_{i=1}^n X_i^2$$

$$(2) \quad Y_2 = \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2$$

解：（1）因 $Y_1 = \sum_{i=1}^n X_i^2 = \sigma^2 \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i}{\sigma} \right)^2$ ，而

$$Z = \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(n), \text{ 故}$$

$$F_{Y_1}(y) = P(Y_1 \leq y) = P(\sigma^2 Z \leq y)$$

$$= P\left(Z \leq \frac{y}{\sigma^2}\right) = F_Z\left(\frac{y}{\sigma^2}\right)$$

因此

$$f_{r_1}(y) = \frac{1}{\sigma^2} f_z\left(\frac{y}{\sigma^2}\right)$$

$$= \begin{cases} \frac{y^{\frac{n}{2}-1}}{\sigma^n 2^{\frac{n}{2}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} e^{-\frac{y}{2\sigma^2}}, & y > 0 \\ 0, & y \leq 0 \end{cases}$$

$$(2) \quad Y_2 = n\sigma^2 \left(\sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\sqrt{n\sigma^2}} \right)^2, \quad Z = \frac{1}{n\sigma^2} \left(\sum_{i=1}^n X_i \right)^2 \sim \chi^2(1)$$

故

$$F_{Y_2}(y) = P(Y_2 \leq y) = P(n\sigma^2 Z \leq y)$$

$$P\left(Z \leq \frac{y}{n\sigma^2}\right) = F_z\left(\frac{y}{n\sigma^2}\right)$$

从而

$$\begin{aligned} f_{Y_2}(y) &= \frac{1}{n\sigma^2} f_z\left(\frac{y}{n\sigma^2}\right) \\ &= \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi ny}\sigma}, & y > 0 \\ 0, & y \leq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

11. 设 $X_1, \cdots, X_n, X_{n+1}, \cdots, X_{n+m}$ 是分布 $N(0, \sigma^2)$ 的容量为 $n+m$ 的样本, 试求下列统计量的概率分布:

$$(1) \quad Y_1 = \frac{\sqrt{m} \sum_{i=1}^n X_i}{\sqrt{n} \sqrt{\sum_{i=n+1}^{n+m} X_i^2}},$$

$$(2) \quad Y_2 = \frac{m \sum_{i=1}^n X_i^2}{n \sum_{i=n+1}^{n+m} X_i^2}$$

解：（1）因为 $X_1, \cdots, X_n, X_{n+1}, \cdots, X_{n+m}$ 是分布 $N(0, \sigma^2)$ 的样本，所以 ① $X_1, \cdots, X_n, X_{n+1}, \cdots, X_{n+m}$ 相互独立； ②

$X_i \sim N(0, \sigma^2)$ ， $i=1, 2, \cdots, n+m$ 。从而

$\frac{X_i}{\sigma} \sim N(0, 1)$ ， $i=1, 2, \cdots, n+m$ ，进而

$\sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\sigma} \sim N(0, n)$ ，因此

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{\sigma} \sim N(0,1), \text{ 即}$$

$\frac{1}{\sqrt{n}\sigma} \sum_{i=1}^n X_i \sim N(0,1)$; 再由 χ^2 分布的定义知:

$$\sum_{i=n+1}^{n+m} \left(\frac{X_i}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(m), \text{ 即}$$

$$\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=n+1}^{n+m} X_i^2 \sim \chi^2(m)$$

$$Y_1 = \frac{\sqrt{m} \sum_{i=1}^n X_i}{\sqrt{n} \sqrt{\sum_{i=n+1}^{n+m} X_i^2}} = \frac{\frac{1}{\sqrt{n\sigma}} \sigma \sqrt{m} \sum_{i=1}^n X_i}{\sqrt{\left(\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=n+1}^{n+m} X_i^2\right) / m}},$$

$$\therefore Y_1 \sim t(m)$$

,

$$(2) \quad \text{因} \quad Y_2 = \frac{m \sum_{i=1}^n X_i^2}{n \sum_{i=n+1}^n X_i^2} = \frac{m \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i}{\sigma} \right)^2}{n \sum_{i=n+1}^{n+m} \left(\frac{X_i}{\sigma} \right)^2}$$

故 $Y_2 \sim F(n, m)$ 。

12. 设 X_1, \dots, X_{n_1} 和 Y_1, \dots, Y_{n_2} 分别来自相互独立的总体 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ 和 $N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 两个样本，已知 $\sigma_1 = \sigma_2$ ， α 和 β 是两个实数，求随机变量。

$$\frac{\alpha(\bar{X} - \mu_1) + \beta(\bar{Y} - \mu_2)}{\sqrt{\frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2} \left(\frac{\alpha^2}{n_1} + \frac{\beta^2}{n_2} \right)}}$$

的分布。

解：由题意知：

$$\bar{X} \sim N\left(\mu_1, \frac{1}{n_1} \sigma_1^2\right), \bar{Y} \sim N\left(\mu_2, \frac{1}{n_2} \sigma_2^2\right)$$

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

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

$$\text{故 } \alpha(\bar{X} - \mu_1) \sim N\left(0, \frac{\alpha^2}{n_1} \sigma_1^2\right),$$

$$\beta(\bar{X} - \mu_2) \sim N\left(0, \frac{\beta^2}{n_2} \sigma_2^2\right),$$

$$\frac{(n_1 - 1)}{\sigma_1^2} S_1^2 + \frac{(n_2 - 1)}{\sigma_2^2} S_2^2 \sim \chi^2(n_1 + n_2 - 2)$$

于是

$$\alpha(\bar{X} - \mu_1) + \beta(\bar{Y} - \mu_2) \sim N\left(0, \frac{\alpha^2}{n_1} \sigma_1^2 + \frac{\beta^2}{n_2} \sigma_2^2\right)$$

又 $\sigma_1 = \sigma_2$ ，从而

$$\frac{\alpha(\bar{X} - \mu_1) + \beta(\bar{Y} - \mu_2)}{\sqrt{\left(\frac{\alpha^2}{n_1} + \frac{\beta^2}{n_2}\right) \sigma_1^2}} \sim N(0, 1)$$

因此

$$\frac{\alpha(\bar{X} - \mu_1) + \alpha(\bar{Y} - \mu_1)}{\sqrt{\frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2} \left(\frac{\alpha^2}{n_1} + \frac{\beta^2}{n_2} \right)}} \sim t(n_1 + n_2 - 2)$$

12. 设总体 X 服从参数为 N 和 p 的二项分布， x_1, \dots, x_n 为取自 X 的样本，试求参数 N 和 p 的矩估计。

解：因为 $X \sim B(N, p)$ ，所以 $EX = Np$ ，
 $DX = Npq = Np(1-p)$ ，故 $p = 1 - DX/EX$ ，
 $N = EX/p$ ，从而 N 和 p 的矩估计分别为：

$$\hat{N} = \bar{X} / \hat{p}, \quad \hat{p} = 1 - S^2 / \sqrt{\bar{X}}。$$

13. 已知总体 X 在 $[\theta_1, \theta_2]$ 上服从均匀分布, x_1, \dots, x_n 是取自 X 的一个样本, 求 θ_1, θ_2 的矩估计为

$$\hat{\theta}_1 = \bar{X} - \sqrt{3}S, \hat{\theta}_2 = \bar{X} + \sqrt{3}S$$

似然函数为

$$L(\theta_1, \theta_2) = \begin{cases} \frac{1}{(\theta_2 - \theta_1)^n}, & \theta_1 \leq X_{(1)} \leq \dots \leq X_{(n)} \leq \theta_2 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

此处似然函数作为 θ_1, θ_2 的函数不连续, 因此不能从解似然方程得到的 θ 的极大似然估计, 但从似然函数的表达式易知 L 在 $\theta_1 = X_{(1)}, \theta_2 = X_{(n)}$ 处取极大值,

$$\therefore \text{当 } L = \frac{1}{(\theta_2 - \theta_1)^n} = \frac{1}{(x_{(n)} - x_{(1)})^n} \text{ 时}$$

$$\theta_2 - \theta_1 = x_{(n)} - x_{(1)} \therefore \theta_2 - x_{(n)} + x_{(1)} - \theta_1 = 0$$

$$\because \theta_2 - x_{(n)} \geq 0 \quad x_{(1)} - \theta_1 \geq 0$$

$$\therefore \theta_2 - x_{(n)} = 0 \quad x_{(1)} - \theta_1 = 0$$

$$\text{即 } \theta_2 = x_{(n)} \quad \theta_1 = x_{(1)}$$

于是 θ_2 , θ_1 的 *MLE* 为:

$$\hat{\theta}_1 = X_{(1)}, \hat{\theta}_2 = X_{(n)}$$

第七章 参数估计

- 1、点估计（矩估计和极大似然估计）；
- 2、估计量标准（无偏性、较有效性和相合性）；
- 3、区间估计（置信度、置信区间、置信上限、置信下限）、单个正态总体参数的区间估计。

• 总复习

1.基本内容:

Chapter1 : 概率论中的基本概念

(随机试验、随机事件 、样本空间, 事件的假设、事件的相互表示以及事件之间的关系; 古典 概率的定义、几种类型的例子)

Chapter2: 两个概念和四个公式

(条件概率的定义、事件独立性的概念，
条件概率的乘法公式、全概率公式、
贝叶斯公式、二项概率公式)

Chapter3: 随机变量的概念及其分布

(离散型随机变量、分布列、三个特殊
的分布，连续型随机变量的定义及性质)

三个特殊的连续性随机变量、随机变量函数的分布(两个定理))

Chapter4:多维随机变量的概念及其分布

(多维随机变量的定义、二维随机变量分布函数的定义、边缘分布函数的定义；二维离散性随机变量的分布列及性质、边缘分布列的概念；二维连续性随机变量的定义、概率密度函数的性质、边缘

概率密度函数的定义、二维均匀分布；

随机变量独立性的定义、离散性随机变量和连续性随机变量独立性的充要条件、

随机变量和函数的分布、卷积公式)

Chapter5:随机变量的数字特征

(数学期望的定义(离散型和连续型随机变量)、九个特殊随机变量的数学期望、随机变量函数的数学期望(两个定理)、数学期望的性质(四条);方差的定义及性质(五条)、九个特殊随机变量的方差;协方差的定义及性质(五条)、相关系数的定义及性质(定理中的二条)、不相关的定义及三个等价条件(一个定理);切比晓夫不等式。)

Chapter6:数理统计的基本概念

（总体、样本（简单随机样本）、统计量（样本均值、样本方差、样本的二阶中心矩、最大的顺序统计量和最小的顺序统计量）；三大分布的定义及上侧 α

分位数 (χ^2 -分布. t-分布.F-分布);三个抽样分布定理（样本均值分布、样本方差分布、样本的t-分布).)

Chapter7:参数估计

（估计量和估计值、点估计的概念；极大似然估计、矩估计的概念及方法；鉴定估计量的三条标准（无偏性、较有效性和相合性）；区间估计（置信度、置信区间、置信上限、置信下限）、单个正态总体参数的区间估计

Math Dept of HIT

Tian Boping

E_Mail :

bopingt361147@hit.edu.cn

Tel:0451-86412607(o)

Postal Code:150001