

正态总体的样本均值与样本方差的分布  
设 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 是来自总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的样本,  $\bar{X}$ 和 $S^2$ 分别是样本均值跟样本方差, 则有

$\bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2/n)$  (I)

$(n-1)\sigma^2/\sigma^2 = \chi^2(n-1)$  (II) (卡方分布推广)

$\bar{X}$ 与 $S^2$ 相互独立 (III)

对于 $m$  ( $m \geq 2$ ) 个同方差的正态总体的情形, 设 $X_i, S_i^2$  分别是总体 $N(\mu_i, \sigma^2), i=1, 2, \dots, m$

,  $\bar{X}_i$ 样本均值和样本方差, 且设各样本相互独立, 则 $X_1, X_2, \dots, X_m, S_1^2, S_2^2, \dots, S_m^2$  相互独立.

$(\bar{X}-\mu)/(S/\sqrt{n}) \sim t(n-1)$  (IV) (根据t分布定义(I)标准化(II)可证)

在总体 $N(52, 6.3^2)$ 中随机抽取一容量为36的样本, 求样本均值 $\bar{X}$ 落在50.8到53.8之间的概率

$\bar{X} \sim N(52, 1.05^2)$

$P=\Phi(1.7)-\Phi(-8/7)=0.8293$

在总体 $N(12, 4)$ 中随机抽一容量为5的样本 $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$ . 求样本均值与总体均值之差的绝对值大于1的概率及 $P\{\max\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5\} > 15\}$ 和

$P\{\min\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5\} < 10\}$ .

$\bar{X} \sim N(12, 0.8)$

$P\{\bar{X} > 12\} = 1 - \Phi(5.5/2) = 0.2628$

$F_{\max}(z) = \Phi(z/2-6)$

$P(\max\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5\} > 15) = 1 - F_{\max}(15) = 1 - \Phi(5.1) = 0.2923$

$F_{\min}(z) = 1 - \Phi(z/2+6) = 5$

$P(\min\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5\} < 10) = F_{\min}(10) = 1 - [1 - \Phi(-1)]^5 = 1 - \Phi(-5) = 0.5785$

设样本 $X_1, \dots, X_6$ 来自总体 $N(0, 1)$ ,  $Y = (X_1 + X_2 + X_3)^2 + (X_4 + X_5 + X_6)^2$ , 试确定常数 $C$ 使 $Y$ 服从卡方分布

$X_i \sim N(0, 1) \Rightarrow X_1 + X_2 + X_3 \sim N(0, 3), X_4 + X_5 + X_6 \sim N(0, 3)$

$$\Rightarrow \frac{X_1 + X_2 + X_3}{\sqrt{3}} \sim N(0, 1), \frac{X_4 + X_5 + X_6}{\sqrt{3}} \sim N(0, 1)$$

$$\Rightarrow \frac{(X_1 + X_2 + X_3)^2}{3} \sim \chi^2(1), \frac{(X_4 + X_5 + X_6)^2}{3} \sim \chi^2(1)$$

$$\Rightarrow \frac{(X_1 + X_2 + X_3)^2}{3} + \frac{(X_4 + X_5 + X_6)^2}{3} \sim \chi^2(2) \Rightarrow C = \frac{1}{3}$$

## 两正态总体样本定理

定理四 设 $X_1, X_2, \dots, X_{n_1}$ 与 $Y_1, Y_2, \dots, Y_{n_2}$ 分别是来自正态总体 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ 和 $N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 的样本, 且这两个样本相互独立<sup>①</sup>. 设 $\bar{X} = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} X_i, \bar{Y} =$

$\frac{1}{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} Y_i$  分别是这两个样本的样本均值;  $S_1^2 = \frac{1}{n_1-1} \sum_{i=1}^{n_1} (X_i - \bar{X})^2, S_2^2 =$

$\frac{1}{n_2-1} \sum_{i=1}^{n_2} (Y_i - \bar{Y})^2$  分别是这两个样本的样本方差, 则有

1°  $\frac{S_1^2/S_2^2}{\sigma_1^2/\sigma_2^2} \sim F(n_1-1, n_2-1)$ ;

2° 当 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$ 时,

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

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

一式:

根据F分布定义可证

二式:

1. 构造 $U = \bar{X} - \bar{Y} \sim N(\mu_1 - \mu_2, \sigma^2/2 + \sigma^2/2)$

2. 构造 $V = (n_1-1)S_1^2/2 + (n_2-1)S_2^2/2 \sim \chi^2(n_1+n_2-2)$

3.  $U, V$ 相互独立, 根据t分布定义, 参考(IV)可证

## 常用构造估计量方法

### 矩估计法

设总体 $X$ 均值 $\mu$ 及方差 $\sigma^2$ 都存在但未知, 又设 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 是来自 $X$ 的样本, 试求 $\mu, \sigma^2$ 的矩估计量

$E(X) = \mu$ ,  $E(X^2) = \bar{X}$

$E(X^2) - E(X)^2 = \mu^2 + \sigma^2 = [\Sigma(1, n)X_i^2]/n$

$\Rightarrow \mu = \bar{X}$

$\sigma^2 = [\Sigma(1, n)X_i^2]/n - \bar{X}^2 = [\Sigma(1, n)(X_i - \bar{X})^2]/n$

所得结果表明总体均值与方差的矩估计量表达式不因不同的总体分布而异

### 最大似然估计法

最大似然估计法思路: 对于离散型 $X$ , 现在已经取到样本值 $x_1, x_2, \dots, x_n$ , 这表明取到这一样本值的概率 $L(\theta) = \prod(1, n)p(x_i; \theta)$ 比较大, 我们自然认为取 $\theta=0$ 使得 $L(\theta)$ 最大时较合理

对与连续型 $X$ , 似然函数 $L(\theta) = \prod(1, n)f(x_i; \theta)$ , 但因子 $\prod(1, n)dx_i$ 不随 $\theta$ 而变, 故只需考虑 $L(\theta) = \prod(1, n)f(x_i; \theta)$ 的最大值

在很多情况下 $p(x_i; \theta)$ 和 $f(x_i; \theta)$ 关于 $\theta$ 可微, 这时 $\theta=0$ 常可从方程 $dL(\theta)/d\theta=0$ 解得

又因为 $L(\theta)$ 和 $\ln L(\theta)$ 在同一 $\theta$ 处取得极值, 因此 $\theta$ 的最大似然估计也可从 $d\ln L(\theta)/d\theta=0$ 求得, 且更简便, 称为对数似然方程

注意:

矩估计量与极大似然估计量大部分情况下不相同, 如在 $[a, b]$ 上的均匀分布 (有时会相同, 如期望方差未知的正态分布)

$f(x)$ 的最大似然估计和 $g(f(x))$ 的最大似然估计是同一个 $x_0$ , 这一性质称为最大似然估计的不变性

### 估计量评选标准

无偏性 (均值方向):

设总体 $X$ 服从均匀分布 $U(0, \theta)$ ,  $f(x) = 1/\theta, \theta$ 是未知参数, 样本为 $X_1, X_2, \dots, X_n$

1. 求 $\theta$ 的矩估计, 判断是否无偏

2. 求 $\theta$ 的极大似然估计, 判断是否无偏

矩估计:

$\theta = 2\bar{X}$

应为 $E(\theta) = E(2\bar{X}) = 2E(X) = \theta$

所以 $\theta = 2\bar{X}$ 是 $\theta$ 的无偏估计

极大似然估计:

$\theta = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$

$g(x) = [\Sigma x^k / (n-1)] / [\theta^k n]$

应为 $E(\theta) = f(0, \theta)x^k / \theta^k = n! / (n+k-1) / \theta^k$

所以 $\theta = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 作为参数 $\theta$ 的估计是有偏估计

注意:

如果 $E(\theta') = a\theta + b$ , 其中 $a, b$ 是常数, 则 $(\theta' - b)/a$ 是 $\theta$ 的无偏估计, 上例中 $\theta = (n+1) * \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\} / n$

由此可见一个未知参数可以有不同的无偏估计量

有效性 (方差方向):

两个无偏估计, 方差越小有效

相合性 (不具备相合性的点估计都不可靠):

设 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 是来自 $N(\mu, \sigma^2)$ 的简单样本, 且 $E(X) = \mu, \text{Var}(X) = \sigma^2 < \infty$ , 该类估计量

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

证明:  $E(T_n) = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n E(X_i^2) - E(\bar{X})^2 = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n \frac{2}{n(n+1)} \sum_{j=1}^n (X_j - \mu)^2 = \frac{2(n+1)}{2(n+1)} \mu = \mu$

$\text{Var}(T_n) = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i^2) - E(T_n)^2 = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n \frac{4}{n(n+1)} \sum_{j=1}^n (X_j - \mu)^2 = \frac{4}{n(n+1)} \frac{2(n+1)}{2(n+1)} \sigma^2 = \frac{2}{3} \frac{2(n+1)}{n(n+1)} \sigma^2$

由此可知 $T_n$ 不偏斜, 对 $\sigma^2 > 0$ .

$D(T_n - E(T_n)) \leq D(T_n) \leq \frac{\text{Var}(T_n)}{4}$

$\therefore D(T_n - E(T_n)) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{2(2n+1)\sigma^2}{3n(n+1)\sigma^2} = 0$

由于概率不能小于0,

$\therefore \lim_{n \rightarrow \infty} P\{|T_n - E(T_n)| > \epsilon\} = 0$

即 $T_n$ 是从而相合估计.

有效性 (方差方向):

两个无偏估计, 方差越小有效

相合性 (不具备相合性的点估计都不可靠):

设 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 是来自 $N(\mu, \sigma^2)$ 的简单样本, 且 $E(X) = \mu, \text{Var}(X) = \sigma^2 < \infty$ , 该类估计量

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

证明:  $E(T_n) = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n E(X_i^2) - E(\bar{X})^2 = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n \frac{2}{n(n+1)} \sum_{j=1}^n (X_j - \mu)^2 = \frac{2(n+1)}{2(n+1)} \mu = \mu$

$\text{Var}(T_n) = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i^2) - E(T_n)^2 = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n \frac{4}{n(n+1)} \sum_{j=1}^n (X_j - \mu)^2 = \frac{4}{n(n+1)} \frac{2(n+1)}{2(n+1)} \sigma^2 = \frac{2}{3} \frac{2(n+1)}{n(n+1)} \sigma^2$

由此可知 $T_n$ 不偏斜, 对 $\sigma^2 > 0$ .

$D(T_n - E(T_n)) \leq D(T_n) \leq \frac{\text{Var}(T_n)}{4}$

$\therefore D(T_n - E(T_n)) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{2(2n+1)\sigma^2}{3n(n+1)\sigma^2} = 0$

即 $T_n$ 是从而相合估计.

有效性 (方差方向):

两个无偏估计, 方差越小有效

相合性 (不具备相合性的点估计都不可靠):

设 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 是来自 $N(\mu, \sigma^2)$ 的简单样本, 且 $E(X) = \mu, \text{Var}(X) = \sigma^2 < \infty$ , 该类估计量

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

证明:  $E(T_n) = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n E(X_i^2) - E(\bar{X})^2 = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n \frac{2}{n(n+1)} \sum_{j=1}^n (X_j - \mu)^2 = \frac{2(n+1)}{2(n+1)} \mu = \mu$

$\text{Var}(T_n) = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n \text{Var}(X_i^2) - E(T_n)^2 = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n \frac{4}{n(n+1)} \sum_{j=1}^n (X_j - \mu)^2 = \frac{4}{n(n+1)} \frac{2(n+1)}{2(n+1)} \sigma^2 = \frac{2}{3} \frac{2(n+1)}{n(n+1)} \sigma^2$

由此可知 $T_n$ 不偏斜, 对 $\sigma^2 > 0$ .