

写在前面

本文为南方科技大学MA212概率论与数理统计课程2022秋季学期后半学期的知识点整理，大部分内容摘选自MA212-03班的课件，编者仅进行了一定转述和搬运工作。由于复习材料的目的性强，本文对考点有一定的强调和浓缩，忽略了一些非考点，但也并不能视为与考纲完全相符，同时可能存在一定错误。阅读本文并不能让你两三天速通概统，本文的定位在于用一篇文章看完课件内容，因此建议读者在学完该部分内容后借本文复习概念，并结合题目练习。

祝你在这门课程取得优秀成绩！

计算机科学与技术21级 樊斯特(12111624)

2023.1

本文使用CC BY-NC-SA协议，即您可以对本文在注明作者的情况下进行非商业目的的重新编排、节选，或以本文为基础进行创作，依此创作成果亦须使用该协议。

由于编者能力有限，恳请各位读者在阅读过程中勘误，如果您对其中内容有疑问或发现错误，抑或是希望联系编者，欢迎通过该QQ联系：[3425811925](https://www.qq.com/3425811925)，非常感谢！



Chapter 3

§3.6 联合分布随机变量函数

r.v. 函数的分布

设 (X, Y) 是二维连续型随机向量，其联合概率密度函数为 $f(x, y)$ 。则 $Z = g(X, Y)$ 的累积分布函数为

$$F_Z(z) = P\{Z \leq z\} = P\{g(X, Y) \leq z\} = \iint_{g(x, y) \leq z} f(x, y) dx dy = \int_{-\infty}^z f_Z(u) du$$

求导可得其概率密度函数 $Z \sim f_Z(z)$

连续卷积公式： r.v. $(X, Y) \sim f(x, y)$, $Z = X + Y$

$$F_Z(z) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{z-y} f(x, y) dx dy = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^z f(u-y, y) du dy = \int_{-\infty}^z \int_{-\infty}^{\infty} f(u-y, y) dy du$$

$$\text{求导得: } f_Z(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f(z-y, y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, z-x) dx$$

若 X, Y 独立, $f(x, y) = f_X(x) \cdot f_Y(y)$, 则

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(z-y) f_Y(y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) f_Y(z-x) dx$$

独立正态r.v.之和： 独立r.v. 集 $\{X_n\}$, $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$

$$\text{则其非零线性组合 } \sum_{i=1}^n a_i X_i \sim N\left(\sum_{i=1}^n a_i \mu_i, \sum_{i=1}^n a_i^2 \sigma_i^2\right)$$

即：独立正态r.v.的非零线性组合仍服从正态分布

非独立正态r.v.之和：

若 $(X, Y) \sim \mathbf{N}(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$, 则

$$(C_1X + C_2Y) \sim \mathbf{N}(C_1\mu_1 + C_2\mu_2, C_1^2\sigma_1^2 + C_2^2\sigma_2^2 + 2C_1C_2\sigma_1\sigma_2\rho)$$

离散卷积公式: $P\{Z = k\} = \sum_i P\{X = i\}P\{Y = k - i\} = \sum_i P\{X = k - i\}P\{Y = i\}$

离散r.v.函数的分布: 对于 $Z = g(X, Y)$, $P\{Z = z_k\} = \sum_{g(x_i, y_j) = z_k} p(x_i, y_j)$

r.v.商的分布: $(X, Y) \sim f(x, y)$, $Z = \frac{X}{Y}$, $F_Z(z) = P\{\frac{x}{y} \leq z\} = \iint_{\frac{x}{y} \leq z} f(x, y) dx dy$

$$F_Z(z) = \int_0^\infty \int_{-\infty}^{yz} f(x, y) dx dy + \int_{-\infty}^0 \int_{yz}^\infty f(x, y) dx dy$$

设 $u = x/y$, $dx = y du$

$$F_Z(z) = \int_0^\infty \int_{-\infty}^z f(uy, y) y du dy + \int_{-\infty}^0 \int_z^{-\infty} f(uy, y) y du dy$$

$$F_Z(z) = \int_{-\infty}^z \int_0^\infty f(uy, y) y dy du + \int_z^{-\infty} \int_0^\infty f(uy, y) y dy du = \int_{-\infty}^z \int_{-\infty}^\infty f(uy, y) |y| dy du$$

求得 $f_Z(z) = \int_{-\infty}^\infty f(zy, y) |y| dy$

Jacobi行列式: $J(u, v) = \frac{\partial(x, y)}{\partial(u, v)} = \det \begin{bmatrix} \frac{\partial x}{\partial u} & \frac{\partial x}{\partial v} \\ \frac{\partial y}{\partial u} & \frac{\partial y}{\partial v} \end{bmatrix}$

若连续可微变换 $T(u, v) = (x(u, v), y(u, v))$ 为双射, 且 $J(u, v) \neq 0$, 则

$$\iint_{\Omega} f(x, y) dx dy = \iint_{\Omega'} f(x(u, v), y(u, v)) |J(u, v)| du dv$$

则逆变换 $U = g_1(X, Y)$, $V = g_2(X, Y)$ 的联合密度为:

$$f_{UV}(u, v) = f_{XY}(x(u, v), y(u, v)) |J(u, v)|$$

正态分布与线性变换:

两个独立标准正态r.v.的线性变换服从二元正态分布。

更一般地, 若两个r.v.的联合分布为二元正态分布, 则其非奇异线性变换还是二元正态分布。

构造生成标准正态分布r.v.: 构造独立r.v. $U_1 \sim U[0, 1]$, $U_2 \sim U[0, 1]$

则 $X = \sqrt{-2\log U_1} \cos(2\pi U_2)$, $Y = \sqrt{-2\log U_1} \sin(2\pi U_2)$ 是独立标准正态r.v.

§3.7 极值和顺序统计量

r.v.极值的分布

max分布: $\{X_n\}$ 为独立r.v.集, $F_{max}(z) = P\{\bigcap_{i=1}^n (X_i \leq z)\} = \prod_{i=1}^n F_{X_i}(z)$

min分布: $\{X_n\}$ 为独立r.v.集, $F_{max}(z) = P\{\bigcup_{i=1}^n (X_i \leq z)\} = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - F_{X_i}(z))$

n个独立同分布r.v.的极值的密度: $f_{max}(z) = nf(z)[F(z)]^{n-1}$, $f_{min}(z) = nf(z)[1 - F(z)]^{n-1}$

指数分布的串联系统仍服从指数分布, 失效率为各部件失效率之和。

顺序统计量 $X_{(k)}$ 的密度: $f_k(x) = \frac{n!}{(k-1)!(n-k)!} f(x) F^{k-1}(x) [1 - F(x)]^{n-k}$

若 $X_i \sim U[0, 1]$ 且相互独立, 则 $X_{(k)} \sim \mathbf{Beta}(k, n - k + 1)$

Chapter 4

§4.1 随机变量的期望

数学期望(离散型):

若级数 $\sum_{k=1}^{\infty} |x_k| p_k < +\infty$, 则数学期望 $E(x) \stackrel{\Delta}{=} \sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k = \sum_{k=1}^{\infty} x_k P\{X = x_k\}$

否则无法说明级数 $\sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$ 收敛, 期望不存在

数学期望(连续型):

r.v. X 的cdf为 $f(x)$, 若 $\int_{-\infty}^{\infty} |x| f(x) dx < +\infty$, 则数学期望 $E(x) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$

否则 $\int_{-\infty}^{\infty} |x| f(x) dx = +\infty$, 期望不存在(标准柯西分布: $f(x) = \frac{1}{\pi(1+x^2)}$)

Markov不等式:

r.v. X 非负, 且 $E(X)$ 存在, 则 $P\{X \geq t\} \leq \frac{E(X)}{t}$

函数的期望:

对于普通函数 $y = g(x)$, 其期望 $E(Y) = E(g(X)) = \sum_{k=1}^{\infty} g(x_k) p_k$ 或 $\int_{-\infty}^{\infty} g(x) f(x) dx$

对于二元函数 $z = g(x, y)$, 其期望 $E(Z) = E(g(X, Y)) = \sum_{i=1}^{\infty} \sum_{j=1}^{\infty} g(x_i, y_j) p_{ij}$ 或 $\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(x, y) f(x, y) dx dy$

数学期望的基本性质:

- 设 $a \leq X \leq b$ (a.e), 则 $a \leq E(X) \leq b$
- 对于常数 c , $E(cX) = cE(X)$
- 对于r.v. X, Y , $E(X + Y) = E(X) + E(Y)$
- 对于独立r.v. X, Y , $E(XY) = E(X)E(Y)$

数学期望的几个推论:

- 若 $X = c$ (a.e), 则 $E(X) = c$
- 线性组合的期望等于期望的线性组合
- $\{X_n\}$ 相互独立, 则 $E(\prod_{k=1}^n X_k) = \prod_{k=1}^n E(X_k)$

超几何分布等式: N 件产品, M 件次品, 摸出次品个数的期望值(前置证明: 每次摸中次品概率相同)

$$\sum_{k=0}^n k \frac{C_M^k C_{N-M}^{n-k}}{C_N^n} = \frac{nM}{N}$$

§4.2 方差与标准差

方差: $Var(X) \stackrel{\Delta}{=} E[(X - E(X))^2]$

标准差: $\sqrt{Var(X)}$

方差的计算: $Var(X) = E(X^2) - [E(X)]^2$

方差的基本性质:

- $X = c$ (a.e) $\Rightarrow Var(X) = 0$
- 对于常数 a, b , $Var(aX \pm b) = a^2 Var(X)$

- 对于r.v. X, Y , $Var(X \pm Y) = Var(X) + Var(Y) \pm 2E[(X - E(X))(Y - E(Y))]$
- 对于相互独立的 $\{X_n\}$, $Var(\sum_{k=1}^n X_k) = \sum_{k=1}^n Var(X_k)$

正态r.v.的标准化: $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, $X^* = \frac{X-\mu}{\sigma}$, $X^* \sim N(0, 1)$

Chebyshev不等式:

期望 μ 、方差 σ^2 均存在, 则 $\forall \varepsilon > 0$, 有 $P\{|X - \mu| \geq \varepsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$

证明用Markov不等式, $Y = (X - \mu)^2$, $E(Y) = \sigma^2$

§4.3 协方差与相关系数

协方差: $Cov(X, Y) \stackrel{\Delta}{=} E[(X - E(X))(Y - E(Y))] = E(XY) - E(X)E(Y)$

协方差的基本性质

- 若r.v. X, Y 相互独立, 则 $Cov(X, Y) = 0$, 但协方差为0不一定独立
- $Cov(X, Y) = Cov(Y, X)$, $Cov(X, X) = Var(X)$
- $Var(X \pm Y) = Var(X) + Var(Y) \pm 2Cov(X, Y)$
- 双线性性:
 - $Cov(aX, bY) = abCov(X, Y)$
 - $Cov(X_1 + X_2, Y) = Cov(X_1, Y) + Cov(X_2, Y)$
 - $U = a + \sum_{i=1}^n b_i X_i$, $V = c + \sum_{j=1}^m d_j Y_j$, 则

$$Cov(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m b_i d_j Cov(X_i, Y_j)$$

相关系数: $\rho_{XY} \stackrel{\Delta}{=} \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{Var(X)Var(Y)}}$, $|\rho_{XY}| \leq 1$, 取等当且仅当 $Y \stackrel{a.e}{=} a + bX$

均方误差: 对于线性近似 $\hat{Y} = a + bX$, 均方误差 $e = E[(Y - \hat{Y})^2]$

$e_{min} = Var(Y)(1 - \rho_{XY}^2)$, 此时 $b_0 = \frac{Cov(X, Y)}{Var(X)}$, $a_0 = E(Y) - b_0 E(X)$

相关: 正相关, 负相关, 不相关。不相关不一定独立, 独立一定不相关。

协方差矩阵: 对于n维r.v. $\{X_n\}$, 记 $c_{ij} = Cov(X_i, X_j)$ ($i, j = 1, 2, \dots, n$)

将 c_{ij} 写成矩阵的形式 C , 则称其为 $\{X_n\}$ 的协方差矩阵。协方差矩阵为**非负定对称阵**。

n维正态r.v.: 令

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, \quad \mu = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_n \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nn} \end{bmatrix}$$

其中 C 为n阶正定矩阵, 若n维r.v. $\{X_n\}$ 的密度函数为

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |C|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (X - \mu)^T C^{-1} (X - \mu) \right\}$$

则称 $\{X_n\}$ 服从参数为 (μ, C) 的n维正态分布, 记为 $(X_1, X_2, \dots, X_n) \sim N(\mu, C)$ 。

n维正态r.v.的重要性质:

- μ 称为均值向量, C 为协方差矩阵, 对角线为对应r.v.方差。
- $X_i \sim \mathbf{N}(\mu_i, c_{ii})$, $(i = 1, 2, \dots, n)$, 反之若 $\{X_n\}$ 相互独立且
 $X_i \sim \mathbf{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$, $(i = 1, 2, \dots, n)$, 则
 $\{X_n\} \sim \mathbf{N}(\mu, C)$, 其中 $\mu = [\mu_1 \mu_2 \dots \mu_n]^T$, $C = \text{diag}\{\sigma_1^2 \sigma_2^2 \dots \sigma_n^2\}$
- 若 $\{X_n\} \sim \mathbf{N}(\mu, C)$, 则 $\{X_n\}$ 的任一线性组合 $\sum_{k=1}^n l_k X_k$ 服从一维正态分布
- 正态r.v.的线性变换不变性: 若 $\{X_n\} \sim \mathbf{N}(\mu, C)$

$$\begin{cases} Y_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1n}X_n \\ Y_2 = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2n}X_n \\ \vdots \\ Y_m = a_{m1}X_1 + a_{m2}X_2 + \dots + a_{mn}X_n \end{cases}$$

 则 $\{Y_m\}$ 仍服从多维正态分布。

§4.4 条件期望

不考, 不过明明是很重要的内容来着。

§4.x 常用分布的分布及数字特征

附录 1 常用分布的分布及数字特征

分布类型	分布名称	分布律或密度函数	数学期望	方差
离散型	0-1 分布 $B(1, p)$	$P(X=k)=p^k (1-p)^{1-k}, 0 \leq p < 1, k=0, 1$	p	pq
	二项分布 $B(n, p)$	$P(X=k)=\binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k},$ $0 \leq p < 1, k=0, 1, \dots, n$	np	npq
	超几何分布 $H(N, M, n)$	$P(X=k)=\frac{\binom{M}{k} \binom{N-M}{n-k}}{\binom{N}{n}},$ $k=\max(0, n+M-N), \dots, \min(n, M)$	$n \frac{M}{N}$	$\frac{nM(N-M)(N-n)}{N^2(N-1)}$
	泊松分布 $P(\lambda)$	$P(X=k)=\frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda},$ $\lambda > 0, k=0, 1, 2, \dots, n, \dots$	λ	λ
	几何分布 $Ge(p)$	$P(X=k)=p (1-p)^{k-1},$ $0 \leq p < 1, k=1, 2, \dots, n, \dots$	$\frac{1}{p}$	$\frac{1-p}{p^2}$
	负二项分布 $NB(r, p)$	$P(X=k)=\binom{k-1}{r-1} p^r (1-p)^{k-r},$ $0 \leq p < 1, k=r, r+1, \dots, r+n, \dots$	$\frac{r}{p}$	$\frac{r(1-p)}{p^2}$
连续型	均匀分布 $U(a, b)$	$f(x)=\begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a < x < b, \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{(b-a)^2}{12}$
	指数分布 $E(\lambda)$	$f(x)=\begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \geq 0, \lambda > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{1}{\lambda^2}$
	正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$	$f(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, -\infty < x < +\infty, \mu \in R, \sigma > 0$	μ	σ^2
	伽马分布 $Ga(a, \lambda)$	$f(x)=\frac{\lambda^a}{\Gamma(a)} x^{a-1} e^{-\lambda x}, x \geq 0, \lambda > 0, a > 0$	$\frac{a}{\lambda}$	$\frac{a}{\lambda^2}$
	贝塔分布 $Be(a, b)$	$f(x)=\frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1}, 0 < x < 1, a > 0, b > 0$	$\frac{a}{a+b}$	$\frac{ab}{(a+b)^2(a+b+1)}$

Chapter 5

§5.1 大数定律

依概率收敛：

设 $\xi, \xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n, \dots$ 是一系列 r.v., 若 $\forall \varepsilon > 0$, 有 $\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon\} = 0$, 则称 $\{\xi_n\}$ 依概率收敛于 ξ , 记为 $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$ 。

- $\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\xi_n - \xi| \geq \varepsilon\} = 0 \Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P\{|\xi_n - \xi| < \varepsilon\} = 1$
- 随着n的增大, 绝对误差 $|\xi_n - \xi|$ 较大的可能性越来越小
- 若 $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$, g 是连续函数, 则 $g(\xi_n) \xrightarrow{P} g(\xi)$

几乎处处收敛(了解):

若r.v.列 $\{\xi_n\}$ 满足 $\forall \varepsilon > 0, P\{\lim_{n \rightarrow \infty} |\xi_n - \xi| < \varepsilon\} = 1$, 则称 $\{\xi_n\}$ 几乎处处收敛于 ξ , 记为 $\xi_n \xrightarrow{a.s.} \xi$ 或 $\xi_n \rightarrow \xi, a.s.$

伯努利大数定律:

设 n_A 是n次独立重复实验中事件A发生的次数, 且 $P(A) = p$, 则 $\forall \varepsilon > 0$, 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\left|\frac{n_A}{n} - p\right| \geq \varepsilon\right\} = 0$$

切比雪夫大数定律:

$\{X_n\}$ 为独立r.v.列, 且具有相同的期望 μ 和方差 σ^2 , 则 $\forall \varepsilon > 0$ 有 $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \mu\right| \geq \varepsilon\right\} = 0$, 即 $\bar{X}_n \xrightarrow{P} \mu$, 可由Chebyshev不等式证明: $P\left(|\bar{X}_n - \mu| > \varepsilon\right) \leq \frac{\text{Var}(\bar{X}_n)}{\varepsilon^2} = \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2} \rightarrow 0$,

辛钦大数定律(弱大数定律):

$\{X_n\}$ 是独立同分布r.v.列, 期望 μ 存在, 则 $\{X_n\}$ 服从大数定律, $\forall \varepsilon > 0$, 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\left|\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \mu\right| < \varepsilon\right\} = 1$$

强大数定律(了解):

若 $\{X_n\}$ 两两独立且同分布, 期望 μ 存在, 则 $\bar{X}_n \xrightarrow{a.s.} \mu$

§5.2 中心极限定理

中心极限定理:

若 $Z_n = \frac{\sum_{k=1}^n X_k - \sum_{k=1}^n \mu_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^n \sigma_k^2}}$ 的分布函数 $F_n(x)$ 对任意 x 满足

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) &= \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{\sum_{k=1}^n X_k - \sum_{k=1}^n \mu_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^n \sigma_k^2}} \leq x\right\} \\ &= \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \Phi(x) \end{aligned}$$

则称 $\{X_k\}$ 服从中心极限定理。

中心极限定理(独立同分布):

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) &= \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{\sum_{k=1}^n X_k - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \leq x\right\} \\ &= \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \Phi(x) \end{aligned}$$

中心极限定理的实际含义:

对于均值为 μ , 方差 $\sigma^2 > 0$ 的i.i.d.r.v.列 $\{X_n\}$, 有 $\sum_{k=1}^n X_k \overset{\text{近似}}{\sim} N(n\mu, n\sigma^2)$, 或 $\bar{X}_n \overset{\text{近似}}{\sim} N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$

棣莫弗-拉普拉斯中心极限定理：

设 $\{\eta_n\}$ 为服从参数为 $n, p (0 < p < 1)$ 的二项分布r.v.列，则对任意 x 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left\{ \frac{\eta_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \leq x \right\} = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \Phi(x)$$

对于r.v. $\eta_n \sim \mathbf{b}(n, p) (n = 1, 2, \dots)$ ，有 $\frac{\eta_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \stackrel{\text{近似}}{\sim} \mathbf{N}(0, 1)$ ，于是当 n 充分大时，可以认为 $\eta_n \stackrel{\text{近似}}{\sim} \mathbf{N}(np, np(1-p))$

Chapter 6

§6.2 数理统计：基本概念

简单随机抽样：

在相同条件下对总体 X 进行 n 次重复、独立观察。要求各次取样结果互不影响，每次取出的样品与总体有相同的分布，满足这两条性质的样本称为简单随机样本。

样本均值： $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$

样本方差： $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$

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

样本k阶矩： $A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$

样本k阶中心距： $B_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^k$

顺序统计量： $X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(n)}$

极小值： $X_{(1)} = \min\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$

极大值： $X_{(n)} = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$

样本矩的特征： 设 $\{X_n\}$ 为来自总体 $X \sim F(x)$ 的样本，总体k阶矩 $\mu_k \stackrel{\Delta}{=} E(X^k)$ 都存在，则

- $X_1^k, X_2^k, \dots, X_n^k$ 独立，与 X^k 同分布
- $E(A_k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i^k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X^k) = \mu_k$
- 由辛钦大数定律， $n \rightarrow \infty$ 时， $A_k \xrightarrow{P} \mu_k$ ，连续函数 $g(A_1, A_2, \dots, A_k) \xrightarrow{P} g(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k)$

样本均值与样本方差的数字特征： $E(\bar{X}) = \mu$, $Var(\bar{X}) = \frac{\sigma^2}{n}$, $E(S^2) = \sigma^2$

§6.3 抽样分布

χ^2 -分布：

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 $X \sim \mathbf{N}(0, 1)$ 的样本，令

$$\mathcal{X}^2 = X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2$$

称 \mathcal{X}^2 服从自由度为 n 的 χ^2 -分布，记为 $\mathcal{X}^2 \sim \chi^2(n)$ 。

χ^2 -分布的可加性:

设 $\chi_1^2 \sim \chi^2(n_1)$, $\chi_2^2 \sim \chi^2(n_2)$ 且相互独立, 则 $\chi_1^2 + \chi_2^2 \sim \chi^2(n_1 + n_2)$

χ^2 -分布的数字特征:

设 $\chi^2 \sim \chi^2(n)$, 则 $E(\chi^2) = n$, $Var(\chi^2) = 2n$

t -分布:

设 $X \sim N(0, 1)$, $Y \sim \chi^2(n)$, 且 X, Y 相互独立, 令

$$t = \frac{X}{\sqrt{Y/n}}$$

称 t 服从自由度为 n 的 t -分布, 记为 $t \sim t(n)$ 。当 n 较大时, 可以认为 $t(n) = N(0, 1)$

F -分布:

设 $U \sim \chi^2(n_1)$, $V \sim \chi^2(n_2)$, 且 U, V 相互独立, 令

$$F = \frac{U/n_1}{V/n_2}$$

称 F 服从自由度为 (n_1, n_2) 的 F -分布, 记为 $F \sim F(n_1, n_2)$

F -分布的性质:

- 若 $F \sim F(n_1, n_2)$, 则 $\frac{1}{F} \sim F(n_2, n_1)$
- 若 $T \sim t(n)$, 则 $T^2 \sim F(1, n)$ 。(t -分布的平方服从 F -分布)

α 分位点:

设 $X \sim f(x)$, 若 $\forall 0 < \alpha < 1$, 存在常数 x_α 满足

$$P\{X \leq x_\alpha\} = \int_{-\infty}^{x_\alpha} f(x)dx = \alpha$$

则称 x_α 为分布密度 $f(x)$ 的 α 分位点, 也即 $F(X_\alpha) = \alpha$

- $N(0, 1)$ 的 α 分位点记为 u_α
- $t(n)$ 的 α 分位点记为 $t_\alpha(n)$
- $\chi^2(n)$ 的 α 分位点记为 $\chi_\alpha^2(n)$
- $F(n_1, n_2)$ 的 α 分位点记为 $F_\alpha(n_1, n_2)$
- 三反公式: $F_\alpha(n_1, n_2) = \frac{1}{F_{1-\alpha}(n_2, n_1)}$

抽样分布定理一:

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 的样本, 则 $\bar{X} \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$

抽样分布定理二:

1. \bar{X}, S^2 相互独立
2. $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$

抽样分布定理三:

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 的样本, 则

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

抽样分布定理四:

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是总体 $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ 的样本; Y_1, Y_2, \dots, Y_m 是总体 $Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 的样本, 且两样本相互独立, 两样本均值和样本方差分别为 $\bar{X}, \bar{Y}, S_1^2, S_2^2$, 则

$$\frac{S_1^2/\sigma_1^2}{S_2^2/\sigma_2^2} \sim F(n-1, m-1)$$

抽样分布定理五：

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是总体 $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ 的样本； Y_1, Y_2, \dots, Y_m 是总体 $Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 的样本，且两样本相互独立，两样本均值和样本方差分别为 $\bar{X}, \bar{Y}, S_1^2, S_2^2$ ，则

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

$$\text{其中 } S_\omega^2 = \frac{(n-1)S_1^2 + (m-1)S_2^2}{n+m-2}, S_\omega = \sqrt{S_\omega^2}$$

指数分布与 χ^2 -分布： 自由度为2的 χ^2 -分布就是参数为 $\frac{1}{2}$ 的指数分布

Chapter 7

§7.1 点估计

矩估计法：

设总体 $X \sim F(x; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m)$ ，其中 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m$ 为未知参数， X_1, X_2, \dots, X_n 为来自总体 X 的样本，设总体矩 $\mu_k = E(X^k)$ ($k = 1, 2, \dots, m$) 都存在，则 μ_k 是 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m$ 的函数。

由辛钦大数定律，样本 k 阶矩 $A_k \xrightarrow{P} \mu_k, n \rightarrow \infty$ ($k = 1, 2, \dots, m$)

从而可以使用 A_k 估计 μ_k ，进而得到 θ 的估计。

1. 设 $\mu_i = \mu_i(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m), i = 1, 2, \dots, m$
2. 反解方程组得 $\theta_i = \theta_i(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m), i = 1, 2, \dots, m$
3. 用样本矩代替总体矩，得到矩估计 $\hat{\theta}_i = \hat{\theta}_i(A_1, A_2, \dots, A_m), i = 1, 2, \dots, m$
4. 若 $\hat{\theta}$ 是位置参数 θ 的矩估计，则 $g(\theta)$ 的矩估计为 $g(\hat{\theta})$ 。

二阶矩估计的结论：

用 A_1, A_2 代替 μ_1, μ_2 ，得到 μ 和 σ^2 的矩估计量分别为：

$$\hat{\mu} = A_1 = \bar{X}$$

$$\hat{\sigma}^2 = A_2 - A_1^2 = \frac{n-1}{n} S^2 \triangleq \tilde{S}^2, \text{ 称为修正的样本方差。}$$

最大似然估计(MLE)：

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体 $X \sim f(x; \theta)$ 的样本，令

$$L(\theta) = L(\theta; X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n f(X_i; \theta)$$

$L(\theta)$ 称为**似然函数**，若存在统计量 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 使得 $L(\hat{\theta}) = \max_{\theta \in \Theta} L(\theta; x_1, x_2, \dots, x_n)$ ，则称其为 θ 的最大似然估计(MLE)。

最大似然估计常见求法：

1. 求似然函数，构建(对数)似然方程组
2. 对各未知参数求偏导，使其偏导为0
3. 求解(对数)似然方程组，得到MLE

在似然函数不可导时，回到原始定义，即找到让似然函数值最大的 $\hat{\theta}$ 即可

§7.2 估计量的评价标准

无偏性:

若估计量 $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的数学期望存在, 且 $\forall \theta \in \Theta$ 有 $E_{\theta}(\hat{\theta}) = \theta$, 则称 $\hat{\theta}$ 为 θ 的无偏估计, 否则为有偏估计。

称 $b_n(\hat{\theta}) = E_{\theta}(\hat{\theta}) - \theta$ 为估计量 $\hat{\theta}$ 的偏差, 若 $\lim_{n \rightarrow \infty} b_n(\hat{\theta}) = 0$, 则 $\hat{\theta}$ 为 θ 的渐进无偏估计。

对任意总体 X , 若期望 μ 与方差 σ^2 存在, 则 $\hat{\mu} = \bar{X}$, $\hat{\sigma}^2 = S^2$ 都是无偏估计, 而修正后的样本方差 \tilde{S}^2 是 σ^2 的渐进无偏估计。

同一参数的不同无偏估计的线性组合(总比例为1)还是无偏估计。

估计量的均方误差:

设 $\hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 为待估参数 θ 的估计量, 称 $E_{\theta}(\hat{\theta} - \theta)^2$ 为 $\hat{\theta}$ 的均方误差。

$$E_{\theta}(\hat{\theta} - \theta)^2 = \text{Var}(\hat{\theta}) + [E(\hat{\theta}) - \theta]^2$$

有效性:

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是总体 $X \sim F(x, \theta); \theta \in \Theta$ 的样本,

$$\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_1(X_1, X_2, \dots, X_n), \hat{\theta}_2 = \hat{\theta}_2(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

都是 θ 的无偏估计, 即 $E(\hat{\theta}_1) = E(\hat{\theta}_2) = \theta (\forall \theta \in \Theta)$ 。若 $\forall \theta \in \Theta$ 有 $\text{Var}(\hat{\theta}_1) \leq \text{Var}(\hat{\theta}_2)$, 则称 $\hat{\theta}_1$ 较 $\hat{\theta}_2$ 有效。

相合性(一致性):

设 $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是位置参数 θ 的点估计, 若 $\forall \theta \in \Theta$ 满足: $\forall \varepsilon > 0$ 有

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

即 $\hat{\theta}_n \xrightarrow{P} \theta (n \rightarrow \infty)$, 则称 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 相合估计。

对任意总体 X , 若期望 μ 与方差 σ^2 存在, 则 $\hat{\mu} = \bar{X}$, $\hat{\sigma}^2 = S^2$ 都是相合估计。

关于相合估计的一般结论:

- 由辛钦大数定律, θ 的矩估计 $\hat{\theta}$ 是相合估计
- θ 的 MLE $\hat{\theta}$ 一般也是相合估计
- θ 的相合估计不一定是无偏估计
- 若 $\hat{\theta}$ 是 θ 的无偏估计, 则由 Chebyshev 不等式有

$$P\{|\hat{\theta} - \theta| \geq \varepsilon\} \leq \frac{\text{Var}(\hat{\theta})}{\varepsilon^2}$$

故当 $\lim_{n \rightarrow \infty} \text{Var}(\hat{\theta}) = 0$ 时, $\hat{\theta}$ 是 θ 的相合估计(充分条件)

§7.3 区间估计

区间估计:

设总体 $X \sim F(x; \theta) (\theta \in \Theta)$ 。若对给定的 $0 < \alpha < 1$, 存在两个统计量

$$\underline{\theta} = \underline{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n), \bar{\theta} = \bar{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n) (\underline{\theta} \leq \bar{\theta})$$

使得 $\forall \theta \in \Theta$, 有

$$P\{\underline{\theta} \leq \theta \leq \bar{\theta}\} \geq 1 - \alpha$$

则称随机区间 $(\underline{\theta}, \bar{\theta})$ 为 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的**置信区间**, $\underline{\theta}, \bar{\theta}$ 分别称为**置信下限**和**置信上限**。

$1 - \alpha$ 置信区间的含义是随机区间 $[\underline{\theta}, \bar{\theta}]$ 至少以 $1 - \alpha$ 的概率套住 θ 的真值。

- 可靠性: 置信度 $1 - \alpha$ 应尽量大, 即要求估计尽量可信(可靠)。
- 精确性: 区间长度应尽量小, 即估计的精度要尽可能地高。
- 上述两个要求是相互矛盾的: 先保证可靠性, 在此前提下尽可能提高精度。

求未知参数置信区间的一般过程:

- 找出参数 θ 的一个较好的点估计 $\hat{\theta} = T(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 。
- 找出枢轴量函数 $W(T, \theta)$, 使得 W 的分布不依赖于未知参数
- 对于给定置信水平 $1 - \alpha$ 定出两个常数 a, b 使得

$$P\{a \leq W(T, \theta) \leq b\} = 1 - \alpha$$

- 根据等价形式得到 $\underline{\theta} \leq \theta \leq \bar{\theta}$, 则 $[\underline{\theta}, \bar{\theta}]$ 就是 θ 的一个置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间

单正态总体参数的区间估计:

单个正态总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, X_1, X_2, \dots, X_n 是一个样本。

待估参数	其他参数	枢轴量及其分布	置信区间
μ	σ^2 已知	$\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1)$	$\left[\bar{X} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{1-\frac{\alpha}{2}}, \bar{X} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{1-\frac{\alpha}{2}} \right]$
μ	σ^2 未知	$\frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$	$\left[\bar{X} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1), \bar{X} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1) \right]$
σ^2	μ 已知	$\sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(n)$	$\left[\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n)}, \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{\chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n)} \right]$
σ^2	μ 未知	$\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$	$\left[\frac{(n-1)S^2}{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1)} \right]$

双正态总体参数的区间估计:

正态总体 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ 和 $N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 的两组相互独立的样本 X_1, X_2, \dots, X_m 和 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 。

样本均值和样本方差分别是 \bar{X}, S_1^2 和 \bar{Y}, S_2^2 , 记 $S_\omega^2 = \frac{(m-1)S_1^2 + (n-1)S_2^2}{(m+n-2)}$ 。

待估参数	其他参数	枢轴量及其分布	置信区间
$\mu_1 - \mu_2$	σ_1^2, σ_2^2 已知	$\frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}}} \sim N(0, 1)$	$\left[\bar{X} - \bar{Y} - \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}} u_{1-\frac{\alpha}{2}}, \bar{X} - \bar{Y} + \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}} u_{1-\frac{\alpha}{2}} \right]$
$\mu_1 - \mu_2$	$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ 未知	$\frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)}{S_\omega \sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}}} \sim t(n_1 + n_2 - 2)$	$\left[(\bar{X} - \bar{Y}) - S_\omega \sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}} t_{1-\frac{\alpha}{2}}(m+n-2), (\bar{X} - \bar{Y}) + S_\omega \sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}} t_{1-\frac{\alpha}{2}}(m+n-2) \right]$
σ_1^2/σ_2^2	μ_1, μ_2 未知	$\frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2} \sim F(n_1 - 1, n_2 - 1)$	$\left[\frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot \frac{1}{F_{1-\frac{\alpha}{2}}(m-1, n-1)}, \frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot \frac{1}{F_{\frac{\alpha}{2}}(m-1, n-1)} \right]$
σ_1^2/σ_2^2	μ_1, μ_2 已知	$\frac{\sum_{i=1}^{n_1} \left(\frac{X_i - \mu_1}{\sigma_1} \right)^2 / n_1}{\sum_{i=1}^{n_2} \left(\frac{Y_i - \mu_2}{\sigma_2} \right)^2 / n_2} \sim F(n_1, n_2)$	$\left[\frac{\sum_{i=1}^m (X_i - \mu_1)^2 / m}{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_2)^2 / n} \cdot \frac{1}{F_{1-\frac{\alpha}{2}}(m, n)}, \frac{\sum_{i=1}^m (X_i - \mu_1)^2 / m}{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_2)^2 / n} \cdot \frac{1}{F_{\frac{\alpha}{2}}(m, n)} \right]$

这玩意能背下来就有鬼了==

单侧置信区间:

将上表中的区间两端值取出, 将 $\frac{\alpha}{2}$ 全部更换为 α , 即可得到置信水平为 $1 - \alpha$ 的单侧置信限。

大样本下非正态总体参数的区间估计:

根据中心极限定理, 当 n 充分大时有 $\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \stackrel{\text{近似}}{\sim} N(0, 1)$

然后把 μ 和 σ^2 用参数代回, 按标准正态得到置信区间, 解不等式得到参数的区间估计。

例 设 X_1, X_2, \dots, X_n 为来自总体 $X \sim b(1, p)$ 的样本, 求未知参数 p 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间。

解法二 由中心极限定理, 当 n 充分大时有

$$\frac{\bar{X} - p}{\sqrt{p(1-p)/n}} \stackrel{\text{近似}}{\sim} N(0, 1)$$

故当 n 充分大时, 有

$$P\left\{\frac{|\bar{X} - p|^2}{p(1-p)/n} < u_{1-\frac{\alpha}{2}}^2\right\} \approx 1 - \alpha$$

$$P\{(n + u_{1-\alpha/2}^2)p^2 - (2n\bar{X} + u_{1-\alpha/2}^2)p + n\bar{X}^2 < 0\} \approx 1 - \alpha$$

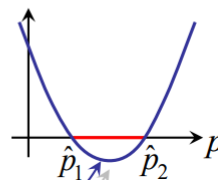
令 $(n + u_{1-\alpha/2}^2)p^2 - (2n\bar{X} + u_{1-\alpha/2}^2)p + n\bar{X}^2 = 0$, 解得

$$\hat{p}_1, \hat{p}_2 = \frac{n}{n + u_{1-\alpha/2}^2} \left(\bar{X} + \frac{u_{1-\alpha/2}^2}{2n} \mp u_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\bar{X}(1-\bar{X})}{n} + \frac{u_{1-\alpha/2}^2}{4n^2}} \right)$$

即有

$$P\{\hat{p}_1 < p < \hat{p}_2\} \approx 1 - \alpha$$

故 p 的 $1 - \alpha$ 的近似置信区间为 (\hat{p}_1, \hat{p}_2) 。



Chapter 8

§8.1 假设检验概述

建立假设:

对问题提出原假设(零假设), 记为 H_0 , 其对立面称为对立假设(备择假设), 记为 H_1 或 H_α 。

原假设一般有符号 $=$, \leq 或 \geq 。

假设检验就是要根据样本判断是否拒绝 H_0 。

- 双侧假设检验: $H_0: \theta = \theta_0, H_1: \theta \neq \theta_0$
- 右侧检验: $H_0: \theta \leq \theta_0, H_1: \theta > \theta_0$
- 左侧检验: $H_0: \theta \geq \theta_0, H_1: \theta < \theta_0$

检验统计量: 由样本对原假设进行检验总是通过一个统计量完成, 称为检验统计量。

拒绝域: 使原假设被拒绝的样本所组成的区域称为拒绝域, 即拒绝 H_0 的样本值的取值区域, 其补集称为接受域。

第一类错误: 在原假设 H_0 为真的情况下拒绝 H_0 , 一般设置为更严重的错误。

第二类错误: 在原假设 H_0 为假的情况下接受 H_0 。

显著性检验: 控制犯第一类错误的概率在一个较小的数 α 以内, 倾向于保护 H_0

显著性检验倾向于“宁可错杀也不可放过 H_0 ”, 一般原假设也是依此选定:

- 判断病人得两种病中的哪种, 需要控制把重症误判成轻症的错误率, 因此倾向于把轻症 H_1 判成重症 H_0 , 而非把重症 H_0 当轻症 H_1 放过。

- 想检验某结论成立，应提出 H_0 ：结论不成立，然后说明样本取值在拒绝域内，即概率反证法。

e.g. 是否有显著提高？ H_0 ：没有显著提高，代入数据若能拒绝 H_0 说明确实有显著提高。

“如果连 H_0 都保护不住的结论，其真实性势必应当受到怀疑。”

§8.2 正态总体参数的假设检验

双边u检验法：

已知 σ_0^2 ，关于 $H_0 : \mu = \mu_0$ 的检验问题

拒绝域： $|\bar{X} - \mu_0|$ 的值偏大，I类风险 $P_{H_0} \left\{ \frac{|\bar{X} - \mu_0|}{\sigma_0/\sqrt{n}} > u_{1-\frac{\alpha}{2}} \right\} = \alpha$

单边u检验法：

1. 已知 σ_0^2 ，关于 $H_0 : \mu \leq \mu_0$ 的检验问题

拒绝域： $\bar{X} - \mu_0$ 的值偏大，I类风险 $P_{H_0} \left\{ \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma_0/\sqrt{n}} > u_{1-\alpha} \right\} = \alpha$

2. 已知 σ_0^2 ，关于 $H_0 : \mu \geq \mu_0$ 的检验问题

拒绝域： $\bar{X} - \mu_0$ 的值偏小，I类风险 $P_{H_0} \left\{ \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma_0/\sqrt{n}} < u_{\alpha} \right\} = \alpha$

双边t检验法：

未知 μ, σ^2 ，关于 $H_0 : \mu = \mu_0$ 的检验问题

拒绝域： $|\bar{X} - \mu_0|$ 的值偏大，I类风险 $P_{H_0} \left\{ \frac{|\bar{X} - \mu_0|}{S/\sqrt{n}} > t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1) \right\} = \alpha$

单边t检验法：

1. 未知 μ, σ^2 ，关于 $H_0 : \mu \leq \mu_0$ 的检验问题

拒绝域： $\bar{X} - \mu_0$ 的值偏大，I类风险 $P_{H_0} \left\{ \frac{\bar{X} - \mu_0}{S/\sqrt{n}} > t_{1-\alpha}(n-1) \right\} = \alpha$

2. 未知 μ, σ^2 ，关于 $H_0 : \mu \geq \mu_0$ 的检验问题

拒绝域： $\bar{X} - \mu_0$ 的值偏小，I类风险 $P_{H_0} \left\{ \frac{\bar{X} - \mu_0}{S/\sqrt{n}} < t_{\alpha}(n-1) \right\} = \alpha$

双边 χ^2 检验法：

未知 μ, σ^2 ，关于 $H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$ 的检验问题

拒绝域： S^2 不在 σ_0^2 附近波动或幅度太大，I类风险

$P_{H_0} \left\{ \frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2} < \chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n-1) \text{ or } \frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2} > \chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n-1) \right\} = \alpha$

已知 μ 未知 σ^2 ，关于 $H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$ 的检验问题

拒绝域： $P_{H_0} \left\{ \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 < \chi_{\frac{\alpha}{2}}^2(n) \text{ or } \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 > \chi_{1-\frac{\alpha}{2}}^2(n) \right\} = \alpha$

单边 χ^2 检验法：

1. 未知 μ, σ^2 ，关于 $H_0 : \sigma^2 \leq \sigma_0^2$ 的检验问题

拒绝域： $P_{H_0} \left\{ \frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2} > \chi_{1-\alpha}^2(n-1) \right\} = \alpha$

2. 未知 μ, σ^2 ，关于 $H_0 : \sigma^2 \geq \sigma_0^2$ 的检验问题

拒绝域： $P_{H_0} \left\{ \frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2} < \chi_{\alpha}^2(n-1) \right\} = \alpha$

3. 已知 μ 未知 σ^2 ，关于 $H_0 : \sigma^2 \leq \sigma_0^2$ 的检验问题

$$\text{拒绝域: } P_{H_0} \left\{ \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 > \chi_{1-\alpha}^2(n-1) \right\} = \alpha$$

4. 已知 μ 未知 σ^2 , 关于 $H_0 : \sigma^2 \leq \sigma_0^2$ 的检验问题

$$\text{拒绝域: } P_{H_0} \left\{ \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 < \chi_{\alpha}^2(n-1) \right\} = \alpha$$

双总体均值差的检验:

$$\text{已知}\sigma_1^2, \sigma_2^2, U = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \delta}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n} + \frac{\sigma_2^2}{m}}} \sim N(0, 1)$$

1. 关于 $H_0 : \mu_1 - \mu_2 = \delta$ 的检验问题, 拒绝域 $|U| \geq u_{1-\frac{\alpha}{2}}$
2. 关于 $H_0 : \mu_1 - \mu_2 \geq \delta$ 的检验问题, 拒绝域 $U \leq u_{\alpha}$
3. 关于 $H_0 : \mu_1 - \mu_2 \leq \delta$ 的检验问题, 拒绝域 $U \geq u_{1-\alpha}$

$$\text{未知}\sigma_1^2, \sigma_2^2 \text{但}\sigma_1^2 = \sigma_2^2, T = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \delta}{\sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} S_{\omega}} \sim T(n+m-2), \text{ 其中 } S_{\omega} = \sqrt{\frac{(n-1)S_1^2 + (m-1)S_2^2}{(n+m-2)}}$$

1. 关于 $H_0 : \mu_1 - \mu_2 = \delta$ 的检验问题, 拒绝域 $|T| \geq t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n+m-2)$
2. 关于 $H_0 : \mu_1 - \mu_2 \geq \delta$ 的检验问题, 拒绝域 $T \leq t_{\alpha}(n+m-2)$
3. 关于 $H_0 : \mu_1 - \mu_2 \leq \delta$ 的检验问题, 拒绝域 $T \geq t_{1-\alpha}(n+m-2)$

双总体方差比的检验:

$$\text{未知}\mu_1, \mu_2, F = \frac{S_1^2}{S_2^2} \sim F(n-1, m-1)$$

1. 关于 $H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2$ 的检验问题, 拒绝域 $F \geq F_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1, m-1)$ 或 $F \leq F_{\frac{\alpha}{2}}(n-1, m-1)$
2. 关于 $H_0 : \sigma_1^2 \geq \sigma_2^2$ 的检验问题, 拒绝域 $F \leq F_{\alpha}(n-1, m-1)$
3. 关于 $H_0 : \sigma_1^2 \leq \sigma_2^2$ 的检验问题, 拒绝域 $F \geq F_{1-\alpha}(n-1, m-1)$