



西安交通大学  
XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY

# 参数估计





参数：反映总体某方面特征的量

比如：合格率, 均值, 方差, 中位数...

参数估计的形式：点估计和  
区间估计

例如：天气预报

明天的最高温度： $12^{\circ}\text{C}$ . ——点估计

明天的最高温度： $11^{\circ}\text{C}$  —  $13^{\circ}\text{C}$ . ——区间估计





设总体 $X$ 有未知参数 $\theta$ ,  $X_1, \dots, X_n$ 是总体 $X$ 的简单随机样本.

**点估计**: 构造合适的统计量  $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$

用来估计未知参数 $\theta$ ,  $\hat{\theta}$ 称为参数 $\theta$ 的**点估计量**.

当给定样本观察值 $x_1, \dots, x_n$ 时,  $\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n)$ 称为参数 $\theta$ 的**点估计值**.

• 常用的点估计方法:

矩估计法、极大似然估计法.



- 例6.1.1 某纺织厂细纱机在某一时间内的断头次数 $X$ 服从参数为 $\lambda$ 的Poisson分布，其中 $\lambda$ 未知，如何确定参数 $\lambda$ 的值？



对随机变量 $X$ 和非负整数 $k$ ，若 $E(X^k)$ 存在，则称 $E(X^k)$ 为 $X$ 的 $k$ 阶原点矩，简称 $k$ 阶矩；若 $E[(X - E(X))^k]$ 存在，则称 $E[(X - E(X))^k]$ 为 $X$ 的 $k$ 阶中心矩。

期望是一阶矩，方差是2阶中心矩。





## (一) 矩估计法

**统计思想:**以样本矩估计总体矩, 以样本矩的函数估计总体矩的函数.

**理论根据:**辛钦大数定律和依概率收敛的性质.

假设  $\mu_j = E(X^j)$  存在,  $j = 1, \dots, k$ .

则  $\hat{\mu}_j = A_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^j, j = 1, \dots, k, \xrightarrow{P} \mu_j, j = 1, \dots, \mu_k$

$$h(\mu_1, \dots, \mu_k) = h(A_1, \dots, A_k)$$



设总体 $X$ 的分布函数为  $F(x; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ ，其 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 为未知参数。

设 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 为来自总体 $X$ 的样本，若 $E(X^m) = \mu_m(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ 存在 ( $m = 1, \dots, k$ )， $m$ 阶样本矩为 $A_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^m$  ( $m = 1, \dots, k$ )，则

---



$$\text{令} \begin{cases} \mu_1(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_k) = A_1 \\ \dots \\ \mu_k(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_k) = A_k \end{cases}$$

这是包含  $k$  个未知参数  $\theta_1, \dots, \theta_k$  的方程组，  
从中解出方程组的解  $\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_k$   
用  $\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_k$  分别作为  $\theta_1, \dots, \theta_k$  的估计量，  
这一方法称为矩估计法。

这种估计量称为矩估计量；矩估计量的  
观察值称为矩估计值。





# 矩估计：一个未知参数

- 1) 先求出  $E(X) = \mu_1(\theta)$
  - 2) 解出  $\theta = g(E(X))$
  - 3)  $\hat{\theta} = g\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right)$  为  $\theta$  的矩估计量。
-



## 矩估计：两个未知参数

1) 计算  $EX, EX^2$

$$EX = \mu_1(\theta_1, \theta_2)$$

$$EX^2 = \mu_2(\theta_1, \theta_2)$$

2) 解出  $\theta_1, \theta_2$ ，用  $EX, EX^2$  表示

$$\begin{cases} \theta_1 = f_1(EX, EX^2) \\ \theta_2 = f_2(EX, EX^2) \end{cases}$$

3) 用  $\bar{X}$  代替  $EX$ ，用  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2$  代替  $EX^2$ ，有

$$\begin{cases} \hat{\theta}_1 = f_1(\bar{X}, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2) \\ \hat{\theta}_2 = f_2(\bar{X}, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2) \end{cases}$$

即为  $\theta_1, \theta_2$  的矩估计量。



设某城市一天中发生火警的次数 $X$ 服从参数为 $\lambda$ 的泊松分布， $\lambda$ 未知，有以下样本值；试估计参数 $\lambda$ (用矩估计法)。

火警次数 $k$	0	1	2	3	4	5	6	
有 $k$ 次火警的天数 $n_k$	75	90	54	22	6	2	1	$\sum = 250$

解:  $\mu_1 = EX = \lambda$      $A_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}$

所以，矩估计量:  $\hat{\lambda} = \bar{X}$ .

$$\hat{\lambda} = \bar{x} = \frac{1}{250} (0 \times 75 + 1 \times 90 + \cdots + 6 \times 1) = 1.22$$



设总体  $X \sim U[a, b]$ ,  $a, b$  未知;  $X_1, \dots, X_n$  是  $X$  的样本,  
求:  $a, b$  的矩估计量

解:  $\mu_1 = EX = \frac{a+b}{2},$

$$\mu_2 = EX^2 = DX + (EX)^2 = \frac{(b-a)^2}{12} + \left(\frac{a+b}{2}\right)^2$$

$$\text{令 } \frac{\hat{a} + \hat{b}}{2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X} \quad (1)$$

$$\frac{(\hat{b} - \hat{a})^2}{12} + \left(\frac{\hat{a} + \hat{b}}{2}\right)^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \quad (2)$$



(1) 代入 (2), 得:

$$\frac{(\hat{b} - \hat{a})^2}{12} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2 = B_2$$

$$\therefore \hat{b} - \hat{a} = 2\sqrt{3} B_2$$

$$\hat{a} + \hat{b} = 2\bar{X}$$

解得:  $\hat{a} = \bar{X} - \sqrt{3} B_2$

$$\hat{b} = \bar{X} + \sqrt{3} B_2$$





设总体 $X$ 的均值 $\mu$ , 方差 $\sigma^2$ 存在,  $\mu, \sigma^2$  为未知参数, 设  $X_1, \dots, X_n$  是 $X$ 的样本;  
求:  $\mu, \sigma^2$ 的矩估计量。

解:  $\mu_1 = EX = \mu,$

$$\mu_2 = EX^2 = DX + (EX)^2 = \sigma^2 + \mu^2$$

$$\text{令 } \hat{\mu} = \bar{X}, \quad \hat{\sigma}^2 + \hat{\mu}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2,$$

$$\text{所以 } \hat{\mu} = \bar{X}, \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = B_2$$



## 结 论

无论总体 $X$ 服从何种分布，总体均值 $EX = \mu$ ，总体方差 $DX = \sigma^2$ 作为未知参数，其矩估计量一定是样本均值和样本二阶中心矩，即：

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

---



- 假设袋中有若干只白色和黑色的小球，事先并不知道白球多还是黑球多，只知道两种球个数之比是1: 9，若连续抽取两次（有放回），每次一只，结果发现两只全是白球，试判断袋中白球多还是黑球多？

解：

设 $p$ 为白球所占的比例，于是连续抽取两次，白球个数为 $X$ ，则

$$P(X = x) = C_2^x p^x (1 - p)^{2-x}$$

$$P(X = 2) = 0.1 * 0.1 = 0.01 \quad \text{if} \quad p = 0.1$$

$$P(X = 2) = 0.9 * 0.9 = 0.81 \quad \text{if} \quad p = 0.9$$



原则:

以样本 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 的观测值 $x_1, \dots, x_n$ 来估计参数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ , 若选取 $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_k$ 使观测值出现的概率最大, 把 $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_k$ 作为参数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ 的估计量。



(1). 若总体 $X$ 为离散型，其分布律

$$P\{X = x\} = p(x; \theta),$$

的形式为已知， $\theta$ 为待估参数。

样本  $X_1, \dots, X_n$  取  $x_1, \dots, x_n$  的概率，即事件

$\{X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n\}$  发生的概率为：

$$P\{X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n\} = P(X_1 = x_1) \dots P(X_n = x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i; \theta)$$

$$\text{记: } L(\theta) = L(x_1, \dots, x_n; \theta) = \prod_{i=1}^n p(x_i; \theta)$$

$L(\theta)$ 称为样本的似然函数。





由极大似然估计法：选择使 $L(x_1, \dots, x_n; \theta)$ 达到最大的参数 $\hat{\theta}$ ，作为 $\theta$ 的估计值，即取 $\hat{\theta}$ 使得：

$$L(x_1, \dots, x_n; \hat{\theta}) = \max_{\theta} L(x_1, \dots, x_n; \theta)$$

$\hat{\theta}$ 与 $x_1, \dots, x_n$ 有关，记为 $\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n)$ ；

称其为参数 $\theta$ 的极大似然估计值。

$\hat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$ 称为参数 $\theta$ 的极大似然估计量。



(2).若总体 $X$ 为连续型，其概率密度 $f(x; \theta)$ ，形式已知， $\theta$ 为待估参数；

则 $X_1, \dots, X_n$ 的联合密度：
$$\prod_{i=1}^n f(x_i; \theta)$$

设 $x_1, \dots, x_n$ 是 $X_1, \dots, X_n$ 的样本观测值，则随机点 $(X_1, \dots, X_n)$ 落在 $(x_1, \dots, x_n)$ 的邻域（边长分别为 $dx_1, \dots, dx_n$ 的 $n$ 维立方体）内的概率近似为：

$$\prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) dx_i$$

取 $\theta = \hat{\theta}$ ，使上述概率达到最大值。



但  $\prod_i dx_i$  不随  $\theta$  而变，故只需考虑：

$$L(\theta) = L(x_1, \dots, x_n; \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta)$$

的最大值， $L(\theta)$  称为样本的似然函数。

若 
$$L(x_1, \dots, x_n; \hat{\theta}) = \max_{\theta} L(x_1, \dots, x_n; \theta)$$

则称  $\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n)$  为  $\theta$  的极大似然估计值。

称  $\hat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$  为  $\theta$  的极大似然估计量。

---



一般,  $L(\theta)$ 可导, 从而

令: 
$$\frac{dL(\theta)}{d\theta} = 0, \text{ 求得 } \theta.$$

由于  $L(\theta)$ 为乘积形式, 求导后复杂. 而 $L(\theta)$ 与 $\ln L(\theta)$ 极值点相同, 因此 $\theta$ 的极大似然估计也可从下述方程解得:

$$\frac{d}{d\theta} \ln L(\theta) = 0.$$

---



若总体的分布中包含多个参数  $\theta_1, \dots, \theta_k$ ,  
则似然函数为  $L(\theta_1, \dots, \theta_k)$

$$\text{可令} \begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \theta_1} = 0, \\ \dots\dots\dots \\ \frac{\partial L}{\partial \theta_k} = 0 \end{cases}$$

(似然方程组)

$$\text{或} \begin{cases} \frac{\partial \ln L}{\partial \theta_1} = 0, \\ \dots\dots\dots \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \theta_k} = 0 \end{cases}$$

(对数似然方程组)

解  $k$  个方程组求得  $\theta_1, \dots, \theta_k$  的极大似然估计值。





设  $X \sim B(1, p)$ ;  $X_1, \dots, X_n$  是来自  $X$  的样本  
试求参数  $p$  的极大似然估计量。

解：设  $x_1, \dots, x_n$  是一个样本值。  $X$  的分布律为：

$$P\{X = x\} = p^x (1-p)^{1-x}, \quad x = 0, 1;$$

故似然函数为 
$$L(p) = \prod_{i=1}^n p^{x_i} (1-p)^{1-x_i} = p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n - \sum_{i=1}^n x_i},$$

而 
$$\ln L(p) = \left( \sum_{i=1}^n x_i \right) \ln p + \left( n - \sum_{i=1}^n x_i \right) \ln(1-p).$$

令 
$$\frac{d}{dp} \ln L(p) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{p} - \frac{n - \sum_{i=1}^n x_i}{1-p} = 0.$$



解得 $p$ 的极大似然估计值

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

即 $p$ 的极大似然估计量为:

$$\hat{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}$$

与矩估计量相同。

---



设  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ;  $(\mu, \sigma^2)$  为未知参数,  $X_1, \dots, X_n$  是  $X$  的样本  
求:  $\mu, \sigma^2$  的极大似然估计量。

解:  $X$  的概率密度为:

$$p(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(x - \mu)^2\right\}$$

似然函数为:

$$\begin{aligned} L(\mu, \sigma^2) &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(x_i - \mu)^2\right\} \\ &= (2\pi)^{-n/2} (\sigma^2)^{-n/2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2\right\} \end{aligned}$$

$$\ln L(\mu, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$



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

$$\text{解得: } \hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X},$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = B_2$$

---



某元件寿命X的密度

$$p(x, \theta) = \begin{cases} 2e^{-2(x-\theta)}, & x \geq \theta \\ 0, & x < \theta \end{cases}$$

$\theta$  是未知参数,  $x_1, \dots, x_n$  是样本观察值。求  $\theta$  的极大似然估计量。

$$\text{解: } L(\theta) = \prod_{i=1}^n p(x_i, \theta) = \begin{cases} 2^n e^{-2 \sum_{i=1}^n (x_i - \theta)}, & x_i \geq \theta, i = 1, \dots, n \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

当一切  $x_i \geq \theta$  时有

$$\ln L(\theta) = n \ln 2 - 2 \sum_{i=1}^n (x_i - \theta).$$





$$\frac{d \ln L(\theta)}{d \theta} = 2n > 0, \quad \text{故 } \frac{d \ln L(\theta)}{d \theta} = 0 \text{ 无解.}$$

从似然函数本身考虑,

$L(\theta)$  单调递增,  $\theta$  越大,  $L(\theta)$  越大

又因  $\theta$  要满足  $\theta \leq x_i, i = 1, \dots, n$ .

即取  $\theta = \min\{x_i\}$  时  $L(\theta)$  最大,

从而得极大似然估计量:

$$\hat{\theta} = \min\{X_i\}.$$



设  $\hat{\theta}$  是  $\theta$  的极大似然估计,  $u=u(\theta)$

是  $\theta$  的函数, 且有单值反函数:

则  $\hat{u} = u(\hat{\theta})$  是  $u(\theta)$  的极大似然估计.

---



$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$  是  $\sigma^2$  的极大似然估计

$\sigma = \sqrt{\sigma^2}$  有单值反函数,

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

是  $\sigma$  的极大似然估计.

---



- 无偏性 (Unbiasedness)
  - 有效性 (Efficiency)
  - 相合性 (Consistency)
-



定义：若参数 $\theta$ 的估计量 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ , 满足

$$E(\hat{\theta}) = \theta,$$

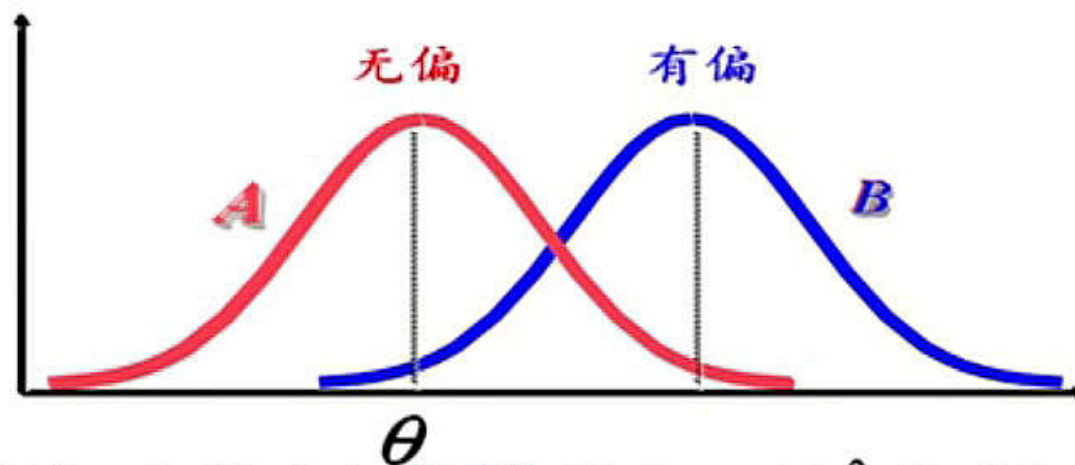
则称 $\hat{\theta}$ 是 $\theta$ 的一个无偏估计量.

若 $E(\hat{\theta}) \neq \theta$ , 那么 $E(\hat{\theta}) - \theta$ 称为估计量 $\hat{\theta}$ 的偏差,

若 $\lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{\theta}) = \theta$ , 则称 $\hat{\theta}$ 是 $\theta$ 的渐近无偏估计量.



- 无偏性:  $E(\hat{\theta}) = \theta$



若 $\hat{\theta}_1$ 的概率密度如红线所示, 则 $\hat{\theta}_1$ 是 $\theta$ 的无偏估计.

若 $\hat{\theta}_2$ 的概率密度如蓝线所示, 则 $\hat{\theta}_2$ 是 $\theta$ 的有偏估计.

我们不可能要求每一次由样本得到的估计值与真值都相等, 但可以要求这些估计值的平均值与真值相等.





设总体  $X$  的  $k$  阶矩  $\mu_k = E(X^k)$  ( $k \geq 1$ ) 存在,  
又设  $X_1, X_2, \dots, X_n$  是  $X$  的样本, 则不论总体服从  
何种分布,  $k$  阶样本矩  $A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$  是  $k$  阶总体矩  $\mu_k$   
的无偏估计.

**证** 因为  $X_1, X_2, \dots, X_n$  与  $X$  同分布,  
故有  $E(X_i^k) = E(X^k) = \mu_k, \quad i = 1, 2, \dots, n.$   
即  $E(A_k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i^k) = \mu_k.$

---



## 总结:

样本均值  $\bar{X}$  是总体均值  $\mu = E(X)$  的无偏估计量.

样本二阶矩  $A_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2$  是总体二阶矩  $\mu_2 = E(X^2)$  的无偏估计量.

---



**例：** 设总体 $X$ 服从均匀分布 $U(0, \theta)$ ,  $\theta$ 是未知参数, 样本 $X_1, \dots, X_n$ .

(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.



(1) 矩估计:

$$\text{由 } \mu_1 = E(X) = \int_0^{\theta} \frac{1}{\theta} x dx = \frac{\theta}{2}$$

$$\Rightarrow \theta = 2\mu_1 \Rightarrow \theta \text{ 的矩估计 } \hat{\theta} = 2\bar{X}$$

$$\text{因为 } E(\hat{\theta}) = E(2\bar{X}) = 2E(\bar{X}) = 2E(X) = \theta,$$

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



(2) 极大似然估计:

$$\Rightarrow L(\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n}, & 0 \leq x_1, \dots, x_n \leq \theta, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

$X$ 的概率密度

$$f_X(x, \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & 0 \leq x \leq \theta, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

$L(\theta)$ 关于  $\theta > 0$  递减,

而  $\theta$  的范围为:  $\theta \geq x_{(n)} = \max\{x_1, \dots, x_n\}$ ,

所以,  $\theta$  的极大似然估计量

$$\hat{\theta}_L = X_{(n)} = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}.$$





根据式3.4.7,  $X_{(n)}$ 的分布函数为

$$F_{X_{(n)}}(x) = [F(x)]^n = \begin{cases} 0, & x < 0, \\ \frac{x^n}{\theta^n}, & 0 \leq x \leq \theta, \\ 1, & x > \theta. \end{cases}$$

求导数得密度函数为

$$f_{X_{(n)}}(x) = \begin{cases} \frac{nx^{n-1}}{\theta^n}, & 0 \leq x \leq \theta, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$





因此有:

$$\begin{aligned} E(\hat{\theta}_L) &= E(X_{(n)}) = \int_0^\theta \frac{x \cdot nx^{n-1}}{\theta^n} dx \\ &= \frac{n}{n+1} \theta \neq \theta \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &E\left[\frac{n+1}{n} \max(X_1, X_2, \dots, X_n)\right] \\ &= \frac{n+1}{n} E(\hat{\theta}_L) \\ &= \theta \end{aligned}$$

所以  $\frac{n+1}{n} \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$  是  $\theta$  的无偏估计量.

---



- 设总体 $X$ 的均值 $E(X) = \mu$ , 方差 $D(X) = \sigma^2$ ,  $(X_1, \dots, X_n)$ 为来自总体的简单随机样本, 试证明
  1.  $\bar{X}^2$ 是 $\mu^2$ 的渐进无偏估计量
  2. 样本二阶中心矩 $B_2$ 是 $\sigma^2$ 的渐进无偏估计量



1. 证:  $E(\bar{X}) = E(X) = \mu$ ,  $D(\bar{X}) = \frac{\sigma^2}{n}$

$$E(\bar{X}^2) = D(\bar{X}) + (E\bar{X})^2 = \frac{\sigma^2}{n} + \mu^2$$

当  $n \rightarrow \infty$  时,  $\frac{\sigma^2}{n} \rightarrow 0$

故  $\bar{X}^2$  是  $\mu^2$  的渐进无偏估计量

2. 证:

$$E(X_i) = E(X) = \mu, \quad D(X_i) = D(X) = \sigma^2$$

$$E(X_i^2) = D(X_i) + (EX_i)^2 = \sigma^2 + \mu^2.$$

---



因而  $E(B_2) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i^2) - E(\bar{X}^2)$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [D(X_i) + (EX_i)^2] - [D(\bar{X}) + (E\bar{X})^2]$$

$$= (\sigma^2 + \mu^2) - \left(\frac{\sigma^2}{n} + \mu^2\right)$$

$$= \frac{n-1}{n} \sigma^2 \neq \sigma^2$$

当  $n \rightarrow \infty$  时,  $\frac{n-1}{n} \sigma^2 \rightarrow \sigma^2$

故  $B_2$  是  $\sigma^2$  的渐进无偏估计量



$$E(B_2) = \frac{n-1}{n} \sigma^2 \neq \sigma^2$$

若以  $\frac{n}{n-1}$  乘  $B_2$ , 所得到的估计量就是无偏的.

(这种方法称为**无偏化**).

$$E\left(\frac{n}{n-1} B_2\right) = \frac{n}{n-1} E(B_2) = \sigma^2.$$

因为  $\frac{n}{n-1} B_2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = S^2,$

即  $S^2$  是  $\sigma^2$  的无偏估计,





➤ 纠偏方法

如果  $E(\hat{\theta}) = a\theta + b, \theta \in \Theta$ , 其中  $a, b$  是常数, 且  $a \neq 0$ ,  
则  $\frac{1}{a}(\hat{\theta} - b)$  是  $\theta$  的无偏估计.

$\hat{\theta}$  是  $\theta$  的无偏估计,

不一定有  $g(\hat{\theta})$  是  $g(\theta)$  的无偏估计量

特别:

即  $S^2$  是  $\sigma^2$  的无偏估计,

但,  $S$  并不是  $\sigma$  的无偏估计





- 一个参数可能存在多个无偏估计

若  $\hat{\theta}_1$  和  $\hat{\theta}_2$  都是参数  $\theta$  的无偏估计量,

可以比较  $D(\hat{\theta}_1)$  和  $D(\hat{\theta}_2)$ .

以方差小为好, 这就引进了有效性这一概念.

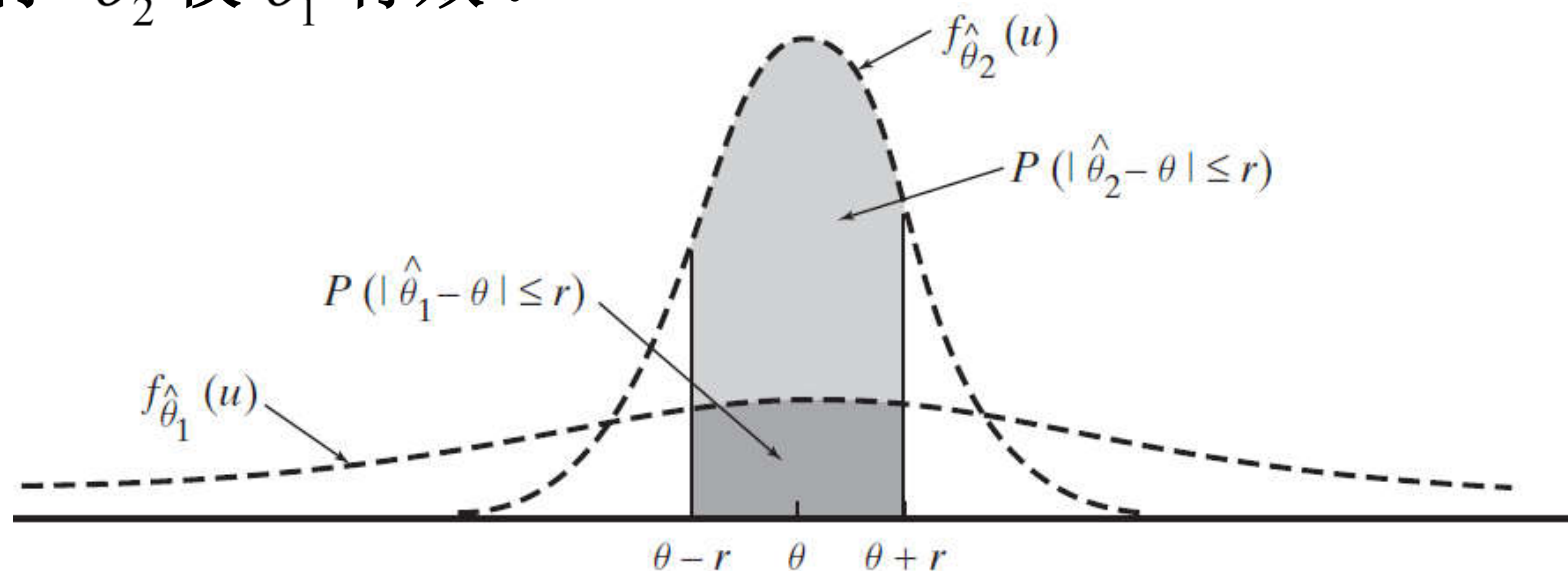


# 有效性

设  $\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_1(X_1, \dots, X_n)$  和  $\hat{\theta}_2 = \hat{\theta}_2(X_1, \dots, X_n)$

都是参数  $\theta$  的无偏估计量, 若对任意  $n$ ,  $D(\hat{\theta}_2) \leq D(\hat{\theta}_1)$

则称  $\hat{\theta}_2$  较  $\hat{\theta}_1$  有效.



$$P(\theta - r \leq \hat{\theta}_2 \leq \theta + r) > P(\theta - r \leq \hat{\theta}_1 \leq \theta + r)$$



**例：** 设总体  $X \sim U[0, \theta]$ ,  $X_1, \dots, X_n$  为一样本.  
已知  $\theta$  的两个无偏估计为

$$\hat{\theta}_1 = 2\bar{X}, \quad \hat{\theta}_2 = \frac{n+1}{n} X_{(n)}.$$

试判别  $\hat{\theta}_1$  与  $\hat{\theta}_2$  哪个更有效 ( $n \geq 2$  时)?



$$\text{解: } D(\hat{\theta}_1) = D(2\bar{X}) = 4 \cdot \frac{1}{n} \cdot \frac{\theta^2}{12} = \frac{\theta^2}{3n}$$

$X_{(n)}$  的密度函数为

$$f_{X_{(n)}}(x) = \begin{cases} \frac{nx^{n-1}}{\theta^n}, & 0 < x < \theta, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases}$$

$$\Rightarrow E(X_{(n)}) = \int_0^\theta \frac{nx^n}{\theta^n} dx = \frac{n}{n+1} \theta,$$

$$E(X_{(n)}^2) = \int_0^\theta \frac{nx^{n+1}}{\theta^n} dx = \frac{n}{n+2} \theta^2$$



$$\text{于是 } D(\hat{\theta}_2) = \frac{(n+1)^2}{n^2} \left\{ E(X_{(n)}^2) - [E(X_{(n)})]^2 \right\} = \frac{\theta^2}{n(n+2)}$$

当  $n \geq 2$  时,

$$\therefore D(\hat{\theta}_1) = \frac{\theta^2}{3n} > \frac{\theta^2}{n(n+2)} = D(\hat{\theta}_2)$$

$\hat{\theta}_2$  比  $\hat{\theta}_1$  更有效 ( $n \geq 2$  时)





**例：** 设总体  $X$ , 且  $E(X)=\mu$ ,  $D(X)=\sigma^2$

$(X_1, X_2, \dots, X_n)$  为总体  $X$  的样本。

(1) 设常数  $c_i$  不全相等,  $i=1, 2, \dots, n$ .  $\sum_{i=1}^n c_i = 1$ .

证明  $\hat{\mu}_1 = \sum_{i=1}^n c_i X_i$  是  $\mu$  的无偏估计量

(2) 证明  $\hat{\mu} = \bar{X}$  比  $\hat{\mu}_1 = \sum_{i=1}^n c_i X_i$  更有效

证 (1)  $E(\hat{\mu}_1) = \sum_{i=1}^n c_i E(X_i) = \sum_{i=1}^n c_i \mu = \mu$





$$(2) \quad D(\hat{\mu}_1) = \sum_{i=1}^n c_i^2 D(X_i) = \sigma^2 \sum_{i=1}^n c_i^2$$

$$\begin{aligned} \text{而} \quad 1 &= \left( \sum_{i=1}^n c_i \right)^2 = \sum_{i=1}^n c_i^2 + 2 \sum_{1 \leq i < j \leq n} c_i c_j \\ &\leq \sum_{i=1}^n c_i^2 + \sum_{1 \leq i < j \leq n} (c_i^2 + c_j^2) = n \sum_{i=1}^n c_i^2 \end{aligned}$$

$$\sum_{i=1}^n c_i^2 \geq \frac{1}{n} \quad \Rightarrow \quad D(\bar{X}) = \frac{1}{n} \sigma^2 \leq \sum_{i=1}^n c_i^2 \sigma^2 = D(\hat{\mu}_1)$$

**结论** 算术均值比加权均值更有效.



- 无偏性与有效性都研究固定样本量的情况
- 相合性关注样本量  $n \rightarrow \infty$  的情况

定义 设  $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_n(X_1, X_2, \dots, X_n)$  是总体参数  $\theta$  的估计量. 若当  $n \rightarrow \infty$  时,

$\hat{\theta}_n$  依概率收敛于  $\theta$ , 即  $\forall \varepsilon > 0$ ,

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

则称  $\hat{\theta}_n$  是总体参数  $\theta$  的一致(相合)估计量.

记  $\hat{\theta} \xrightarrow{P} \theta (n \rightarrow \infty)$

---



定义 如果，当 $n \rightarrow \infty$ 时， $\hat{\theta}$ 均方收敛于 $\theta$ ，即

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{\theta} - \theta)^2 = 0$$

则称 $\hat{\theta}$ 为 $\theta$ 的均方相合估计量，

$$\text{记 } \hat{\theta} \xrightarrow{L_2} \theta (n \rightarrow \infty)$$

■ 证明 $\hat{\theta} \xrightarrow{L_2} \theta$ 必然有 $\hat{\theta} \xrightarrow{P} \theta$

---



**例：** 设总体  $X \sim U[0, \theta]$ ,  $X_1, \dots, X_n$  是一样本，  
证明  $\hat{\theta}_1 = 2\bar{X}$  和  $\hat{\theta}_2 = \frac{n+1}{n} X_{(n)}$  都是  $\theta$  的相合估计.

证明：  $\hat{\theta}_1 = 2\bar{X} \xrightarrow{P} 2E(X) = \theta,$   
 $\Rightarrow \hat{\theta}_1$  是  $\theta$  的相合估计.



$$E(\hat{\theta}_2) = \theta, \quad D(\hat{\theta}_2) = \frac{\theta^2}{n(n+2)}$$

由切比雪夫不等式,  $\forall \varepsilon > 0$ , 当  $n \rightarrow \infty$  时,

$$0 \leq P\{|\hat{\theta}_2 - \theta| < \varepsilon\} \geq 1 - \frac{D(\hat{\theta}_2)}{\varepsilon^2} = 1 - \frac{\theta^2}{n(n+2)\varepsilon^2} \rightarrow 1$$

所以  $\hat{\theta}_2$  也是  $\theta$  的相合估计.



- 设总体 $X$ 的 $2m$ 阶矩存在,  $(X_1, \dots, X_n)$ 为来自总体的简单随机样本, 试证明样本 $k$ 阶原点矩 $A_k$ 作为总体 $k$ 阶原点矩 $\mu_k$  ( $1 \leq k \leq m$ )的估计量, 既是相合估计量, 又是均方相合估计量





- 如果 $\hat{\theta}$ 是 $\theta$ 的相合估计, 常数列 $\{a_n\}$ 和 $\{b_n\}$ 满足 $\lim_{n \rightarrow \infty} a_n = a$ ,  $\lim_{n \rightarrow \infty} b_n = b$ , 则 $a_n \hat{\theta} + b_n$ 是 $a\theta + b$ 的相合估计。
  - 如果 $\hat{\theta}$ 是 $\theta$ 的相合估计, 函数 $g(t)$ 在 $\theta$ 处连续, 则 $g(\hat{\theta})$ 是 $g(\theta)$ 的相合估计, 并且这结果对 $g$ 是多元函数时也成立。
-



- 证明如果总体 $X$ 的四阶矩存在，则样本方差 $S^2$ 和样本二阶中心矩 $B_2$ 都是方差 $\sigma^2$ 的相合估计， $S$ 和 $\sqrt{B_2}$ 都是总体标准差 $\sigma$ 的相合估计



- 经验分布函数  $F_n(x) = 1/n \sum_{i=1}^n I(X_i \leq x)$  是总体分布函数的  $F(x)$  的
    1. 无偏估计量
    2. 相合估计量
    3. 均方相合估计量
-



根据具体样本观测值, 点估计提供一个明确的数值.

但这种判断的**把握有多大**, 点估计本身并没有告诉人们. 为弥补这种不足, 提出区间估计的概念.



- 定义  $X_1, \dots, X_n$  为来自总体  $X$  的一个样本， $\theta$  是总体的未知参数，对于给定值  $\alpha (0 < \alpha < 1)$ ，若统计量  $\hat{\theta}_1(X_1, \dots, X_n)$  和  $\hat{\theta}_2(X_1, \dots, X_n)$  满足

$$P\{\hat{\theta}_1(X_1, \dots, X_n) < \theta < \hat{\theta}_2(X_1, \dots, X_n)\} = 1 - \alpha$$

则称随机区间  $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$  为  $\theta$  的置信度为  $1-\alpha$  的双侧置信区间， $\hat{\theta}_1$  和  $\hat{\theta}_2$  分别称为置信下限和置信上限， $1-\alpha$  为置信度。

---



# 区间与置信水平

说明：参数 $\theta$ 虽然未知，但是**确定**的值。

$\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2$ 是统计量，**随机**的，依赖于样本。

置信区间 $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ 是**随机**的，依赖于样本。样本不同，算出的区间也不同。

对于有些样本观察值，区间覆盖 $\theta$ ，但对于另一些样本观察值，区间则不能覆盖 $\theta$ 。





例： 设总体 $X \sim N(\mu, 4)$ ,  $\mu$ 未知,  $X_1, \dots, X_4$ 是一样本.  
则 $\bar{X} \sim N(\mu, 1)$ .

$$\begin{aligned} P(\bar{X} - 2 < \mu < \bar{X} + 2) &= P(|\bar{X} - \mu| < 2) \\ &= 2\Phi(2) - 1 = 0.9544 \end{aligned}$$

$\Rightarrow (\bar{X} - 2, \bar{X} + 2)$ 是 $\mu$ 的置信水平为0.95的  
置信区间.

---



# 区间与置信水平

若 $\mu = 0.5$ , 当 $\bar{x}$ 分别为3, 2, 1时, 对应区间为:

(1,5), 😞 (0,4), 😊 (-1,3), 😊

对于一个具体的区间而言, 或者**包含真值**或者**不包含真值**, **无概率**可言。

$(\bar{X} - 2, \bar{X} + 2)$ 是 $\mu$ 的置信水平为0.95的置信区间  
中“置信水平为0.95”的意义是什么? .



# 区间与置信水平

一般地,  $P\{\hat{\theta}_1(X_1, \dots, X_n) < \theta < \hat{\theta}_2(X_1, \dots, X_n)\} = 1 - \alpha$ ,

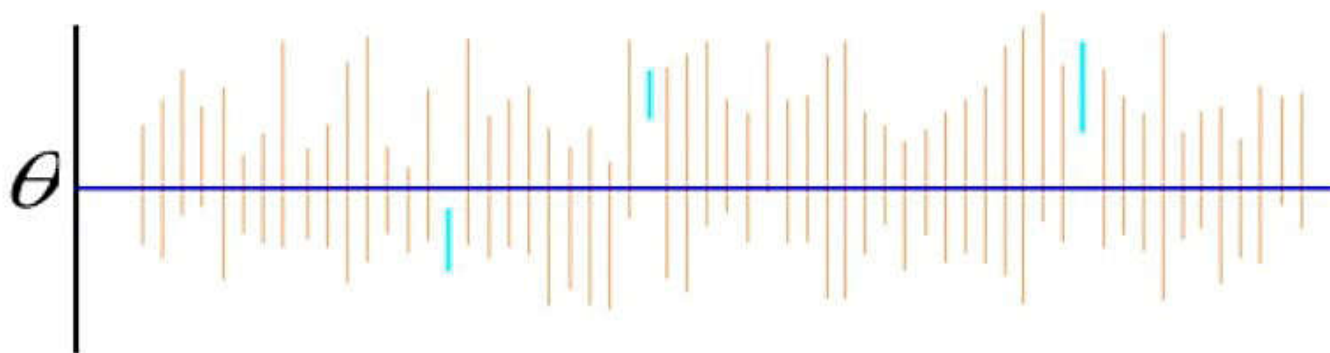
则置信区间  $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$  的含义为:

反复抽样多次(各次样本容量都为  $n$ ). 每个样本值确定一个区间  $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ , 每个这样的区间或包含  $\theta$  的真值, 或不包含  $\theta$  的真值.

这些区间中, 包含  $\theta$  真值的比例约为  $1 - \alpha$ .



# 区间与置信水平



如反复抽样10000次, 当 $\alpha = 0.05$ , 即置信水平为95%时, 10000个区间中包含 $\theta$ 真值的约为9500个; 当 $\alpha = 0.01$ , 即置信水平为99%时, 10000个区间中包含 $\theta$ 的真值的约为9900个.





# 区间与置信水平

**定义**：称置信区间 $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ 的平均长度 $E(\hat{\theta}_2 - \hat{\theta}_1)$ 为区间的**精确度**，精确度的一半为**误差限**。

**注意**：在给定的样本容量下，置信水平和精确度是**相互制约**的。

已得到

$(\bar{X} - 2, \bar{X} + 2)$ 是 $\mu$ 的置信水平为0.9544的置信区间  
同理可得

$(\bar{X} - 1, \bar{X} + 1)$ 是 $\mu$ 的置信水平为0.6826的置信区间

置信水平高，精确度低  
精确度高，置信水平低



相同的置信水平也可以得到不同的区间估计.  
在这些区间估计中如何选择呢?

已得到

$(\bar{X} - 2, \bar{X} + 2)$  是  $\mu$  的置信水平为 0.9544 的置信区间

类似可计算得:

$(\bar{X} - 1.89, \bar{X} + 2.14)$  是  $\mu$  的置信水平为 0.9544 的置信区间.

**Neyman原则:** 在置信水平达到  $1 - \alpha$  的置信区间中,  
选精确度尽可能高的置信区间.





## ■ 构造置信区间的一般步骤：

1. 由样本 $X_1, \dots, X_n$ ，寻求一个样本与 $\theta$ 的函数 $Z(X_1, \dots, X_n; \theta)$ ，它包含 $\theta$ ，但 $Z$ 的分布完全已知，这样的 $Z$ 称为枢轴量
2. 对于给定的置信度 $1-\alpha$ ，确定两个常数 $a, b$ ，使得 $P\{a < Z(X_1, \dots, X_n; \theta) < b\} = 1 - \alpha$
3. 将不等式 $a < Z(X_1, \dots, X_n; \theta) < b$ 改写为 $\hat{\theta}_1(X_1, \dots, X_n) < \theta < \hat{\theta}_2(X_1, \dots, X_n)$ 的形式，则随机区间 $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ 就是 $\theta$ 的一个置信度为 $1-\alpha$ 的双侧置信区间
4. 根据一次具体抽样所得的样本值 $x_1, \dots, x_n$ 就可计算得到一个具体的置信区间



- 在求解置信区间的步骤中，关键是选择合适的 $Z(X_1, \dots, X_n; \theta)$ , 并确定他的分布.
  - 注意：选取的 $Z$ 只能含有未知参数 $\theta$ ，而不能含有其他的未知参数， $Z$ 的分布还必须是可求的，且它的分布不依赖于任何未知参数.
  - 在许多实际问题中，这是较难的，由于正态总体比较容易解决，可考虑样本容量较大时的极限分布，求其大样本置信区间.
-



# 单侧区间估计

- 定义  $X_1, \dots, X_n$  为来自总体  $X$  的一个样本,  $\theta$  是总体的未知参数, 对于给定值  $\alpha (0 < \alpha < 1)$ ,

若统计量  $\underline{\theta} = \underline{\theta}(X_1, \dots, X_n)$  满足

$$P\{\underline{\theta}(X_1, \dots, X_n) < \theta\} = 1 - \alpha$$

则称  $(\underline{\theta}, +\infty)$  为  $\theta$  的置信度为  $1-\alpha$  的单侧置信区间,  $\underline{\theta}$  称为单侧置信下限(界)

若统计量  $\bar{\theta} = \bar{\theta}(X_1, \dots, X_n)$  满足

$$P\{\theta < \bar{\theta}(X_1, \dots, X_n)\} = 1 - \alpha$$

则称  $(-\infty, \bar{\theta})$  为  $\theta$  的置信度为  $1-\alpha$  的单侧置信区间,  $\bar{\theta}$  称为单侧置信上限(界)



## 1. 假定条件( $\sigma^2$ 已知)

- 总体服从正态分布,且总体方差 ( $\sigma^2$ ) 已知
- 如果不是正态分布, 可以由正态分布来近似 ( $n \geq 30$ )

## 2. 使用正态分布统计量

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

## 3. 总体均值 $\mu$ 在 $1-\alpha$ 置信水平下的置信区间为

$$\left( \bar{X} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} U_{\alpha/2}, \bar{X} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} U_{\alpha/2} \right)$$



## 正态总体均值的置信区间

【例】从过去10例买了汽车擦碰险并发生修车理赔的案例中，估计出平均理赔费用为540。假定理赔费服从正态分布，且总体标准差 $\sigma=299$ ，试建立该理赔费总体均值的置信区间，给定置信水平为0.95。

解：已知  $X \sim N(\mu, 299^2)$ ,  $\bar{x}=540$ ,  $n=10$ ,  $1-\alpha=0.95$ ,  $U_{\alpha/2}=1.96$

总体均值 $\mu$ 的置信区间为

$$\begin{aligned} & \left( \bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} U_{\alpha/2}, \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} U_{\alpha/2} \right) \\ &= \left( 540 - 1.96 \frac{299}{\sqrt{10}}, 540 + 1.96 \frac{299}{\sqrt{10}} \right) \\ &= (354.68, 725.32) \end{aligned}$$

我们可以95%的概率保证理赔的总体均值在354.68~725.32之间





# 正态总体均值的置信区间

【例】某种零件长度服从正态分布，从该批产品中随机抽取9件，测得其平均长度为**21.4 mm**。已知总体标准差  $\sigma = 0.15\text{mm}$ ，试建立该种零件总体平均长度的置信区间，给定置信水平为**0.95**。

解：已知  $X \sim N(\mu, 0.15^2)$ ,  $\bar{x} = 2.14$ ,  $n=9$ ,  $1-\alpha = 0.95$ ,  $U_{\alpha/2} = 1.96$   
总体均值  $\mu$  的置信区间为

$$\begin{aligned} & \left( \bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} U_{\alpha/2}, \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} U_{\alpha/2} \right) \\ &= \left( 21.4 - 1.96 \frac{0.15}{\sqrt{9}}, 21.4 + 1.96 \frac{0.15}{\sqrt{9}} \right) \\ &= (21.302, 21.498) \end{aligned}$$

我们可以95%的概率保证该种零件的平均长度在**21.302~21.498 mm**之间





【例】某大学从该校学生中随机抽取**100**人，调查到他们平均每天参加体育锻炼的时间为**26**分钟。试以**95%**的置信水平估计该大学全体学生平均每天参加体育锻炼的时间（已知总体方差为**36**）。

解：已知  $\bar{x}=26$ ,  $\sigma=6$ ,  $n=100$ ,  
 $1-\alpha = 0.95$ ,  $U_{\alpha/2}=1.96$

$$\begin{aligned} & \left( \bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} U_{\alpha/2}, \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} U_{\alpha/2} \right) \\ &= \left( 26 - 1.96 \frac{6}{\sqrt{100}}, 26 + 1.96 \frac{6}{\sqrt{100}} \right) \\ &= (24.824, 27.176) \end{aligned}$$

我们可以**95%**的概率保证平均每天参加锻炼的时间在**24.824~27.176** 分钟之间



## 1. 假定条件( $\sigma^2$ 未知)

- 总体方差 ( $\sigma^2$ ) 未知
- 总体必须服从正态分布

## 2. 使用 $t$ 分布统计量

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

## 3. 总体均值 $\mu$ 在 $1-\alpha$ 置信水平下的置信区间为

$$\left( \bar{X} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\alpha/2}, \bar{X} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\alpha/2} \right)$$



【例】在学术期刊发表论文时需要经过3至5名审稿人的严格审查。一项关于审稿人如何进行审稿的调查研究中，样本由管理类学术杂志的64位审稿人组成，他们被问及对一个典型的审稿完整过程来说，审查一篇论文需花费多少时间。调查得出，其样本均值  $\bar{x} = 5.4$  小时，标准差  $s = 3.6$  小时。建立总体均值  $\mu$  的99%的置信区间，并进行解释。

解：  $\bar{x} = 5.4, s = 3.6, n = 64, 1 - \alpha = 0.99,$   
 $t_{\alpha/2} = 2.66, U_{\alpha/2} = 2.58,$   
利用t统计量进行区间估计

$$\left( \bar{x} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\alpha/2}, \bar{x} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{\alpha/2} \right)$$
$$= \left( 5.4 - 2.66 \frac{3.6}{\sqrt{64}}, 5.4 + 2.66 \frac{3.6}{\sqrt{64}} \right) = (4.2, 6.6)$$



1. 假设总体服从正态分布( $\mu$ 未知)
2. 使用  $\chi^2$  统计量

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

3. 总体方差在 $1-\alpha$ 置信水平下的置信区间为

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



- 【例】为了知道产品质量的稳定性，对某种金属的10个样品组成的一个随机样本作抗拉强度试验。假设抗拉强度服从正态分布，从实验数据算出的样本方差为4。试求 $\sigma^2$ 的95%的置信区间。





解: 已知  $n=10$ ,  $s^2=4$ ,  $1-\alpha=95\%$   
 $\sigma^2$  置信度为 95% 的置信区间为

$$\begin{aligned} & \left( \frac{(n-1)S^2}{\chi_{\alpha/2}^2(n-1)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{1-\alpha/2}^2(n-1)} \right) \\ &= \left( \frac{(10-1)4}{19.0228}, \frac{(10-1)4}{2.7004} \right) \\ &= (1.8925, 13.3314) \end{aligned}$$





- 1. 假定条件( $\sigma_1^2$ 和 $\sigma_2^2$  已知)
  - 两个总体都服从正态分布
  - 两个样本是独立的随机样本
- 2. 两个独立样本均值之差的抽样分布服从正态分布, 其期望值为

$$E(\bar{X} - \bar{Y}) = \mu_1 - \mu_2$$

其标准误差为

$$\sigma_{(\bar{X}-\bar{Y})} = \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}$$



### 3. 使用正态分布统计量

$$U = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}} \sim N(0,1)$$

### 4. 两个总体均值之差 $\mu_1 - \mu_2$ 在 $1 - \alpha$ 置信水平下的置信区间为

$$\left( (\bar{X} - \bar{Y}) - U_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}, (\bar{X} - \bar{Y}) + U_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \right)$$

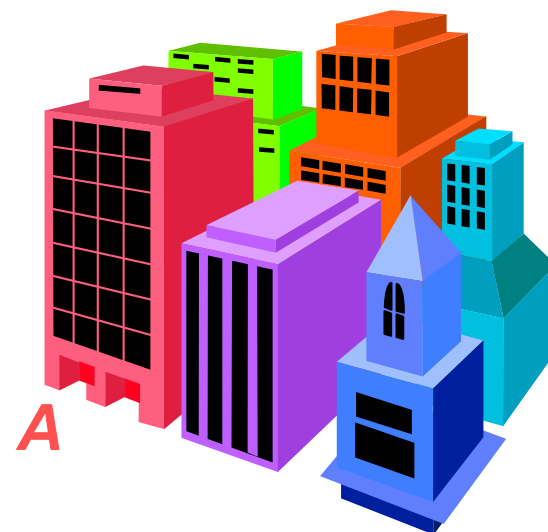


西安交通大学

XI'AN JIAOTONG UNIVERSITY

■ **【例】** 一个银行负责人想知道储户存入两家银行的存款金额差异。他从两家银行各抽取了一个由**25**个储户组成的随机样本，样本均值如下：银行**A**：**4500**元；银行**B**：**3250**元。设已知两个银行中储户的存款总体服从方差分别为  $\sigma_A^2=2500$  和  $\sigma_B^2=3600$  的正态分布。试求  $\mu_A - \mu_B$  的区间估计

- (1) 置信度为**95%**
- (2) 置信度为**99%**





解: 已知

$$X_A \sim N(\mu_A, 2500)$$

$$X_B \sim N(\mu_B, 3600)$$

$$\bar{x}_A = 4500,$$

$$\bar{x}_B = 3250,$$

$$\sigma_A^2 = 2500$$

$$\sigma_B^2 = 3600$$

$$n_A = n_B = 25$$

(1)  $\mu_A - \mu_B$  置信度为95%的置信区间为

$$(4500 - 3250) \pm 1.96 \sqrt{\frac{2500}{25} + \frac{3600}{25}}$$
$$(1219.78, 1280.62)$$

(2)  $\mu_A - \mu_B$  置信度为99%的置信区间为

$$(4500 - 3250) \pm 2.58 \sqrt{\frac{2500}{25} + \frac{3600}{25}}$$
$$(1209.7, 1290.3)$$



1. 假定条件( $\sigma_1^2$ 和 $\sigma_2^2$ 未知, 但相等)
  - 两个总体都服从独立正态分布
  - $\sigma_1^2$ 、 $\sigma_2^2$ 未知, 但 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$
2. 使用 $t$ 分布统计量

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

$$S_W = \sqrt{\frac{(n_1 - 1)S_{1n_1}^2 + (n_2 - 1)S_{2n_2}^2}{n_1 + n_2 - 2}}$$





## 使用 $t$ 分布统计量

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

两个总体均值之差 $\mu_1 - \mu_2$ 在 $1 - \alpha$ 置信水平下的置信区间为

$$(\bar{X} - \bar{Y}) \pm t_{\alpha/2}(n_1 + n_2 - 2) S_W \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}$$



■ **【例】** 为比较两位银行职员为新顾客办理个人结算账目的平均时间长度，分别给两位职员随机安排了**10**位顾客，并记录下为每位顾客办理账单所需的时间（单位：分钟），相应的样本均值和方差分别为： $\bar{x}_1=22.2$ ， $s_1^2=16.63$ ， $\bar{x}_2=28.5$ ， $s_2^2=18.92$ 。假定每位职员办理账单所需时间均服从正态分布，且方差相等。试求两位职员办理账单的服务时间之差的**95%**的区间估计。





解: 已知

$$X_1 \sim N(\mu_1, \sigma^2)$$

$$X_2 \sim N(\mu_2, \sigma^2)$$

$$\bar{x}_1 = 22.2,$$

$$\bar{x}_2 = 28.5,$$

$$s_1^2 = 16.63$$

$$s_2^2 = 18.92$$

$$n_1 = n_2 = 10$$

$$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$$

$$\begin{aligned} s_W &= \sqrt{\frac{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}{n_1 + n_2 - 2}} \\ &= \sqrt{\frac{(10 - 1)16.36 + (10 - 1)18.92}{10 + 10 - 2}} \\ &= 4.2 \end{aligned}$$

$\mu_1 - \mu_2$  置信度为 **95%** 的置信区间为

$$\begin{aligned} & (22.2 - 28.5) \pm (2.1)(4.2) \sqrt{\frac{1}{10} + \frac{1}{10}} \\ & = (-10.2, -2.4) \end{aligned}$$



1. 假定条件( $\sigma_1^2$ 和 $\sigma_2^2$ 未知, 且不等)
  - 两个总体都服从独立正态分布
  - $\sigma_1^2$ 、 $\sigma_2^2$ 未知, 且 $\sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$
2. 当 $n_1$ ,  $n_2$ 充分大时, 近似认为

$$U = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{S_{1n_1}^2}{n_1} + \frac{S_{2n_2}^2}{n_2}}} \overset{\text{近似}}{\sim} N(0,1)$$



### 3. 使用正态分布统计量

$$U = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{S_{1n_1}^2}{n_1} + \frac{S_{2n_2}^2}{n_2}}} \underset{\text{近似}}{\sim} N(0,1)$$

### 4. 两个总体均值之差 $\mu_1 - \mu_2$ 在 $1 - \alpha$ 置信水平下的置信区间为

$$\left( (\bar{X} - \bar{Y}) - U_{\alpha/2} \sqrt{\frac{S_{1n_1}^2}{n_1} + \frac{S_{2n_2}^2}{n_2}}, (\bar{X} - \bar{Y}) + U_{\alpha/2} \sqrt{\frac{S_{1n_1}^2}{n_1} + \frac{S_{2n_2}^2}{n_2}} \right)$$





1. 假定条件( $\mu_1, \mu_2$ 未知)
  - 两个总体都服从独立正态分布
  - $\mu_1, \mu_2$ 未知
2. 使用 $F$ 分布统计量,

$$F = \frac{\sigma_2^2 S_{1n_1}^2}{\sigma_1^2 S_{2n_2}^2} \sim F(n_1 - 1, n_2 - 1)$$

3. 得 $\sigma_1^2 / \sigma_2^2$ 的置信度为 $1 - \alpha$ 的置信区间为

$$\left( \frac{S_{1n_1}^2}{S_{2n_2}^2 F_{\frac{\alpha}{2}}(n_1 - 1, n_2 - 1)}, \frac{S_{1n_1}^2}{S_{2n_2}^2 F_{1-\frac{\alpha}{2}}(n_1 - 1, n_2 - 1)} \right)$$



- 设  $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$  和  $Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$  是两个独立的总体，为了比较两个总体的方差，随机从两个总体抽取样本， $n_1 = 9, n_2 = 10$ ,  $S_{1n_1}^2 = 7.99, S_{2n_2}^2 = 15.39$ , 求两个总体方差比例  $\sigma_1^2 / \sigma_2^2$  的置信度为95%的置信区间

查表得  $F_{0.025}(8,9) = 4.1 \quad F_{1-0.025}(8,9) = 4.36$

$$\left( \frac{S_{1n_1}^2}{S_{2n_2}^2 F_{\frac{\alpha}{2}}(n_1 - 1, n_2 - 1)}, \frac{S_{1n_1}^2}{S_{2n_2}^2 F_{1-\frac{\alpha}{2}}(n_1 - 1, n_2 - 1)} \right) \\ = (0.066, 1.18)$$