

# 大数定律中心极限定理

## 一、依概率收敛 ( $X_n \xrightarrow{P} X$ )

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|X_n - X| < \varepsilon\} = 1$$

【注】  $X_n \xrightarrow{P} a \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P\{|X_n - a| < \varepsilon\} = 1$

【会证明依概率收敛】如：已知  $X_n \sim f_n(x) = \frac{n}{\pi(1+n^2x^2)}$ ，证明  $X_n \xrightarrow{P} 0$ 。

【分析】证明  $X_n \xrightarrow{P} 0 \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P\{|X_n - 0| < \varepsilon\} = 1$ ，其中  $P\{|X_n - 0| < \varepsilon\} = P\{-\varepsilon < X_n < \varepsilon\} = \int_{-\varepsilon}^{\varepsilon} \frac{n}{\pi(1+n^2x^2)} dx = \frac{2n}{\pi} \int_0^{\varepsilon} \frac{1}{1+n^2x^2} dx$   
 $= \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{2}{\pi} \arctan n\varepsilon = 1$ 。证毕。

## 二、大数定律

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{切比雪夫: ①独立; ②方差有界} \\ \text{辛钦: ①独立同分布; ②期望存在} \end{array} \right. \xrightarrow[\text{那就是均值依概率收敛到均值的期望}]{\text{都在说明一件事}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \xrightarrow{P} E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right)\right| < \varepsilon\right\} = 1$$

【注】  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \xrightarrow{P} E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right)$

【举例】设  $X \sim E(2)$ ，则  $n \rightarrow \infty$  时， $Y_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2$  依概率收敛到 \_\_\_\_\_。

【分析】  $X \sim E(2) \Rightarrow EX = \frac{1}{2}, DX = \frac{1}{4}$ ，因此有独立同分布，期望方差存在  $\Rightarrow$   $\left\{ \begin{array}{l} \text{考虑辛钦大数定律，若是做依概率收敛的题，用之} \\ \text{考虑中心极限定理，若题目中有 } \left\{ \begin{array}{l} \sum X_i \\ \Phi(x) \end{array} \right.$ ，用之（标志明显，不难看出）

显然此题用辛钦大数定律的依概率收敛功能：配合【注】中的广义化有： $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \xrightarrow{P} E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2\right)$ ，而  $E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2\right) = \frac{1}{n} E\left(\sum_{i=1}^n X_i^2\right) = \frac{1}{n} \cdot n \cdot E(X^2)$

$= E(X^2) = DX + (EX)^2 = \frac{1}{4} + \left(\frac{1}{2}\right)^2 = \frac{1}{2}$ 。故填  $\frac{1}{2}$ 。

## 三、中心极限定理

$$X_i \text{ 独立同分布、期望方差存在} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^n X_i \sim N(n\mu, n\sigma^2) \xrightarrow{\text{标准化}} \frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \sim N(0, 1), \text{ 即 } \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \leq x\right\} = \Phi(x)$$

上述为推导过程，了解即可，关于中心极限定理只需记： $X_i$  独立同分布，期望方差存在  $\Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \leq x\right\} = \Phi(x)$

【注】二项分布求概率的三种方法： $X \sim B(n, p)$

① 试验次数少  $\Rightarrow P\{X = k\} = C_n^k p^k (1-p)^{n-k}$

② 试验次数多  $\xrightarrow{\text{泊松近似}} P\{X = k\} = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$ ，其中  $\lambda = np$ 。

③ 试验次数极多  $\xrightarrow[\text{【答】实际上这里的 } X \text{ 就是求和二项分布可以看做 } n \text{ 个 } 01 \text{ 分布求和得到且其和 } X \sim B(n, p)]{\text{由中心极限定理 [问] 若用此定理不是要求和}} P\{a < X < b\} = P\left\{\frac{a - np}{\sqrt{np(1-p)}} < \frac{X - np}{\sqrt{np(1-p)}} < \frac{b - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right\} = \Phi\left(\frac{b - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right) - \Phi\left(\frac{a - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right)$

【练习】设来自总体的样本  $X_i$ ，满足  $EX_n = 0$  (1) 求  $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\sum_{i=1}^n X_i < n\right\}$  (2) 若  $DX_n = \sigma^2$  存在，求  $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\sum_{i=1}^n X_i \leq 0\right\}$

【分析】(1)  $X_i$  独立同分布，期望存在  $\Rightarrow$  辛钦大数定律： $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \xrightarrow{P} E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n EX_i = 0 \xrightarrow[\text{功能}]{\text{辛钦的}} \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - 0\right| < \varepsilon\right\} = 1$

又  $P\left\{\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - 0\right| < \varepsilon\right\} \leq P\left\{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i < \varepsilon\right\} \leq 1 \Rightarrow n \rightarrow \infty$  由夹逼准则  $\Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i < \varepsilon\right\} = 1$ ，取  $\varepsilon = 1 \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\sum_{i=1}^n X_i < n\right\} = 1$ 。

(2) 现在可以用中心极限定理了： $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{\sum X_i - 0}{\sqrt{n}\sigma} \leq x\right\} = \Phi(x)$ ，令  $x = 0 \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\sum_{i=1}^n X_i \leq 0\right\} = \Phi(0) = \frac{1}{2}$ 。

## 统计量及其分布

### 一、常用统计量

①均值:  $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$     ②方差:  $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \Rightarrow$  标准差  $S = \sqrt{S^2}$

③k阶原点矩:  $A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$     ④k阶中心矩:  $B_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^k$

### 二、四大分布

①正太分布:  $X \sim N(0, 1)$ ,  $\Phi(-x) = 1 - \Phi(x)$

② $\chi^2$ 分布: 标准正太加起来:  $X_i \sim N(0, 1) \Rightarrow \boxed{X \sim X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2 \sim \chi^2(n)}$

性质:  $X \sim \chi^2(n)$ ,  $Y \sim \chi^2(m) \Rightarrow X + Y \sim \chi^2(n+m)$ ;  $EX = n$ ,  $DX = 2n$ , 图像: 甩鞭子,

③t分布: 上面是一个标准正太, 下面是卡方除以个数开根号:  $X \sim N(0, 1)$ ,  $Y \sim \chi^2(n)$ ,  $t = \frac{X}{\sqrt{\frac{Y}{n}}} \sim t(n)$ , 图像: 正太分布图;

再了解一个性质:  $t_{1-\alpha}(n) = -t_\alpha(n)$

④F分布: 上面是自由度是  $n_1$  的卡方, 下面是自由度是  $n_2$  的卡方:  $X \sim \chi^2(n_1)$ ,  $Y \sim \chi^2(n_2)$ ,  $F = \frac{\frac{X}{n_1}}{\frac{Y}{n_2}} \sim F(n_1, n_2)$ , 图像: 甩鞭子;

再了解一个性质:  $F_{1-\alpha}(n_1, n_2) = \frac{1}{F_\alpha(n_2, n_1)}$

### 三、正太总体下的常用结论

1、 $X_1, X_2 \dots X_n$  来自正太总体,  $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $X_i$  服从正太分布, 则  $\bar{X}$  (样本均值),  $S^2$  (样本方差) 独立, 且有如下结论:

①对样本均值处理:  $\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \xrightarrow{\text{标准化}} \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1)$ , 叫总体的均值服从期望为  $\mu$ , 方差为  $\frac{\sigma^2}{n}$  的正太分布, 标准化减去  $\mu$  除以  $\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$  服从  $N(0, 1)$

$\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$ , 把上面标准化后的  $\frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ , 换成  $\frac{S}{\sqrt{n}}$ , 就服从自由度少一个的  $t$  分布

②对单个样本  $X_i$  处理:  $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n)$ , 叫把一个样本减去期望  $\mu$  除以标准差  $\sigma$  标准化  $\sim N(0, 1)$ , 求和显然服从卡方分布。

$\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1)$ , 把对一个样本  $X_i$  减去的期望换成均值, 卡方少一个自由度, 且  $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}$

2、对于任何  $EX = \mu$ ,  $DX = \sigma^2$  的总体, 都有: 均值的  $\begin{cases} \text{期望} \\ \text{方差} \end{cases} \begin{cases} E\bar{X} = \mu \\ D\bar{X} = \frac{\sigma^2}{n} \end{cases}$     样本方差的  $\begin{cases} \text{期望} \\ \text{方差} \end{cases} \begin{cases} ES^2 = \sigma^2 \\ DS^2 = \frac{2\sigma^4}{n-1} \end{cases}$

**【总结一】** 对于统计量, 首先记住常用的统计量, 尤其是样本方差  $S^2$  是如何定义的, 然后记住统计量的四大分布, 然后记住常用结论, 这一节就完毕。

统计量的四大分布: ①  $X_i \sim N(0, 1)$ , ②  $X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2 \sim \chi^2(n)$ , ③  $\frac{X_1}{\sqrt{\frac{Y_1^2 + Y_2^2 + \dots + Y_n^2}{n}}} \sim t(n)$ , ④  $\frac{X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_m^2/m}{\frac{Y_1^2 + Y_2^2 + \dots + Y_n^2/n}} \sim F(m, n)$  ( $XY$  独立)

四大抽样分布结论:  $X_i$  来自正太总体  $N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow \begin{cases} \text{①对 } X_i: \frac{X_i - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1) \Rightarrow \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n) \Rightarrow \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1) = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \\ \text{②对 } \bar{X}: \bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \Rightarrow \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1) \Rightarrow \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1) \Rightarrow \frac{(\bar{X} - \mu)^2}{\frac{S^2}{n}} \sim F(1, n-1) \end{cases}$

**【实战练习】**

1、 $X_1, X_2, X_3$ 来自正太总体 $N(0, \sigma^2)$ , 则统计量 $S = \frac{X_1 - X_2}{\sqrt{2}|X_3|}$ 服从\_\_\_\_\_.

【分析】第一个题写详细一点：下面就很快了，看分子服从什么分布， $E(X_1 - X_2) = EX_1 - EX_2 = 0$ ,  $D(X_1 - X_2) \stackrel{X_i \text{独立同分布}}{=} DX_1 + DX_2 = 2\sigma^2$   
 $\Rightarrow X_1 - X_2 \sim N(0, 2\sigma^2)$ , 再看分母，见到绝对值扔进去， $\sqrt{2X_3^2}$ , 因为 $X_3 \sim N(0, \sigma^2) \Rightarrow \frac{X_3 - 0}{\sigma} \sim N(0, 1) \Rightarrow \left(\frac{X_3}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(1)$

两个结合一下：分子标准化搞成标准正太和分母的卡方去凑 $t$ 分布： $\frac{\frac{X_1 - X_2 - 0}{\sqrt{2}\sigma}}{\sqrt{\left(\frac{X_3}{\sigma}\right)^2/1}} \sim t(1)$ , 整理一下： $\frac{X_1 - X_2}{\sqrt{2}|X_3|} \sim t(1)$ .

【注】对于这种求统计量分布的问题，不要沉浸在他给的形式上，你要主动出击，自己去构造，最终会发现你和出题老师的思路正好对上。

2、 $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5$ 来自正太总体 $N(1, \sigma^2)$ , 则统计量 $X = \frac{X_1 - X_2}{|X_3 + X_4 - 2|}$ 服从\_\_\_\_\_.

【分析】 $X_1 - X_2 \sim N(0, 2\sigma^2), X_3 + X_4 \sim N(2, 2\sigma^2)$ , 标准化： $\frac{X_1 - X_2 - 0}{\sqrt{2}\sigma} \sim N(0, 1), \frac{X_3 + X_4 - 2}{\sqrt{2}\sigma} \sim N(0, 1) \Rightarrow \left(\frac{X_3 + X_4 - 2}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(1)$   
 $\Rightarrow \frac{\frac{X_1 - X_2 - 0}{\sqrt{2}\sigma}}{\sqrt{\left(\frac{X_3 + X_4 - 2}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2/1}} \sim t(1)$ , 且  $\frac{\frac{X_1 - X_2 - 0}{\sqrt{2}\sigma}}{\sqrt{\left(\frac{X_3 + X_4 - 2}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2/1}} = \frac{X_1 - X_2}{|X_3 + X_4 - 2|} \sim t(1)$ .

【注】当然也可以直接写出 $X_3 + X_4 - 2 \sim N(0, \sigma^2)$ , 因为 $E(X_3 + X_4 - 2) = EX_3 + EX_4 - 2 = 0, D(X_3 + X_4 - 2) = DX_3 + DX_4 + 0 = 2\sigma^2$ .

3、设 $X_1, X_2, X_3, X_4$ 来自正太总体 $N(0, 2^2)$ , 现在有统计量 $X = a(X_1 - 2X_2)^2 + b(3X_3 - 4X_4)^2$ , 则当 $a = \underline{\quad}, b = \underline{\quad}$ 时,  $X \sim \chi^2(n)$ , 且 $n = \underline{\quad}$ .

【分析】 $E(X_1 - 2X_2) = 0, D(X_1 - 2X_2) = DX_1 + 4DX_2 = 4 + 16 = 20 \Rightarrow (X_1 - 2X_2) \sim N(0, 20) \Rightarrow \frac{(X_1 - 2X_2) - 0}{\sqrt{20}} \sim N(0, 1)$   
 $E(3X_3 - 4X_4) = 0, D(3X_3 - 4X_4) = 9DX_3 + 16DX_4 = 9 \times 4 + 16 \times 4 = 100 \Rightarrow (3X_3 - 4X_4) \sim N(0, 100) \Rightarrow \frac{(3X_3 - 4X_4) - 0}{\sqrt{100}} \sim N(0, 1)$   
 $\left(\frac{(X_1 - 2X_2) - 0}{\sqrt{20}}\right)^2 \sim \chi^2(1), \left(\frac{(3X_3 - 4X_4) - 0}{\sqrt{100}}\right)^2 \sim \chi^2(1) \Rightarrow X = \left(\frac{(X_1 - 2X_2) - 0}{\sqrt{20}}\right)^2 + \left(\frac{(3X_3 - 4X_4) - 0}{\sqrt{100}}\right)^2 \sim \chi^2(2)$ , 且 $a = \frac{1}{20}, b = \frac{1}{100}$ .

4、 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 来自总体 $X \sim N(0, \sigma^2)$ , 则统计量 $Y = \frac{(n-1)X_1^2}{\sum_{i=2}^n X_i^2}$ 服从\_\_\_\_\_.

【分析】 $\frac{X_i - 0}{\sigma} \sim N(0, 1) \Rightarrow \left(\frac{X_i - 0}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(1), \sum_{i=2}^n \left(\frac{X_i - 0}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1)$ , 即 $\sum_{i=2}^n \frac{X_i^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$   
 $\Rightarrow \frac{\left(\frac{X_1 - 0}{\sigma}\right)^2/1}{\left(\sum_{i=2}^n \frac{X_i^2}{\sigma^2}\right)/(n-1)} \sim F(1, n-1)$ , 即 $\frac{(n-1)X_1^2}{\sum_{i=2}^n X_i^2} \sim F(1, n-1)$ .

5、设随机变量 $X, Y$ 都服从 $N(0, 1)$ 则  $\left\{ \begin{array}{l} (A) X + Y \text{ 服从正太分布 } (\times), \text{ 因为 } X, Y \sim N, \text{ 只有独立, 才有 } (X, Y) \sim N, \text{ 进而有线性组合 } \sim N \\ (B) X^2 + Y^2 \text{ 服从卡方分布 } (\times), \text{ 还是因为没说独立, 只有独立的 } X_1, X_2 \sim N(0, 1), \text{ 才有 } X_1^2 + X_2^2 \sim \chi^2(2) \\ (C) X^2, Y^2 \text{ 都服从卡方 } (\checkmark), \text{ 这个没问题, } X \sim N(0, 1) \Rightarrow X^2 \sim \chi^2(1) \\ (D) \frac{X^2}{Y^2} \text{ 服从 } F \text{ 分布 } (\times), \text{ 只有 } X_1 \sim \chi^2(1), X_2 \sim \chi^2(1), \text{ 只有 } X_1 X_2 \text{ 独立才有, } \frac{X_1^2}{X_2^2} \sim F(1, 1) \end{array} \right.$

【注】重要结论： $\left\{ \begin{array}{l} \textcircled{1} (X_1, X_2) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho) \Rightarrow X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2) \\ \textcircled{2} X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2), \text{ 且 } X_1 X_2 \text{ 独立 } \Rightarrow (X_1, X_2) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, 0) \\ \textcircled{3} (X_1, X_2) \sim N \Rightarrow k_1 X_1 + k_2 X_2 \sim N(k_1 k_2 \text{ 不全为 } 0) \quad \text{, 通过 } \textcircled{2} \Rightarrow \textcircled{3}, \text{ 也即上面的 } (A). \\ \textcircled{4} (X_1, X_2) \sim N \Rightarrow (a_1 X_1 + a_2 X_2, b_1 Y_1 + b_2 Y_2) \sim N, \left( \begin{vmatrix} a_1 & a_2 \\ b_1 & b_2 \end{vmatrix} \neq 0 \right) \end{array} \right.$

6、设随机变量  $X \sim t(n)$ ，则  $Y = \frac{1}{X^2}$  服从 \_\_\_\_。

【分析】具体化： $X_1 \sim N(0, 1)$ ， $Y_i \sim N(0, 1) \Rightarrow Y_1^2 + Y_2^2 + \dots + Y_n^2 \sim \chi^2(n) \Rightarrow \frac{X_1}{\sqrt{\frac{Y_1^2 + Y_2^2 + \dots + Y_n^2}{n}}} \sim t(n)$ ， $\Rightarrow X = \frac{X_1}{\sqrt{\frac{Y_1^2 + Y_2^2 + \dots + Y_n^2}{n}}} \sim t(n)$

(题目中的  $Y$  就是个记号不用管他写成  $Z = \frac{1}{X^2}$  都行)  $\Rightarrow \frac{1}{X^2} = \frac{1}{\left(\frac{X_1}{\sqrt{\frac{Y_1^2 + Y_2^2 + \dots + Y_n^2}{n}}}\right)^2} = \frac{\frac{n}{Y_1^2 + Y_2^2 + \dots + Y_n^2}}{X_1^2} = F(n, 1)$ 。

7、 $X_1, X_2, \dots, X_n$  来自总体  $N(0, 1)$ ， $\bar{X}$  为样本均值， $S$  为样本方差，则 ( )

- (A)  $n\bar{X} \sim N(0, 1)$       (B)  $nS^2 \sim \chi^2(n)$       (C)  $\frac{(n-1)\bar{X}}{S} \sim t(n-1)$       (D)  $\frac{(n-1)X_1^2}{\sum_{i=2}^n X_i^2} \sim F(1, n-1)$

【分析】实际上对于这种题，先把抽样分布的结论写一下：就是上面的【总结一下】的内容， $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ ， $\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$

$\xrightarrow{\text{对 } X_i} \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right) \sim \chi^2(n)$ ， $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right) \sim \chi^2(n-1) = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}$ ， $\xrightarrow{\text{对 } \bar{X}} \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1)$ ， $\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$ ， $\frac{(\bar{X} - \mu)^2}{\frac{S^2}{n}} \sim F(1, n-1)$

【观察】根据题目给的  $X_i \sim N(0, 1)$ ，带入上式，令  $\mu = 0$ ， $\sigma = 1$

$\Rightarrow$  看 A，找带有  $N$  和  $\bar{X}$  的式子， $\frac{\bar{X} - 0}{\frac{1}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1) \Rightarrow \sqrt{n}\bar{X} \sim N(0, 1)$ ，A 错

看 B，找带有  $\chi^2(n)$  和  $S^2$  的式子，发现，有一个  $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1) \xrightarrow{\text{题目给的 } \sigma=1} (n-1)S^2 \sim \chi^2(n-1)$ ，请问能否做变量替换  $\Rightarrow nS^2 \sim \chi^2(n)$

答，不可以，因为你的  $S$  和  $n$  是有关系的，当你变量替换令  $n-1 = n$  时， $S$  也发生了变化，所以  $nS^2 \sim \chi^2(n)$  是错的，且注意  $S^2$  样本方差只和  $n-1$  在一起

看 C，找有  $\bar{X}$ ， $S$  和  $t$  的， $\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$ ，带入  $\mu = 0 \Rightarrow \frac{\bar{X}}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1) \Rightarrow \frac{\sqrt{n}\bar{X}}{S} \sim t(n-1)$ ，C 错。

看 D，这个显然自己构造，上面一个  $X_1^2 \sim \chi^2(1)$ ，下面  $\sum_{i=2}^n X_i^2 \sim \chi^2(n-1) \Rightarrow \frac{X_1^2/1}{\sum_{i=2}^n X_i^2/(n-1)} \sim F(1, n-1)$ ，即  $\frac{(n-1)X_1^2}{\sum_{i=2}^n X_i^2} \sim F(1, n-1)$  D 对。

8、 $X_1, X_2, \dots, X_n$  来自正太总体  $N(\mu, \sigma^2)$ ， $\bar{X}$  是样本均值， $S^2$  是样本方差，且有

$S_1^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ ， $S_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ ， $S_3^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2$ ， $S_4^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2$  则服从  $t(n-1)$  的分布是 ( )

- (A)  $t = \frac{\bar{X} - \mu}{S_1/\sqrt{n-1}}$       (B)  $t = \frac{\bar{X} - \mu}{S_2/\sqrt{n-1}}$       (C)  $t = \frac{\bar{X} - \mu}{S_3/\sqrt{n}}$       (D)  $t = \frac{\bar{X} - \mu}{S_4/\sqrt{n}}$

【分析】想结论： $\frac{X_i - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$ ， $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n)$ ， $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1)$ ， $\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1)$ ， $\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$

产生  $t$  分布的就  $\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$  这一个，其中  $S^2$  是样本方差  $\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ ，所以上面减去  $\mu$  的都不对，和样本方差不沾边，只有 AB 沾边

如果选 A 的话，A 中的  $S_1$  就是咱这里的  $S$ ，那么应该是  $t = \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S_1}{\sqrt{n-1}}} \sim t(n-1)$ ，而他这里是  $\frac{S_1}{\sqrt{n-1}}$  所以 A 不对，选 B。

分析 B： $B$  不是样本方差，但是用  $B$  给的这个式子可以去自己造分布，如根据  $S_2 \Rightarrow nS_2^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \xrightarrow{\text{考虑到}} \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1)$ 。

$\Rightarrow \frac{nS_2^2}{\sigma^2} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1) \xrightarrow{\substack{\text{造 } t \text{ 分布} \\ \bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)}} \frac{\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}}}{\sqrt{\frac{nS_2^2}{(n-1)\sigma^2}}} = \frac{\bar{X} - \mu}{S_2/\sqrt{n-1}} \sim t(n-1)$ 。B 对。

9、设  $X \sim t(n)$ ,  $Y \sim F(1, n)$ , 给定  $0 < \alpha < 0.5$ , 常数  $c$  满足  $P\{X > c\} = \alpha$ , 则  $P\{Y > c^2\} = \underline{\hspace{2cm}}$ .

【分析】抽象问题具体化容易发现规律:  $X = \frac{X_1}{\sqrt{\frac{X_2^2 + X_3^2 + \dots + X_{n+1}^2}{n}}} \sim t(n)$ ,  $Y = \frac{X_1^2/1}{\frac{X_2^2 + X_3^2 + \dots + X_{n+1}^2}{n}} \sim F(1, n)$ , 发现  $X^2 = Y$

因此  $P\{Y > c^2\} \Leftrightarrow P\{X^2 > c^2\} \Leftrightarrow P\{X < -c \text{ 或 } X > c\} \Rightarrow$  又  $t(n)$  是类正太分布的偶函数, 所以  $P\{X < -c \text{ 或 } X > c\} = 2\alpha$ .

10、设总体  $X$  的概率密度为:  $f(x) = \frac{1}{2}e^{-|x|}$ ,  $X_i$  是来自总体的简单随机样本, 样本方差是  $S^2$ , 则  $ES^2 = \underline{\hspace{2cm}}$ .

【分析】看【常用结论】的第二条, 无论何种样本只要期望是  $\mu$ , 方差是  $\sigma^2 \Rightarrow E\bar{X} = \mu$ ,  $ES^2 = \sigma^2$ ,  $D\bar{X} = \frac{\sigma^2}{n}$ ,  $DS^2 = \frac{2\sigma^4}{n-1}$  务必记住

因此  $ES^2 = \sigma^2$ , 就是求方差,  $DX = EX^2 - (EX)^2$ ,  $EX = \int_{-\infty}^{+\infty} x \frac{1}{2}e^{-|x|} dx = 0$ ,  $EX^2 = \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 e^{-|x|} dx = \int_0^{+\infty} x^2 e^{-x} dx = \Gamma(3) = 2\Gamma(2) = 2$   
 $\Rightarrow \sigma^2 = DX = 0 + 2 = 2$ .

11、 $X_i$  来自总体  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 记统计量  $Y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ , 求  $EY$ ,  $DY$

【分析】 $Y$  这个形式也太像咱们的结论了吧,  $\frac{X_i - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1) \Rightarrow \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n) \Rightarrow \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1)$

$\Rightarrow \frac{nY}{\sigma^2} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1) \Rightarrow E\left(\frac{nY}{\sigma^2}\right) = n-1 = \frac{n}{\sigma^2} EY \Rightarrow EY = \frac{(n-1)\sigma^2}{n}$

$D\left(\frac{nY}{\sigma^2}\right) = 2(n-1) = \frac{n^2}{\sigma^4} DY \Rightarrow DY = \frac{2\sigma^4(n-1)}{n^2}$ .

12、设  $X_i$  来自总体  $N(\mu, \sigma^2)$ ,  $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ ,  $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ ,  $T = \bar{X}^2 - \frac{1}{n} S^2$ ,

(1) 证明  $T$  是  $\mu^2$  的无偏估计, (2)  $\mu = 0$ ,  $\sigma = 1$  时, 求  $DT$ .

【分析】 $ET = E\bar{X}^2 - \frac{1}{n} ES^2$ , 其中  $E\bar{X}^2 = (E\bar{X})^2 + D\bar{X}$ , 又  $E\bar{X} = \mu$ ,  $D\bar{X} = \frac{\sigma^2}{n} \Rightarrow E\bar{X}^2 = \mu^2 + \frac{\sigma^2}{n}$ ,  $ES^2 = \sigma^2$

$\Rightarrow ET = \mu^2 + \frac{\sigma^2}{n} - \frac{1}{n} \sigma^2 = \mu$ .

(2) 注意【常用结论】第一条后面有  $X_i$  来自总体  $\bar{X}$  和  $S$  独立  $\Rightarrow DT = D\bar{X}^2 + \frac{1}{n^2} DS^2$ , 其中  $DS^2 = \frac{2\sigma^4}{n-1} \Big|_{\sigma=1} = \frac{2}{n-1}$

$D\bar{X}^2$  怎么求, 见到平方想到卡方,  $\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \Rightarrow \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1) \xrightarrow[\sigma=1]{\text{带}\mu=0} \sqrt{n}\bar{X} \sim N(0, 1) \Rightarrow (\sqrt{n}\bar{X})^2 \sim \chi^2(1)$

$\Rightarrow n\bar{X}^2 \sim \chi^2(1) \Rightarrow D(n\bar{X}^2) = 2 \Rightarrow D\bar{X}^2 = \frac{2}{n^2}$ , 综上:  $DT = \frac{2}{n^2} + \frac{2}{n^2(n-1)} = \frac{2n}{n^2(n-1)} = \frac{2}{n(n-1)}$ .

13、设  $X_i$  来自总体  $N(0, 1)$ ,  $\bar{X}$  为样本均值, 记  $Y_i = X_i - \bar{X}$ , 求  $DY_i$ , 求  $cov(Y_1, Y_n)$ , 求  $P\{Y_1 + Y_n \leq 0\}$

【分析】(1) 有平方才想卡方, 没平方自己做,  $D(X_i - \bar{X}) = D\left(X_i - \frac{1}{n}(X_1 + \dots + X_i + \dots + X_n)\right) = D\left(\left(1 - \frac{1}{n}\right)X_i + \frac{1}{n} \sum_{k \neq i} X_k\right)$

现在独立了  $\left(1 - \frac{1}{n}\right)^2 DX_i + \frac{1}{n^2} \sum_{k \neq i} DX_k = \left(1 - \frac{1}{n}\right)^2 + \frac{n-1}{n^2} = \frac{(n-1)^2 + n-1}{n^2} = \frac{n^2 - n}{n^2} = \frac{n-1}{n}$ .

(2)  $cov(Y_1, Y_n) = cov(X_1 - \bar{X}, X_n - \bar{X}) = cov(X_1, X_n) - cov(X_1, \bar{X}) - cov(\bar{X}, X_n) + D\bar{X}$

其中  $cov(X_1, X_n) = 0$ ,  $cov(X_1, \bar{X}) = cov\left(X_1, \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}\right) = \frac{1}{n} DX_1 = \frac{1}{n} = cov(\bar{X}, X_n)$ ,  $D\bar{X} = \frac{\sigma^2}{n} = \frac{1}{n}$

$\Rightarrow cov(Y_1, Y_n) = -\frac{2}{n} + \frac{1}{n} = -\frac{1}{n}$ . 【注】当然(1)也可以  $D(X_i - \bar{X}) = DX_i + D\bar{X} - 2cov(X_i, \bar{X}) = 1 + \frac{1}{n} - 2 \cdot \frac{1}{n} = 1 - \frac{1}{n}$ .

(3)  $P\{Y_1 + Y_n \leq 0\} \Rightarrow P\{X_1 - \bar{X} + X_n - \bar{X}\}$ , 研究一下:  $X_1 + X_n - 2\bar{X} = X_1 + X_n - \frac{2}{n}(X_1 + \dots + X_n)$

$= \left(1 - \frac{2}{n}\right)(X_1 + X_n) - \frac{2}{n} \sum_{k=2}^{n-1} X_k$   $X_i$  独立且服从正太分布  
则其线性组合也服从  $\sim N$ , 其中  $E(Y_1 + Y_n) = \left(1 - \frac{2}{n}\right) \cdot 2EX - \frac{2}{n}(n-2)EX = 0 \Rightarrow P\{Y_1 + Y_n \leq 0\} = \frac{1}{2}$ .

14、 $X_i$ 来自总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ，记统计量 $Y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i - \mu|$ ，求 $EY$ ， $DY$

【分析】见到| |有意识的把里面的东西捏在一起，也是求分布函数的时候的常用的方法。

$$\begin{aligned} \text{令 } X_i - \mu = U, \text{ 则 } U \sim N(0, \sigma^2) \Rightarrow EY &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E|U|, \text{ 其中 } E|U| = \int_{-\infty}^{+\infty} |u| \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{u^2}{2\sigma^2}} du = \frac{2}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_0^{+\infty} ue^{-\left(\frac{u}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2} du \\ &= \frac{2\sqrt{2}\sigma}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot \sqrt{2}\sigma \cdot \int_0^{+\infty} \frac{u}{\sqrt{2}\sigma} e^{-\left(\frac{u}{\sqrt{2}\sigma}\right)^2} d\frac{u}{\sqrt{2}\sigma} = \frac{2\sqrt{2}\sigma}{\sqrt{\pi}} \cdot \frac{1}{2} \cdot \Gamma(1) = \frac{\sqrt{2\pi}\sigma}{\pi} \Rightarrow EY = \frac{1}{n} \cdot n \cdot \frac{\sqrt{2\pi}\sigma}{\pi} = \frac{\sqrt{2\pi}\sigma}{\pi}. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} DY &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n D|U|, \text{ 其中 } D|U| = EU^2 - (E|U|)^2, \text{ 其中 } EU^2 \xrightarrow[\text{这就别伽马函数了}]{EX^2 = DX + (EX)^2} DU + (EU)^2 = \sigma^2 + 0 = \sigma^2 \\ \Rightarrow D|U| &= \sigma^2 - \frac{2\pi\sigma^2}{\pi^2} = \sigma^2 \left(1 - \frac{2}{\pi}\right), \Rightarrow DY = \frac{1}{n^2} \cdot n \cdot \sigma^2 \left(1 - \frac{2}{\pi}\right) = \frac{\sigma^2}{n} \left(1 - \frac{2}{\pi}\right). \end{aligned}$$

15、设 $X_1 \cdots X_{10}$ 来自总体 $X \sim N(0, \sigma^2)$ ， $Y^2 = \frac{1}{9} \sum_{i=2}^{10} X_i^2$ ，则( )

(A)  $X_1^2 \sim \chi^2(1)$  (B)  $Y^2 \sim \chi^2(9)$  (C)  $\frac{X_1}{Y} \sim t(9)$  (D)  $\frac{X_1^2}{Y^2} \sim F(9, 1)$

【分析】还是先把总结论背一下： $X_i \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow \frac{X_i - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1) \Rightarrow \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n) \Rightarrow \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1)$

$$\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \Rightarrow \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1) \Rightarrow \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1) \Rightarrow \frac{(\bar{X} - \mu)}{\frac{S^2}{n}} \sim F(1, n-1), \text{ 现在令 } \mu = 0$$

看(A)，找带 $\chi$ 的， $\frac{X_1^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(1)$ ，实际上也没必要去上面找，自己稍微一推就出来了， $\frac{X_1 - 0}{\sigma} \sim N(0, 1) \Rightarrow \left(\frac{X_1}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(1)$ ，Ax

看(B)，还是自己根据题目的条件构造， $X_i \sim N(0, \sigma^2) \Rightarrow \frac{X_i - 0}{\sigma} \sim N(0, 1) \Rightarrow \sum_{i=2}^{10} \left(\frac{X_i}{\sigma}\right)^2 \sim t(9)$ ，而 $\frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=2}^{10} X_i^2 = \frac{9Y^2}{\sigma^2} \sim t(9)$  Bx

看(C)，自己造完和答案比 $\frac{\frac{X_1 - 0}{\sigma}}{\sqrt{\frac{9Y^2}{\sigma^2}/9}} \sim t(9)$ ，即 $\frac{X_1}{Y} \sim t(9)$ ，C✓

看(D)， $\frac{\left(\frac{X_1 - 0}{\sigma}\right)^2}{\sum_{i=2}^{10} \left(\frac{X_i - 0}{\sigma}\right)^2 / 9} \sim t(1, 9)$ ，即 $\frac{X_1^2}{Y^2} = \frac{X_1^2}{Y^2} \sim F(1, 9)$ ，Dx

16、 $X_i, Y_i$ 分别来自总体 $XY$ ，且 $XY$ 独立，且都服从 $N(0, \sigma^2)$ ，则( )

(A)  $\bar{X} - \bar{Y} \sim N(0, \sigma^2)$  (B)  $S_X^2 + S_Y^2 \sim \chi^2(2n-2)$  (C)  $\frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{S_X^2 + S_Y^2}} \sim t(2n-2)$  (D)  $\frac{S_X^2}{S_Y^2} \sim F(n-1, n-1)$

【分析】看A： $\bar{X} \sim N\left(0, \frac{\sigma^2}{n}\right)$ ， $\bar{Y} \sim N\left(0, \frac{\sigma^2}{n}\right) \Rightarrow E(\bar{X} - \bar{Y}) = 0$ ， $D(\bar{X} - \bar{Y}) = \frac{2\sigma^2}{n} \Rightarrow \bar{X} - \bar{Y} \sim N\left(0, \frac{2\sigma^2}{n}\right)$  Ax

看B： $S_X^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ ，由于 $\frac{X_i - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1) \Rightarrow \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n) \Rightarrow \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1)$

而 $S_X^2 \neq \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2$ ，故B错，而应该是，由于 $\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = (n-1)S_X^2 \Rightarrow \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 = \frac{(n-1)S_X^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$

进而： $\frac{(n-1)}{\sigma^2} [S_X^2 + S_Y^2] \sim \chi^2(2n-2)$  再看C：自己构造去： $\frac{\frac{\bar{X} - \bar{Y} - 0}{\frac{\sqrt{2}\sigma}{\sqrt{n}}}}{\sqrt{\frac{(n-1)S_X^2 + (n-1)S_Y^2}{\sigma^2 + \sigma^2}}}$   $\sim t(2n-2)$ ，即 $\frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{S_X^2 + S_Y^2}} \sim t(2n-2)$ ，C错。

看D： $\frac{(n-1)S_X^2/n-1}{(n-1)S_Y^2/n-1} \sim F(n-1, n-1)$ ，即 $\frac{S_X^2}{S_Y^2} \sim F(n-1, n-1)$ ，D对。

【注】你上面那样推了一下 $S_X^2$ 满足的分布，实际上没必要推啊，不是有一个 $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1) = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}$

$\xrightarrow{\text{马上得到}} \frac{(n-1)S_X^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$ ，我上面蓝色的地方自己推了一遍又，记住结论，没必要推，当然推了说明你掌握的好。

## 参数估计和评价标准

|       |                         |   |
|-------|-------------------------|---|
| 一、点估计 | 矩估计                     | 估计一个参数: $\begin{cases} \text{直接令 } \bar{X} = EX \\ \text{若期望算出来是0, 再令 } \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 = E(X^2) \end{cases}$  |
|       |                         | 估计两个参数: $\begin{cases} \text{先令 } \bar{X} = EX \\ \text{再令 } \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 = E(X^2) \end{cases}$   |
|       | 最大似然估计 <sup>[1]</sup> : | $\begin{cases} \text{① 出现 } x_i \text{ 这样一个观测值的概率是概率密度}^{[2]} \text{ 那么大或者集中概率那么大, 把每个观测对应的概率都连乘起来, 就是似然函数} \\ \text{② 似然函数对其中的参数求偏导, 令其为0} \end{cases}$            |
|       |                         | $\begin{cases} \text{若能解出参数, 则解出来的参数就是所求的最大似然估计} \\ \text{若解不出参数} \begin{cases} \text{似然函数是参数的增函数, 则参数越大越好} \\ \text{似然函数是参数的减函数, 则参数越小越好} \end{cases} \end{cases}$ |

【注1】似然定理: 求  $g(\theta)$  这个函数的估计, 就等于先把  $\hat{\theta}$  求出来, 再带入函数中, 只要这个函数是单调函数, 比如求  $\hat{x^3} = \hat{x}^3$ , 见【预测】(2).

【注2】给你  $F(x; \alpha, \beta) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{\alpha}{x}\right)^\beta, & x > \alpha \\ 0, & x \leq \alpha \end{cases}, \alpha > 0, \beta > 1$  求  $\begin{cases} \text{① } \alpha = 1 \text{ 时, } \beta \text{ 的矩估计} \\ \text{② } \alpha = 1 \text{ 时, } \beta \text{ 的最大似然估计} \\ \text{③ } \beta = 2 \text{ 时, } \alpha \text{ 的最大似然估计} \end{cases}$

【分析】让你求矩估计或者最大似然估计, 首先得把概率密度求出来, 因为他给的是分布函数.  $f(x) = F'(x) = \begin{cases} \beta \alpha^\beta x^{-(\beta+1)}, & x > \alpha \\ 0, & x \leq \alpha \end{cases}$

①  $\alpha = 1, f(x) = \beta x^{-(\beta+1)}$ , 求矩估计就是  $\bar{X} \stackrel{\Delta}{=} EX$ , 求  $EX = \int_{\alpha=1}^{+\infty} x \beta x^{-(\beta+1)} dx = \beta \int_1^{+\infty} x^{-\beta} dx = \frac{\beta x^{-\beta+1}}{-\beta+1} \Big|_1^{+\infty} = -\frac{\beta}{1-\beta}$

$\Rightarrow$  令  $\bar{X} = \frac{\beta}{\beta-1} \Rightarrow \hat{\beta} = \frac{\bar{X}}{\bar{X}-1}$ .

②  $L = \prod_{i=1}^n f(x_i) = \beta^n (x_1 \cdots x_n)^{-(\beta+1)}, x_i > 1, \ln L = n \ln \beta - (\beta+1) \sum_{i=1}^n \ln x_i \Rightarrow \frac{\partial \ln L}{\partial \beta} = \frac{n}{\beta} - \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0 \Rightarrow \hat{\beta} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln x_i}$

③  $L = \prod_{i=1}^n (2\alpha^2 x_i^{-3}) = 2^n \alpha^{2n} (x_1 \cdots x_n)^{-3}, x_i > \alpha \Rightarrow \ln L = n \ln 2 + 2n \ln \alpha - 3 \sum_{i=1}^n \ln x_i \Rightarrow \frac{\partial \ln L}{\partial \alpha} = \frac{2n}{\alpha} > 0$ ,

故  $L$  是关于  $\alpha$  的增函数, 所以  $\alpha$  越大,  $L$  越大, 又  $x_1 x_2 \cdots x_n > \alpha$  即  $\alpha < x_i \Rightarrow \alpha < \min\{x_i\}$ , 取  $\hat{\alpha} = \min\{x_i\} = x_{(1)}$

【2018】 $X_i$  来自总体  $X \sim f(x, \sigma) = \frac{1}{2\sigma} e^{-\frac{|x|}{\sigma}}, \sigma > 0, \hat{\sigma}$  的最大似然估计量为  $\hat{\sigma}$ , 求  $E\hat{\sigma}$ , 求  $D\hat{\sigma}$

【分析】①  $L = \prod_{i=1}^n \frac{1}{2\sigma} e^{-\frac{|x_i|}{\sigma}} = \frac{1}{2^n} \cdot \frac{1}{\sigma^n} e^{-\frac{|x_1|+|x_2|+\cdots+|x_n|}{\sigma}} \Rightarrow \ln L = -n \ln 2 - n \ln \sigma - \frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{\sigma} \Rightarrow \frac{\partial \ln L}{\partial \sigma} = -\frac{n}{\sigma} + \sum_{i=1}^n |x_i| \cdot \sigma^{-2}$

$= \frac{\sum_{i=1}^n |x_i| - n\sigma}{\sigma^2} = 0 \Rightarrow \hat{\sigma} = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{n} = |\bar{X}|, \text{ ② } E\hat{\sigma} = E\left(\frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{n}\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E|x_i| = \frac{1}{n} \cdot n \cdot E|x| = E|x| = \int_{-\infty}^{+\infty} |x| \frac{1}{2\sigma} e^{-\frac{|x|}{\sigma}} dx$

$= \frac{1}{2\sigma} \cdot 2 \cdot \int_0^{+\infty} x e^{-\frac{x}{\sigma}} dx = \sigma \int_0^{+\infty} \frac{x}{\sigma} e^{-\frac{x}{\sigma}} d\frac{x}{\sigma} = \sigma \Gamma(2) = \sigma. \text{ ③ } D\hat{\sigma} = D\left(\frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{n}\right) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n D|x_i| = \frac{1}{n^2} \cdot n \cdot D|x|$

又  $D|x| = Ex^2 - (E|x|)^2$ , 其中  $Ex^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 \frac{1}{2\sigma} e^{-\frac{|x|}{\sigma}} dx - \sigma^2 = \frac{2}{2\sigma} \int_0^{+\infty} x^2 e^{-\frac{x}{\sigma}} dx = \frac{\sigma^3}{\sigma} \int_0^{+\infty} \left(\frac{x}{\sigma}\right)^2 e^{-\frac{x}{\sigma}} d\frac{x}{\sigma} = \sigma^2 \Gamma(3) = 2\sigma^2$

$\Rightarrow D|x| = 2\sigma^2 - (E|x|)^2 = 2\sigma^2 - \sigma^2 = \sigma^2 \Rightarrow D\hat{\sigma} = \frac{1}{n^2} \cdot n \cdot D|x| = \frac{\sigma^2}{n}$ .

二、评价标准

- 无偏性: 狗估计的期望等于狗本身, 即  $E\hat{\theta} = \theta$ , 叫做狗是无偏估计 ( $E\hat{\theta} = \theta$ , 称  $\hat{\theta}$  是  $\theta$  的无偏估计), 对你求出来的估计求期望
- 有效性: 如果  $E\hat{\theta}_1 = \theta$ ,  $E\hat{\theta}_2 = \theta$ , 但是  $D\hat{\theta}_1 < D\hat{\theta}_2$ , 称  $\hat{\theta}_1$  比  $\hat{\theta}_2$  更有效
- 一致相合性: 如果  $\hat{\theta}$  依概率收敛到  $\theta$ , 叫  $\hat{\theta}$  是  $\theta$  的一致相合估计, 即  $\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\hat{\theta} - \theta| < \varepsilon\} = 1$

【注】关于一致性: 用两种方法说明

- 辛钦大数定律: 见下面第2题的(3)
- 切比雪夫不等式
  - $P\{|X - EX| \geq \varepsilon\} \leq \frac{DX}{\varepsilon^2} \rightarrow 0 \Rightarrow$  说明  $\lim_{n \rightarrow \infty} P = 0$
  - $P\{|X - EX| < \varepsilon\} \geq 1 - \frac{DX}{\varepsilon^2} \Rightarrow$  说明  $\lim_{n \rightarrow \infty} P = 1$

【评价标准补充练习】

1、设  $X_i$  来自总体  $X \sim B(n, p)$ , 若  $\bar{X} + kS^2$  为  $np^2$  的无偏估计, 则  $k =$  \_\_\_\_\_.

【分析】狗是猫的无偏估计  $\Rightarrow$  狗的期望等于猫,  $E(\bar{X} + kS^2) = E\bar{X} + kES^2 \stackrel{X \sim F(\mu, \sigma^2)}{=} np + knpq = np + knp(1-p) \stackrel{\bar{X} \sim F(\mu, \frac{\sigma^2}{n})}{=} np^2$

$$\Rightarrow k = \frac{np^2 - np}{np(1-p)} = \frac{p-1}{1-p} = -1.$$

2、 $X_i$  来自  $X \sim f(x, \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-\frac{x}{\theta}}, & x > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ , 记统计量  $Z_1 = \bar{X}$ ,  $Z_2 = n \min\{X_1 \cdots X_n\}$

- (1) 说明  $Z_1$  是否是  $Z_2$  的无偏估计,
- (2) 若是无偏估计, 比较  $Z_1, Z_2$  的有效性
- (3)  $Z_1$  是否是  $\theta$  的一致估计

【分析】(1) 就是证  $EZ_1 = Z_2$ ,  $EZ_1 = E\bar{X} = EX = \int_0^{+\infty} x \frac{1}{\theta} e^{-\frac{x}{\theta}} dx = \theta \int_0^{+\infty} \frac{x}{\theta} e^{-\frac{x}{\theta}} d\frac{x}{\theta} = \theta \Gamma(2) = \theta$

$Z_2 = n \min\{X_1 \cdots X_n\}$ ,  $EZ_2 = nE \min\{X_1 \cdots X_n\}$ , 记  $U = \min\{X_1 \cdots X_n\}$ , 则分布函数  $F_U(x) \stackrel{\text{回忆最小值}}{\text{见【多维随机变量】}} = 1 - [1 - F(x)]^n$

其中  $f(x) \stackrel{\text{这是一个指数分布}}{\text{不要积分, 立即得出 } F(x)} \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \Rightarrow F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda x}, & x > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \stackrel{\text{对于此题}}{\text{即}} F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\frac{x}{\theta}}, & x > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$

$$F_U(x) = 1 - [1 - F(x)]^n = 1 - e^{-\frac{nx}{\theta}}, \quad x > 0 \Rightarrow F_U(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\frac{nx}{\theta}}, & x > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \Rightarrow EZ_2 = n \frac{\theta}{n} = \theta$$

(2)  $DZ_1 = \frac{\sigma^2}{n} = \frac{1}{n} DX \stackrel{\text{还是利用 指数分布}}{=} \frac{1}{n} \cdot \theta^2 = \frac{\theta^2}{n}$ ,  $DZ_2 = n^2 D \min\{X_1 \cdots X_n\} \stackrel{\text{min}\{X_i\} \text{也是指数分布}}{=} n^2 \cdot \frac{1}{n^2} \cdot \frac{\theta^2}{\theta^2} = \theta^2$  所以  $Z_1$  更有效.

(3) 如果证明  $\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|Z_1 - \theta| < \varepsilon\} = 1$ ,  $P\{\theta - \varepsilon < Z_1 < \varepsilon + \theta\}$  就比较麻烦, 所以证明依概率收敛就是用大数定律

$Z_1 = \bar{X} = \frac{X_1 + X_2 + \cdots + X_n}{n}$ ,  $X_i$  独立同分布, 期望存在, 用辛钦大数定律, 均值依概率收敛到均值的期望

$$Z_1 \xrightarrow{P} E\left(\frac{X_1 + X_2 + \cdots + X_n}{n}\right) = EX \stackrel{X \text{ 是指数分布}}{=} \theta, \text{ 证毕.}$$

【注1】一般根据概率密度反求分布函数, 你都先想一想, 是不是常见的分布, 直接得到分布函数, 而不是去积分回去。

【注2】判断一致性, 要考虑大数定律。

3、设总体 $X$ 服从 $[0, \theta]$ 上的均匀分布,  $\theta$ 未知( $\theta > 0$ ),  $X_1, X_2, X_3$ 是取自 $X$ 的样本

(1)  $\hat{\theta}_1$ 是 $k_1 \max\{x_i\}$ 的无偏估计, 求 $k_1$ 值, 并证明 $\hat{\theta}_2$ 是 $4 \min\{x_i\}$ 的无偏估计,

(3) 比较 $\hat{\theta}_1$ 和 $\hat{\theta}_2$ 的有效性.

【分析】关于最值的问题一定要涉及到分布函数来求, 先写出 $X \sim f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & 0 \leq x \leq \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ ,  $X \sim F(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ \frac{x}{\theta}, & 0 \leq x < \theta \\ 1, & x \geq \theta \end{cases}$

$$\text{令 } Y = \max\{x_i\}, Z = \min\{x_i\} \Rightarrow F_Y(x) = [F(x)]^3 \Rightarrow f_Y(x) = 3F^2(x)f(x) = \begin{cases} 3\left(\frac{x}{\theta}\right)^2 \frac{1}{\theta}, & 0 \leq x < \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$F_Z(x) = 1 - [1 - F(x)]^3 \Rightarrow f_Z(x) = 3[1 - F(x)]^2 f(x) = \begin{cases} 3\left(1 - \frac{x}{\theta}\right)^2 \frac{1}{\theta}, & 0 \leq x < \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$\text{由于 } \hat{\theta}_1 \text{ 是 } k_1 \max\{x_i\} \text{ 的无偏估计} \Leftrightarrow \hat{\theta}_1 = k_1 EY = k_1 \int_0^\theta x \cdot 3\left(\frac{x}{\theta}\right)^2 \frac{1}{\theta} dx = \frac{3}{4} k_1 \theta = \hat{\theta}_1 \Rightarrow k_1 = \frac{4}{3}.$$

$$\hat{\theta}_2 = E(4 \min\{x_i\}) = 4EZ = 4 \int_0^\theta x \cdot 3\left(1 - \frac{x}{\theta}\right)^2 \frac{1}{\theta} dx = \theta, \quad \left(EZ = \frac{1}{4}\theta\right) \text{ 证毕.}$$

$$(2) D\hat{\theta}_1 = D\left(\frac{4}{3}Y\right) = \frac{16}{9}DY, \quad \text{其中 } DY = EY^2 - (EY)^2 = \int_0^\theta x^2 \cdot 3\left(\frac{x}{\theta}\right)^2 \frac{1}{\theta} dx - \left(\frac{3}{4}\theta\right)^2 = \frac{3}{5}\theta^2 - \frac{9}{16}\theta^2 = \frac{3}{80}\theta^2$$

$$\Rightarrow D\hat{\theta}_1 = \frac{16}{9} \cdot \frac{3}{80}\theta^2 = \frac{\theta^2}{15}.$$

$$D\hat{\theta}_2 = D(4Z) = 16DZ = 16(EZ^2 - (EZ)^2) = 16 \cdot \frac{3}{80}\theta^2 = \frac{3}{5}\theta^2 > \frac{\theta^2}{15} \Rightarrow \hat{\theta}_1 \text{ 更有效.}$$

4、设 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 来自总体 $X$ ,  $EX = \mu$ ,  $DX = \sigma^2$ , 证明统计量 $Y = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i$ 是 $\mu$ 的无偏相合估计量.

【分析】先说明无偏性:  $EY = E\left(\frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i\right) = \frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iEX_i = \frac{2\mu}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n i = \frac{2\mu}{n(n+1)} \cdot \frac{n(n+1)}{2} = \mu$ ,  $EY = \mu \therefore Y$ 是 $\mu$ 的无偏估计

证明一致相合性: 考虑  $\begin{cases} \text{辛钦大数定律} \\ \text{切比雪夫不等式} \end{cases}$ , 由切比雪夫不等式  $P\{|Y - EY| \geq \varepsilon\} \leq \frac{DY}{\varepsilon^2}$ ,

$$\text{其中 } DY = D\left(\frac{2}{n(n+1)} \sum_{i=1}^n iX_i\right) = \frac{4}{n^2(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 DX_i = \frac{4\sigma^2}{n^2(n+1)^2} \sum_{i=1}^n i^2 = \frac{4\sigma^2}{n^2(n+1)^2} \cdot \frac{n(n+1)(2n+1)}{6} = \frac{2n(2n+1)}{3n^2(n+1)} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$$

即  $\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|Y - EY| \geq \varepsilon\} = 0$ , 而 $EY = \mu$ , 故 $Y$ 是 $\mu$ 的一致相合估计.

【注】上面第2题的(3), 是证明 $Z_1 = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$ 是 $\theta$ 的无偏估计, 就是证  $\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|Z_1 - \theta| < \varepsilon\} = 1$ , 要用辛钦大数定律

是均值依概率收敛到均值的期望, 也就是你得保证 $Z_1$ 是样本均值, 而 $\theta$ 正好是样本均值的期望, 于是证明了 $Z_1 \rightarrow \theta$ , 而这里的 $Z_1$ 正好就是

$X_i$ 的样本均值, 因此可以由辛钦大数定律, 直接得到 $Z_1 \rightarrow EZ_1$ , 而 $EZ_1 = E\left(\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}\right) = \frac{1}{n} \cdot n \cdot EX = \theta$ . 正好是 $|Z_1 - \theta|$ 的 $\theta$

于是证毕. 这个第4题证明一致性, 用辛钦大数定律的话, 就是证明 $P\{|Y - \mu| < \varepsilon\} = 1$ , 如果说明 $Y$ 是样本均值,  $\mu$ 是样本均值的期望, 那就用辛钦大数定律证出来了, 但 $Y$ 是样本均值不是很好看吧, 所以考虑第二个方法用切比雪夫不等式, 因为切比雪夫不等式减去的就是他自己期望,

不用管他是不是样本均值, 所以用 $P\{|Y - EY| \geq \varepsilon\} \leq \frac{DY}{\varepsilon^2} \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P = 0$ , 就证出来了. 或者用 $P\{|Y - EY| \leq \varepsilon\} \geq 1 - \frac{DY}{\varepsilon^2} \rightarrow 1$

【点估计补充练习】

1、设总体  $X \sim f(x; a) = \begin{cases} \frac{4x^2}{a^3\sqrt{\pi}} e^{-\frac{x^2}{a^2}}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} (a > 0)$ ,  $x_i$  是从  $X$  中取出的观测值, 求  $a$  的矩估计值.

【分析】  $\bar{X} \stackrel{\text{解}}{=} EX = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \frac{2a}{\sqrt{\pi}} \Rightarrow \hat{a} = \frac{\sqrt{\pi}}{2} \bar{X}$

【注】求矩估计值小写  $x$ , 求矩估计量大写  $X$ .

2、设总体  $X$  的概率密度  $f(x) = \frac{1}{2\theta} e^{-\frac{|x|}{\theta}}, \theta > 0$ ,  $X_i$  是取自  $X$  的样本, 求  $\theta$  的矩估计量.

【分析】  $\bar{X} \stackrel{\text{解}}{=} EX = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx \stackrel{\text{奇函数}}{=} 0$  (失效)  $\Rightarrow \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \stackrel{\text{解}}{=} EX^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 f(x)dx = 2\theta^2 \Rightarrow \hat{\theta} = \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n X_i^2}$ .

3、两个参数: 总体  $X \sim f(x; \theta, \lambda) = \begin{cases} \frac{1}{\lambda} e^{-\frac{1}{\lambda}(x-\theta)}, & x \geq \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} (\lambda > 0)$ ,  $X_i$  来自  $X$ , 求  $\lambda\theta$  的矩估计量.

【分析】  $\bar{X} \stackrel{\text{解}}{=} EX = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = \lambda + \theta; \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \stackrel{\text{解}}{=} EX^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2 f(x)dx = \lambda^2 + (\lambda + \theta)^2$   
 $\Rightarrow \begin{cases} \bar{X} = \lambda + \theta \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 = \lambda^2 + (\lambda + \theta)^2 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \hat{\lambda} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2} - \bar{X} \\ \hat{\theta} = \bar{X} - \hat{\lambda} \end{cases}$ .

4、最大似然估计预测题: 设  $X_i$  来自总体  $X \sim B(m, p)$ ,  $m$  已知,  $p$  未知, 求  $X$  的期望  $\mu$  的最大似然估计.

【分析】由于  $X \sim B(m, p) \Rightarrow EX = mp$ , 故  $\hat{\mu} = m\hat{p}$ , 下面求  $\hat{p}$

由于  $P\{X = k\} = C_m^k p^k q^{m-k} \Rightarrow P\{X = x_i\} = C_m^{x_i} p^{x_i} (1-p)^{m-x_i} \Rightarrow$  似然函数:  $L = \prod_{i=1}^n [C_m^{x_i} p^{x_i} (1-p)^{m-x_i}]$

$\Rightarrow \ln L = \sum_{i=1}^n \ln(C_m^{x_i} p^{x_i} (1-p)^{m-x_i}) = \sum_{i=1}^n [\ln C_m^{x_i} + x_i \ln p + (m-x_i) \ln(1-p)] = \sum_{i=1}^n \ln C_m^{x_i} + \ln p \sum_{i=1}^n x_i + \ln(1-p) \sum_{i=1}^n (m-x_i)$

$= \sum_{i=1}^n \ln C_m^{x_i} + \ln p \sum_{i=1}^n x_i + \ln(1-p) \left[ mn - \sum_{i=1}^n x_i \right]$

$\Rightarrow \frac{d \ln L}{dp} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{p} - \frac{mn - \sum_{i=1}^n x_i}{1-p} \stackrel{\text{解}}{=} 0 \Rightarrow \hat{p} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{mn} = \frac{\bar{X}}{m} \Rightarrow \hat{\mu} = m\hat{p} = \bar{X}$ .

【注】实际上,  $L = \prod_{i=1}^n [C_m^{x_i} p^{x_i} (1-p)^{m-x_i}] \stackrel{\text{不难直接写出}}{\stackrel{\text{当然也可以按照上面的方式}}{=} \prod_{i=1}^n C_m^{x_i} \cdot p^{\sum_{i=1}^n x_i} \cdot (1-p)^{mn - \sum_{i=1}^n x_i}$

$\Rightarrow \ln L = \ln \left( \prod_{i=1}^n C_m^{x_i} \right) + \ln p \cdot \sum_{i=1}^n x_i + \left( mn - \sum_{i=1}^n x_i \right) \ln(1-p)$

5、最大似然估计预测题: 设  $X_i$  来自总体  $X \sim P(\lambda)$ , 求  $X$  的期望  $\mu$  的最大似然估计.

【分析】泊松分布  $X \sim P\{X = k\} = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \Rightarrow P\{X = x_i\} = \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} \Rightarrow EX = \mu = \lambda$  (泊松分布的期望方差都是  $\lambda$ ) 故  $\hat{\mu} = \hat{\lambda}$ , 下面求  $\hat{\lambda}$

$L = \prod_{i=1}^n \left[ \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} \right] = \frac{1}{(x_i!)^n} \lambda^{\sum_{i=1}^n x_i} \cdot e^{-\lambda n} \Rightarrow \ln L = \ln \left( \frac{1}{(x_i!)^n} \right) + \sum_{i=1}^n x_i \cdot \ln \lambda - \lambda n \Rightarrow \frac{d \ln L}{d \lambda} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\lambda} - n \stackrel{\text{解}}{=} 0$

$\Rightarrow \hat{\lambda} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} = \bar{X} \Rightarrow \hat{\mu} = \hat{\lambda} = \bar{X}$ .

6、总体  $X \sim f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-\frac{x-c}{\theta}}, & x \geq c, \theta > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ , 其中  $\theta c$  是未知参数, 抽取  $n$  个排序:  $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$ , 求  $\theta$  和  $c$  的最大似然估计值.

【分析】由于  $X \sim f(x)$  长上面那样  $\Rightarrow f(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-\frac{x_i-c}{\theta}}, & x_i \geq c, \theta > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ , 实际上只写  $f(x_i) = \frac{1}{\theta} e^{-\frac{x_i-c}{\theta}}$  即可

$$\Rightarrow \text{似然函数: } L = \prod_{i=1}^n f(x_i) = \prod_{i=1}^n \left[ \frac{1}{\theta} e^{-\frac{x_i-c}{\theta}} \right] = \frac{1}{\theta^n} \cdot e^{-\frac{\sum_{i=1}^n x_i - nc}{\theta}} \Rightarrow \ln L = -n \ln \theta - \frac{\sum_{i=1}^n x_i - nc}{\theta}$$

$$\Rightarrow \frac{\partial \ln L}{\partial \theta} = -\frac{n}{\theta} + \frac{\sum_{i=1}^n x_i - nc}{\theta^2} \stackrel{\approx}{=} 0 \Rightarrow \hat{\theta} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i - nc}{n} = \bar{x} - c.$$

$$\Rightarrow \frac{\partial \ln L}{\partial c} = \frac{n}{\theta} > 0 \Rightarrow L \text{ 关于 } c \text{ 是单增函数, 所以 } c \text{ 越大 } L \text{ 越大, 越最大似然, 越好, 而 } x_i \geq c \Rightarrow c \leq x_i \Rightarrow c \leq \min\{x_i\} \text{ 取 } \hat{c} = x_{(1)}$$

$$\text{综上: } \begin{cases} \hat{\theta} = \bar{x} - \hat{c} \\ \hat{c} = x_{(1)} \end{cases}$$

【预测】设总体  $X$  服从对数正态分布, 即  $\ln X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ,  $X_i$  来自  $X$ , (1) 求  $\mu, \sigma^2$  的最大似然估计量, 并讨论无偏性 (2) 求  $EX$  的最大似然估计量

【分析】回忆最大似然估计怎么做, 是取一个  $x_i$ , 一个  $x$ , 取到的概率密度或者集中概率那么大, 把他们连乘起来就算似然函数

所以现在你得知道我一个  $x_i$ , 他取到的概率是多大, 显然这是连续型不涉及集中概率的问题, 因此应该首先把  $x$  的概率密度求出来.

$\ln X \sim N(\mu, \sigma^2)$  这是  $X$  的函数服从的分布, 所以要把  $x$  从其函数中摘出来, 令  $Y = \ln X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 则  $X = e^Y$

$$\text{则 } F_X(x) = P\{X \leq x\} = P\{e^Y \leq x\} = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ P\left\{Y \leq \ln x\right\}, & x > 0 \end{cases} = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ \Phi\left(\frac{\ln x - \mu}{\sigma}\right), & x > 0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow X \sim F_X(x) = \begin{cases} \Phi\left(\frac{\ln x - \mu}{\sigma}\right), & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \Rightarrow X \sim f(x) = \begin{cases} \phi\left(\frac{\ln x - \mu}{\sigma}\right) \cdot \frac{1}{\sigma x}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \Rightarrow X \sim f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}} \cdot \frac{1}{\sigma x}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

$$\text{即 } X \sim f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma x} e^{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \Rightarrow f(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma x_i} e^{-\frac{(\ln x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \text{似然函数: } L = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma}\right)^n \prod_{i=1}^n \frac{1}{x_i} \cdot e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu)^2} \Rightarrow \ln L = -n \ln(\sqrt{2\pi} \sigma) + \sum_{i=1}^n \ln \frac{1}{x_i} - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu)^2$$

$$\text{后面要对 } \sigma^2 \text{ 这个整体求导, 因此化简 } \ln L = -n \ln(\sqrt{2\pi} \sigma) + \sum_{i=1}^n \ln \frac{1}{x_i} - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu)^2$$

$$= -n \left( \ln \sqrt{2\pi} + \frac{1}{2} \ln \sigma^2 \right) + \sum_{i=1}^n \ln \frac{1}{x_i} - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu)^2 = -\frac{n}{2} \ln 2\pi - \frac{n}{2} \ln \sigma^2 - \sum_{i=1}^n \ln x_i - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu)^2$$

$$\Rightarrow \frac{\partial \ln L}{\partial \mu} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu) = \frac{1}{\sigma^2} \left[ \sum_{i=1}^n \ln x_i - n\mu \right] \stackrel{\approx}{=} 0 \Rightarrow \hat{\mu} = \frac{\sum_{i=1}^n \ln x_i}{n}; \quad \frac{\partial \ln L}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{2} \cdot \frac{1}{\sigma^2} + \frac{1}{2} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu)^2}{\sigma^4} \stackrel{\approx}{=} 0$$

$$\Rightarrow \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\ln x_i - \mu)^2}{n} \Rightarrow \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\ln x_i - \hat{\mu})^2}{n}. \text{ (最后把 } x_i \text{ 写成 } X_i \text{)}$$

$$E\hat{\mu} = E \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln X_i = E \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \right) = E\bar{Y} = \mu, \text{ 无偏}; \quad E\hat{\sigma}^2 = E \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \right) = E \left( \frac{n-1}{n} \cdot \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 \right) = \frac{n-1}{n} ES_Y^2 = \frac{n-1}{n} \sigma^2.$$

(2) 欲求  $EX$  的估计, 若有  $EX = f(\mu, \sigma^2)$ , 则  $EX$  估计 =  $f(\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2)$ , 则  $\hat{\mu}$  和  $\hat{\sigma}^2$  已经求出, 现求  $EX = Ee^Y = \int_{-\infty}^{+\infty} e^y \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \cdot e^{-\frac{(y-\mu)^2}{2\sigma^2}} dy = e^{\mu+2\sigma^2}$

$$\Rightarrow \widehat{EX} = e^{\hat{\mu}+2\hat{\sigma}^2}. \text{ 【注】 } \int_{-\infty}^{+\infty} e^x \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \cdot e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{\frac{2\sigma^2 x - (x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{[x-(\mu+\sigma^2)]^2 + (\mu+\sigma^2)^2 - \mu^2}{2\sigma^2}} dx$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}} \cdot e^{\frac{2\mu\sigma^2 + \sigma^4}{2\sigma^2}} dx = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}} \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{(x-\text{数})^2}{2\sigma^2}} = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}} \cdot 1 = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}}.$$

## 区间估计假设检验

**【区间估计】** 区间估计就是在 $\sigma^2$ 已知或者未知的情况下，根据置信度去估计 $\mu$ 落在哪个区间。

$$\text{估计的是}\mu, \mu \text{落在以}\bar{X} \text{为中心的双侧置信区间为} (\bar{X} - \Delta, \bar{X} + \Delta) \Rightarrow \begin{cases} \text{若}\sigma^2 \text{已知: } \Delta = z_{\frac{\alpha}{2}} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \\ \text{若}\sigma^2 \text{未知: } \Delta = t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \cdot \frac{S}{\sqrt{n}} \end{cases}$$

**【注1】** 若是单侧置信区间则把 $\frac{\alpha}{2}$ 换成 $\alpha$ 即可

**【注2】** 注意 $\sigma$ 未知的时候，用 $t_{\frac{\alpha}{2}}$ 估计的时候，多了一个 $t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)$

**【注3】**  $1 - \alpha$ 叫置信水平也叫置信度， $\alpha$ 叫显著性水平，也是犯第一类错误的概率。

**【例1】** 设总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ，且 $\sigma^2$ 已知，则在给定样本容量 $n$ 以及置信度 $1 - \alpha$ 的情况下，未知参数 $\mu$ 的置信区间长度随着 $\bar{X}$ 的增加而 不变。

**【分析】** 估计 $\mu$ 的置信区间  $\Rightarrow$  以 $\bar{X}$ 为中心，现在 $\sigma$ 已知， $\mu$ 落在 $(\bar{X} - z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X} + z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}})$ ，置信区间长度为： $2z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ ，和 $\bar{X}$ 没关系。

**【例2】** 设总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ，且 $\sigma^2$ 已知， $n$ 是样本容量， $\mu$ 是未知参数，则 $\mu$ 的等尾双侧置信区间长度 $L$ 与置信度 $1 - \alpha$ 的关系是，当 $1 - \alpha \downarrow$ 时 $L$   $\downarrow$ 。

**【分析】** 和上个题一样， $L = 2z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ ， $1 - \alpha \downarrow \Rightarrow \alpha \uparrow$ ， $\alpha$ 增大，所以标准正太分布右侧的面积变大，则 $z_{\frac{\alpha}{2}} \downarrow$ ，所以 $L = 2z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \downarrow$

**【例3】** 设总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ，其中 $\mu, \sigma$ 未知，先从 $X$ 中取出16个样本，得到样本均值 $\bar{x} = 20$ ，样本标准差 $s = 1$ ，求 $\mu$ 的置信水平为0.9的置信区间。

**【分析】** 现在 $\sigma$ 不知道了，所以估计 $\mu$ ，就用 $t_{\frac{\alpha}{2}} \frac{S}{\sqrt{n}}$ ，于是， $\mu \in (\bar{x} - t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}, \bar{x} + t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}})$ ，由于 $1 - \alpha = 0.9 \Rightarrow \alpha = 0.1$

所以 $\mu \in (20 - t_{0.05}(15) \frac{1}{4}, 20 + t_{0.05}(15) \frac{1}{4})$ 。

**【假设检验】** 区间估计是估计 $\mu$ 落在以 $\bar{X}$ 为中心的哪个区间里面，假设检验是，我给你一个 $\mu_0$ ，问你是不是接受我给你的 $\mu_0$ 。

你接受或者拒绝的标准是什么？你就根据我给你的条件，算一下你的 $\bar{X}$ 是不是落在，以我给你的 $\mu_0$ 为中心的哪个区间里面，没落在，就拒绝 $\mu_0$ 。

一、双边假设：

① $\sigma^2$ 已知， $\mu$ 未知：如果你的 $\bar{X}$ 落在 $(\mu_0 - z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \mu_0 + z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}})$ 里面，那你就接受我给你的 $\mu_0$ ，否则就拒绝。

② $\sigma^2$ 未知， $\mu$ 未知：如果你的 $\bar{X}$ 落在 $(\mu_0 - t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}, \mu_0 + t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}})$ 里面，你就接受，落在外面就拒绝 $\mu_0$ 。

**【注】** 和区间估计很像，只不过区间估计是给你 $\bar{X}$ ，让你估计 $\mu \in (\bar{X} - \Delta, \bar{X} + \Delta)$ ，

可以把假设检验形式上理解为：现在是给你 $\mu_0$ ，让你估计 $\bar{X} \in (\mu_0 - \Delta, \mu_0 + \Delta)$

二、单边假设：

①如果我给你一个 $\mu \leq \mu_0$ ，那么，你可以把你接受的范围向右开拓一个 $\Delta$

1.如果 $\sigma^2$ 已知， $\mu$ 未知，则如果你测出来的 $\bar{X} \in (-\infty, \mu_0 + z_{\alpha} \frac{\sigma}{\sqrt{n}})$ ，那你就接受，否则就拒绝。注意单边写的是 $z_{\alpha}$ ，把双边的 $\frac{\alpha}{2}$ 换成 $\alpha$

2.如果 $\sigma^2$ 未知， $\mu$ 未知，则如果你测出来的 $\bar{X} \in (-\infty, \mu_0 + t_{\alpha}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}})$ ，那你就接受，否则就拒绝。

①如果我给你一个 $\mu \geq \mu_0$ ，那么，你可以把你接受的范围向左开拓一个 $\Delta$

1.如果 $\sigma^2$ 已知， $\mu$ 未知，则如果你测出来的 $\bar{X} \in (\mu_0 - z_{\alpha} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, +\infty)$ ，那你就接受，否则就拒绝。

2.如果 $\sigma^2$ 未知， $\mu$ 未知，则如果你测出来的 $\bar{X} \in (\mu_0 - t_{\alpha}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}, +\infty)$ ，那你就接受，否则就拒绝。

【假设检验练习】

【例】已知总体  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ，从中抽取 16 个样本，测得样本均值为  $\bar{x} = 10$ ，样本方差为  $S^2 = 0.16$ ， $t_{0.025}(15) = 2.132$ 。

(1) 求总体均值  $\mu$  的置信水平为 0.95 的置信区间 (2) 在显著性水平为 0.05 下假设检验  $H_0: \mu = 9.7, H_1: \mu \neq 9.7$

【分析】(1)  $\sigma^2$  未知做区间估计：其中  $1 - \alpha = 0.95 \Rightarrow \alpha = 0.05$ ，所以  $\mu \in \left( \bar{X} - t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}, \bar{X} + t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}} \right)$

$$\Rightarrow \mu \in \left( 10 - t_{0.025}(15) \frac{0.4}{4}, 10 + t_{0.025}(15) \frac{0.4}{4} \right), \text{ 即 } \mu \in (9.7868, 10.2132)$$

(2) 现在给了你  $\mu_0 = 9.7$ ，所以只要  $\bar{X} \in \left( \mu_0 - t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}, \mu_0 + t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}} \right)$ ，就接受我给你的 9.7，否则就拒绝

$\bar{X} \in (9.4868, 9.9132)$  就接受否则拒绝，又  $\bar{x} = 10 \notin (9.4868, 9.9132)$ ，所以拒绝你的 9.7，即拒绝  $H_0$ 。

【两类错误】  $\left\{ \begin{array}{l} \text{第一类错误：弃真的概率 } \alpha = P\{\text{但是拒绝了 } H_0 \mid \text{本应该接受 } H_0\} \\ \text{第二类错误：取伪的概率 } \beta = P\{\text{但是你接受了 } H_0 \mid \text{本应该拒绝 } H_0\} \end{array} \right.$

【注】弃真的概率  $\alpha$  就是区间估计里面的显著性水平  $\alpha$ ，由于弃真的后果很严重，所以一定要让弃真的概率尽可能的小，即让  $\alpha$  尽量小，进而保护  $H_0$

【例 1】设总体  $X \sim P(\lambda)$ ， $X_1, X_2$  取自总体，假设检验问题  $H_0: \lambda = 0.5, H_1: \lambda = 1$  的拒绝域为  $W = \{X_1 + X_2 \geq 2\}$

求该检验犯第一类错误和犯第二类错误的概率。

【分析】犯第一类错误就是你本来应该接受  $H_0$ ，但是你却拒绝了他，拒绝了他就是落在拒绝域里面了，即  $\alpha = P\{X_1 + X_2 \geq 2 \mid H_0\}$

这个  $H_0$  就是  $\lambda$  取 0.5，即  $X \sim P(0.5) \Rightarrow X_1 + X_2 \sim P(1) \Rightarrow \alpha = P\{X_1 + X_2 \geq 2 \mid H_0\} = 1 - P\{X_1 + X_2 < 2 \mid H_0\}$

$$= 1 - (P\{X_1 + X_2 = 1 \mid H_0\} + P\{X_1 + X_2 = 0 \mid H_0\}) = 1 - \left( \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \Big|_{\lambda=1, k=1} + \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \Big|_{\lambda=1, k=0} \right) = 1 - (e^{-1} + e^{-1}) = 1 - \frac{2}{e}.$$

犯第二类错误，就是你本应该拒绝  $H_0$ ，但是你接受了  $H_0 \Rightarrow \beta = P\{X_1 + X_2 < 2 \mid H_1\}$ ，现在你帘子后面是  $H_1$  就导致了  $X \sim P(1)$

$$\Rightarrow X_1 + X_2 \sim P(2) \Rightarrow \beta = P\{X_1 + X_2 = 1 \mid H_1\} + P\{X_1 + X_2 = 0 \mid H_1\} = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \Big|_{\lambda=2, k=1} + \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \Big|_{\lambda=2, k=0} = \frac{2}{e^2} + \frac{1}{e^2} = \frac{3}{e^2}.$$

【例 2】对正态总体的数学期望  $\mu$  进行假设检验，如果在显著性水平  $\alpha = 0.05$  下接受  $H_0: \mu = \mu_0, H_1: \mu > \mu_0$ ，那么在  $\alpha = 0.01$  下 ( )

(A) 必然接受  $H_0$  (B) 必然拒绝  $H_0$ ，接受  $H_1$  (C) 可能接受也可能拒绝  $H_0$  (D) 拒绝  $H_0$ ，可能接受也可能拒绝  $H_1$

【分析】如果是  $H_0: \mu = \mu_0, H_1: \mu \neq \mu_0$ ，则是双边假设，现在是  $H_0: \mu = \mu_0, H_1: \mu > \mu_0$ ，因此你可以写成

$H_0: \mu \leq \mu_0, H_1: \mu > \mu_0$ ，所以我就把我接受的范围向右开拓一个  $\Delta$ ，我的接收域就是  $(-\infty, \Delta)$ ，

题目没说  $\sigma$  已知还是未知，因此  $\Delta$  可能是  $\mu_0 + z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ ，也可能是  $\mu_0 + t_\alpha(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}$ ，本来我在  $\alpha = 0.05$  的条件下，是接受  $H_0$  的

现在把  $\alpha$  减小到了 0.01，那么  $z_\alpha$  和  $t_\alpha(n-1)$ ，肯定是变大的，因为  $\alpha$  是上  $\alpha$  分位数，是右侧的面积，现在右侧的面积从 0.05 到 0.01 变小了

因此  $z_\alpha$  和  $t_\alpha(n-1)$  会增大，所以我的接收域的范围变大了，包含了我之前的接收域，因此  $\alpha$  减小后，仍然接受  $H_0$ 。选 A。

**【区间估计<sup>2</sup>】**：总体 $X$ 的分布已知，但是含有参数 $\theta$ ，其中 $X_1 \cdots X_n$ 是从中抽取的样本，观测值为 $x_1 \cdots x_n$ ， $\alpha$ 是小概率，叫显著性水平， $1 - \alpha$ 叫置信度

则 $P\{\theta \in (a, b)\} = 1 - \alpha$ ，这个区间 $(a, b)$ 叫 $\theta$ 的置信度为 $1 - \alpha$ 的置信区间。

**【注】**考试中的总体一定是正太总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ：

### 一、 $\mu$ 的区间估计

① $\sigma$ 已知：用 $\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1)$ 去估计  $\Rightarrow P\left\{-z_{\frac{\alpha}{2}} < \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} < z_{\frac{\alpha}{2}}\right\} = 1 - \alpha \Rightarrow \mu \in \left(\bar{X} - z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X} + z_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right)$  即 $\mu$ 的置信度为 $1 - \alpha$ 的置信区间

② $\sigma$ 未知：用 $\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$ 去估计  $\Rightarrow P\left\{t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) < \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} < t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)\right\} = 1 - \alpha \Rightarrow \mu \in \left(\bar{X} - t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}, \bar{X} + t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}\right)$

### 二、 $\sigma^2$ 的区间估计

① $\mu$ 已知：用 $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n)$ 去估计  $\Rightarrow P\left\{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n) < \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 < \chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n)\right\} = 1 - \alpha \Rightarrow \sigma^2 \in \left(\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{\chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n)}, \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n)}\right)$

② $\mu$ 未知：

用 $\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1) = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}$ 去估计  $\Rightarrow P\left\{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n-1) < \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} < \chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)\right\} = 1 - \alpha \Rightarrow \sigma^2 \in \left(\frac{(n-1)S^2}{\chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)}\right)$

**【假设检验】**还是正太总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ，样本 $X_1, X_2 \cdots X_n$ 来自 $X$ ， $x_1, x_2 \cdots x_n$ 为样本观测值， $\alpha$ 叫显著性水平

一、对 $\mu$ 进行假设检验（还有对 $\sigma^2$ 进行假设检验，但是不做整理）

① $\sigma$ 已知：
 

- 1、提出假设： $H_0: \mu = \mu_0, H_1: \mu \neq \mu_0$ ，( $H_0$ 是原始假设， $H_1$ 是备选假设， $\mu = \mu_0$ 表示 $\mu$ 和 $\mu_0$ 之间的差距不具有显著性)
- 2、 $\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1) \Rightarrow \left(-z_{\frac{\alpha}{2}}, z_{\frac{\alpha}{2}}\right)$ 是原始假设 $H_0$ 的接收域，
- 3、如果 $\frac{\bar{x} - \mu_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \in \left(-z_{\frac{\alpha}{2}}, z_{\frac{\alpha}{2}}\right)$ ，就接受 $H_0$

**【例】**某次考试成绩服从 $N(\mu, 5^2)$ ，取36名考生成绩，已知 $\bar{x} = 66.5$ ，在显著性水平 $\alpha = 0.05$ 下，可否认为该批考试平均成绩为70分？

**【分析】**对 $\mu$ 进行假设检验，且 $\sigma$ 已知：

1、设 $H_0: \mu = 70, H_1: \mu \neq 70$ ；

2、 $\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} = \frac{\bar{X} - \mu}{\frac{5}{6}} \sim N(0, 1)$ ，且 $\left(-z_{\frac{\alpha}{2}}, z_{\frac{\alpha}{2}}\right)$ 为 $\left(-z_{0.025}, z_{0.025}\right)$ ， $\left(-1.96, 1.96\right)$ ，

上 $\alpha$ 分位数是0.025 = 右侧面积，所以查表看看 $\Phi(x_0) = 0.975$

$x_0$ 左侧的面积是0.975，这个 $x_0$ 就是 $z_{0.025}$

怎么查 $\Phi(x_0) = 0.975$ ：首先在正太分布表上找到0.975，

按行看表头值是1.9，看列表头值是0.06，所以 $x_0 = 1.96$

3、现在看 $\frac{\bar{x} - \mu_0}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} = \frac{66.5 - 70}{\frac{5}{6}} = -4.2 \notin (-1.96, 1.96)$ ，所以拒绝 $H_0$ ，即不认为平均成绩在70分。

② $\sigma$ 未知：
 

- 1、提出假设： $H_0: \mu = \mu_0, H_1: \mu \neq \mu_0$
- 2、 $\frac{\bar{X} - \mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1) \Rightarrow \left(-t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1), t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)\right)$ 为 $H_0$ 的接收域
- 3、看看 $\frac{\bar{x} - \mu_0}{\frac{S}{\sqrt{n}}}$ 是否 $\in \left(-t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1), t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)\right)$ ，属于就接受 $H_0$