

§ 1.3 抽 样 分 布

在实际应用中，当我们从总体中抽取一个样本 (X_1, X_2, \dots, X_n) 后，并不能直接应用它去对总体进行统计推断，这是因为样本虽然是从总体中获取的代表，含有总体性质的信息，但仍较分散。为了进行统计推断，需要把分散的信息集中起来，针对不同的研究目的，构造不同的样本函数，这种函数在统计学中称为统计量。

定义1 设 X_1, X_2, \dots, X_n 是从总体 X 中抽取的容量为 n 的一个样本，如果由此样本构造一个函数 $T(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 不依赖于任何未知参数，则称函数

$T(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 为一个统计量. 当获得样本的一组具体观测值 x_1, x_2, \dots, x_n 后, 称 $T(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为该统计量的一个观测值.

例1 设 X_1, X_2, \dots, X_n 是从某总体 X 中抽取的一个样本, $E(X)$, $D(X)$ 未知, 判断以下是否为统计量.

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

$$(3) \sum_{i=1}^n [X_i - E(X)]^2, \quad (4) \frac{X_i - E(X)}{D(X)}.$$

解: (1)(2) 是统计量, (3)(4) 不是统计量.

因为(3)(4)依赖总体分布的未知参数.

一 常用的统计量

对于一维总体 X ，常用的统计量有

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

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

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

(4) 样本 k 阶矩
$$A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^k;$$

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

此外，有顺序统计量、样本峰度和样本偏度等统计量. 对于二维总体 (X, Y) ，常用的统计量有

(6) 样本协方差

$$S_{XY}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y});$$

(7) 样本相关系数

$$\rho_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}};$$

当样本取得观测值 x_1, x_2, \dots, x_n 后，代入即可得到这些统计量的观测值.

寻找抽样分布一般有两种方法：

- (1) 求出分布函数的精确表达式；
- (2) 求其渐近分布.

只有在少数情况下，才能得到统计量的精确分布.

下面介绍数理统计中的三大分布.

二 数理统计的三大分布

(一) χ^2 分布

设 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立且都服从 $N(0,1)$, 则称随机变量

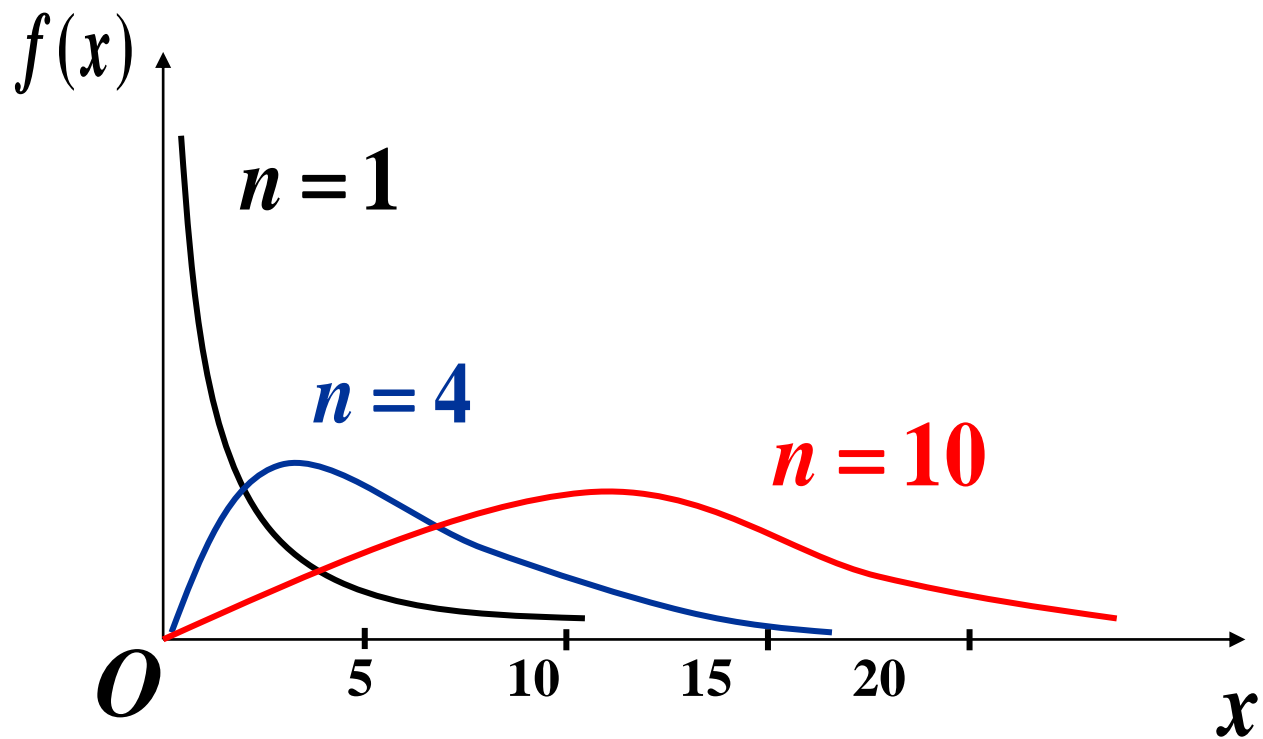
$$\chi^2 = X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2$$

所服从的分布称为自由度为 n 的 χ^2 分布, 记为 $\chi^2(n)$.

其密度函数为

$$f_{\chi^2}(x, n) = \begin{cases} \frac{1}{2^{n/2} \Gamma(n/2)} x^{\frac{n}{2}-1} e^{-x/2}, & x > 0; \\ 0, & x \leq 0. \end{cases}$$

其中 $\Gamma(r) = \int_0^{\infty} x^{r-1} e^{-x} dx, \quad r > 0.$



χ^2 分布的概率密度函数

χ^2 分布的特点:

1. 分布的变量值始终为正;
2. 分布的形状取决于自由度 n 的大小, 通常为不对称的正偏分布, 但随着 n 的增大逐渐趋于对称;

χ^2 分布的性质:

性质1 $E(\chi^2(n)) = n, D(\chi^2(n)) = 2n;$

证明: $X_i \sim N(0,1), EX_i^2 = DX_i = 1,$

$$D(X_i^2) = E(X_i^4) - [E(X_i^2)]^2 = 3 - 1 = 2, \quad \text{故}$$

$$E(\chi^2) = E\left(\sum_{i=1}^n X_i^2\right) = \sum_{i=1}^n E(X_i^2) = n.$$

$$D(\chi^2) = D\left(\sum_{i=1}^n X_i^2\right) = \sum_{i=1}^n D(X_i^2) = 2n.$$

性质2 χ^2 分布的可加性:

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

$$\chi_1^2 + \chi_2^2 \sim \chi^2(n_1 + n_2).$$

(此性质可以推广到多个随机变量的情形)

设 $\chi_i^2 \sim \chi^2(n_i)$, 并且 $\chi_i^2 (i = 1, \dots, m)$ 相互独立, 则

$$\sum_{i=1}^m \chi_i^2 \sim \chi^2(n_1 + n_2 + \dots + n_m).$$

证明: 利用卷积公式

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

即可证明. 亦可利用特征函数证明.

性质3 设 $\chi^2 \sim \chi^2(n)$, 则对任意 x , 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{\chi^2 - n}{\sqrt{2n}} \leq x\right\} = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt.$$

证明 由假设 $\chi^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2$, 其中 X_1, X_2, \dots, X_n 独立且

每个 $X_i \sim N(0,1)$, 因而 $X_1^2, X_2^2, \dots, X_n^2$ 独立同分布, 且

$$E(X_i^2) = 1, \quad D(X_i^2) = 2. \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

由中心极限定理得

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{\chi^2 - n}{\sqrt{2n}} \leq x\right\} &= \lim_{n \rightarrow \infty} P\left\{\frac{\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\mu}{\sqrt{n\sigma}} \leq x\right\} \\ &= \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt. \end{aligned}$$

即 χ^2 分布的极限分布是正态分布，当 n 很大时

$$\chi^2(n) \overset{\text{近似}}{\sim} N(n, 2n).$$

(二) t 分布

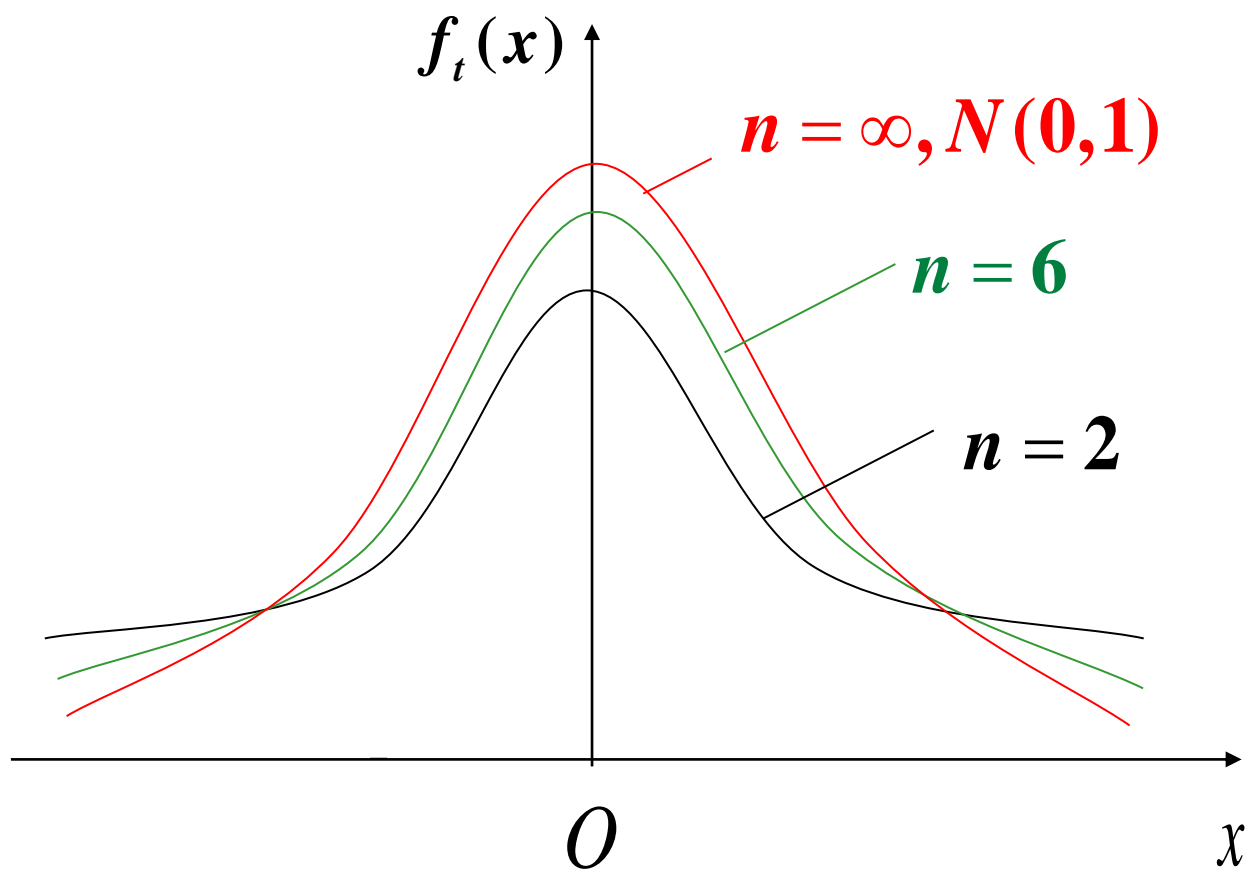
设随机变量 $X \sim N(0,1)$, $Y \sim \chi^2(n)$, 且 X 与 Y 独立, 则随机变量

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

所服从的分布称为自由度为 n 的 t 分布，记为 $t(n)$.

其密度函数为

$$f_t(x; n) = \frac{\Gamma[(n+1)/2]}{\Gamma(n/2)\sqrt{n\pi}} \left(1 + \frac{x^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}}, \quad -\infty < x < +\infty.$$



t 分布的密度函数： 低峰、厚尾

t 分布的性质:

1. 密度函数 $f(x, n)$ 是偶函数, 且

$$\lim_{n \rightarrow \infty} f(x, n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} = \varphi(x).$$

此说明: t 分布的极限分布是标准正态分布.

2. $t(1)$ 是标准柯西分布, 它的均值不存在,

当 $n \geq 2$ 时, t 分布的数学期望 $E(T) = 0$,

当 $n \geq 3$ 时, t 分布的方差 $D(T) = \frac{n}{n-2}$.

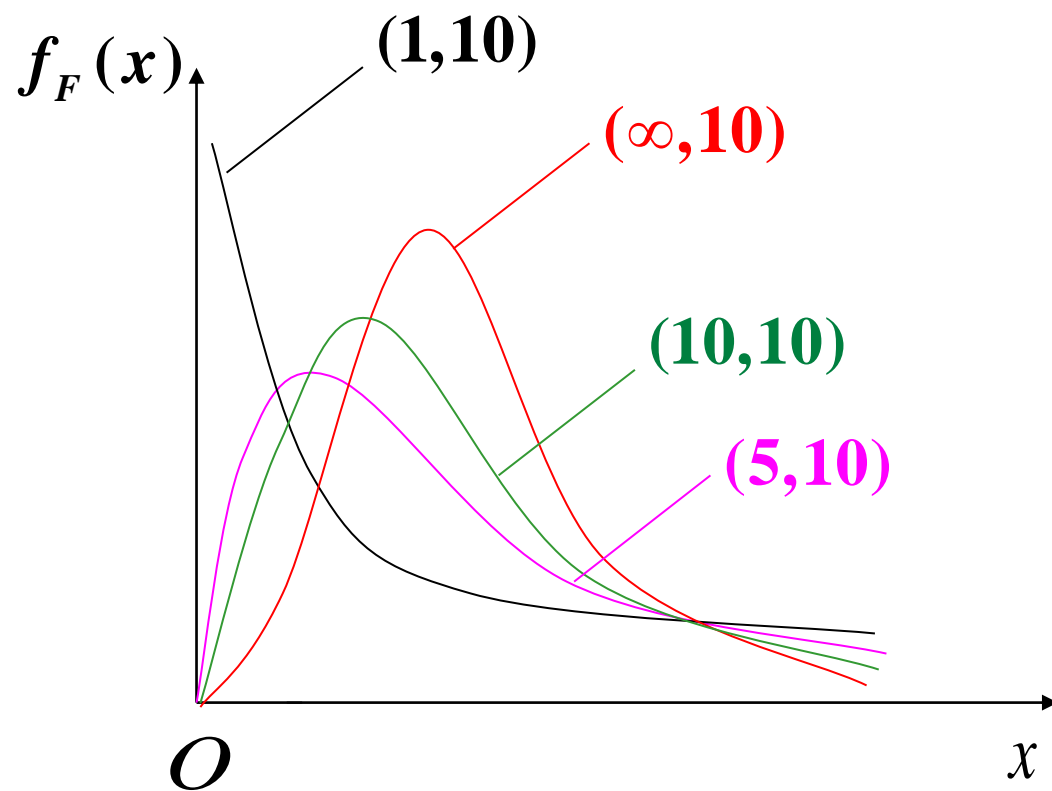
(三) F 分布

设随机变量 $X \sim \chi^2(m)$, $Y \sim \chi^2(n)$, 且 X 与 Y 独立, 则随机变量

$$F = \frac{X / m}{Y / n}$$

的分布称为自由度为 m 与 n 的 F 分布, 记为 $F \sim F(m, n)$, 其中 m 为分子自由度, n 为分母自由度. 其密度函数为

$$f(x, m, n) = \begin{cases} \frac{\Gamma[(m+n)/2]}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)} m^{\frac{m}{2}} n^{\frac{n}{2}} \frac{x^{\frac{m}{2}-1}}{(mx+n)^{\frac{m+n}{2}}}, & x > 0, \\ 0, & x \leq 0. \end{cases}$$



F 分布概率密度函数

首先，求出 $Z = X/Y$ 的密度函数，再求 $F = nZ/m$ 的密度函数.

$$\begin{aligned}
 p_Z(z) &= \int_0^{+\infty} y p_1(zy) p_2(y) dy \\
 &= \frac{z^{\frac{m}{2}-1}}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)2^{\frac{m+n}{2}}} \int_0^{+\infty} y^{\frac{m+n}{2}-1} e^{-\frac{y}{2}(1+z)} dy
 \end{aligned}$$

做变换令 $u = y(1+z)/2$ ， 于是

$$\begin{aligned}
 p_Z(z) &= \frac{z^{\frac{m}{2}-1} (1+z)^{-\frac{m+n}{2}}}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)} \int_0^{+\infty} u^{\frac{m+n}{2}-1} e^{-u} du \\
 &= \frac{\Gamma[(m+n)/2]}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)} z^{\frac{m}{2}-1} (1+z)^{-\frac{m+n}{2}}, z > 0.
 \end{aligned}$$

求 $F = nZ/m$ 的密度函数.

$$\begin{aligned} f_F(x) &= f_Z\left(\frac{m}{n}x\right) \cdot \frac{m}{n} \\ &= \frac{\Gamma[(m+n)/2]}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)} \left(\frac{m}{n}x\right)^{\frac{m}{2}-1} \left(1 + \frac{m}{n}x\right)^{-\frac{m+n}{2}} \cdot \frac{m}{n} \\ &= \frac{\Gamma[(m+n)/2]}{\Gamma(m/2)\Gamma(n/2)} m^{\frac{m}{2}} n^{\frac{n}{2}} \frac{x^{\frac{m}{2}-1}}{(mx+n)^{\frac{m+n}{2}}} \end{aligned}$$

这就是自由度为 m 与 n 的 F 分布的密度函数.

***F*分布的性质:**

性质1 若 $X \sim F(m, n)$, 则 $1/X \sim F(n, m)$;

性质2 若 $X \sim t(n)$, 则 $X^2 \sim F(1, n)$;

性质3 $E(F) = \frac{n}{n-2} \quad (n > 2),$

$$D(F) = \frac{2n^2(m+n-2)}{m(n-2)^2(n-4)}, \quad (n > 4).$$

F – 分布是为纪念英国著名统计学家费歇 (R.A. Fisher, 1890 – 1962) 而命名的. 它是数理统计的重要分布之一.

【例1】 设随机变量 X 与 Y 相互独立, $X \sim N(0,16)$, $Y \sim N(0,9)$, X_1, X_2, \dots, X_9 与 Y_1, Y_2, \dots, Y_{16} 分别是取自 X 与 Y 的简单随机样本, 求统计量

$$Z = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_9}{\sqrt{Y_1^2 + Y_2^2 + \dots + Y_{16}^2}}$$

所服从的分布.

解 因为 $X_1 + X_2 + \dots + X_9 \sim N(0, 9 \times 16)$,

所以 $\frac{1}{12}(X_1 + X_2 + \dots + X_9) \sim N(0, 1)$.

由于 $\frac{Y_i}{3} \sim N(0, 1)$, $\frac{1}{9} \sum_{i=1}^{16} Y_i^2 \sim \chi^2(16)$,

$$\text{从而 } \frac{X_1 + X_2 + \cdots + X_9}{\sqrt{Y_1^2 + Y_2^2 + \cdots + Y_{16}^2}} = \frac{(X_1 + X_2 + \cdots + X_9)/12}{\sqrt{\frac{1}{9} \sum_{i=1}^{16} Y_i^2} / 16} \sim t(16).$$

例2 设总体 $X \sim N(0,1)$, X_1, \dots, X_6 为总体 X 的样本,
 $Y = (X_1 + X_2 + X_3)^2 + (X_4 + X_5 + X_6)^2$. 试确定常数 c ,
 使 cY 服从 χ^2 分布.

解: $X_1 + X_2 + X_3 \sim N(0,3), \quad X_4 + X_5 + X_6 \sim N(0,3).$

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

$$\begin{aligned} \text{故 } & \left[(X_1 + X_2 + X_3)/\sqrt{3} \right]^2 + \left[(X_4 + X_5 + X_6)/\sqrt{3} \right]^2 \\ &= \frac{1}{3} Y \sim \chi^2(2). \quad \text{因此 } c = 1/3. \end{aligned}$$

三 分位数(点)

定义 设 X 的分布函数为 $F(x)$, 满足等式

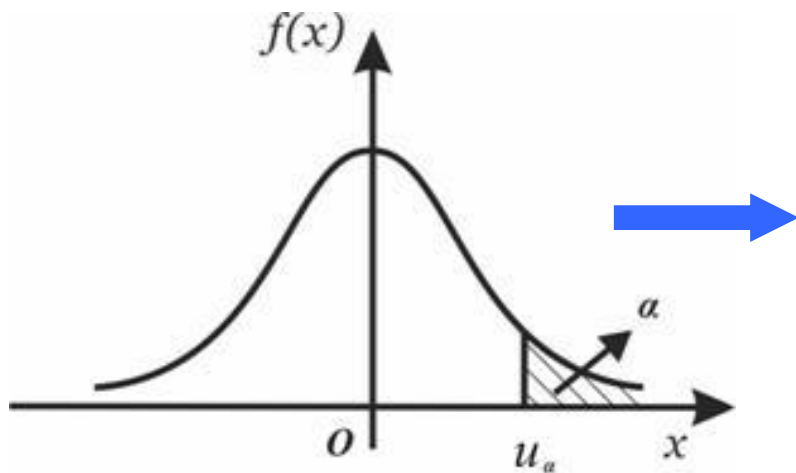
$$P(X > x_\alpha) = 1 - F(x_\alpha) = \alpha$$

的实数 x_α 称为随机变量 X 的**上 α 分位数**. $0 < \alpha < 1$.

注: 若 $F(x)$ 不是严格递增的连续函数时, 为保证 x_α 的存在性和唯一性, 定义改为

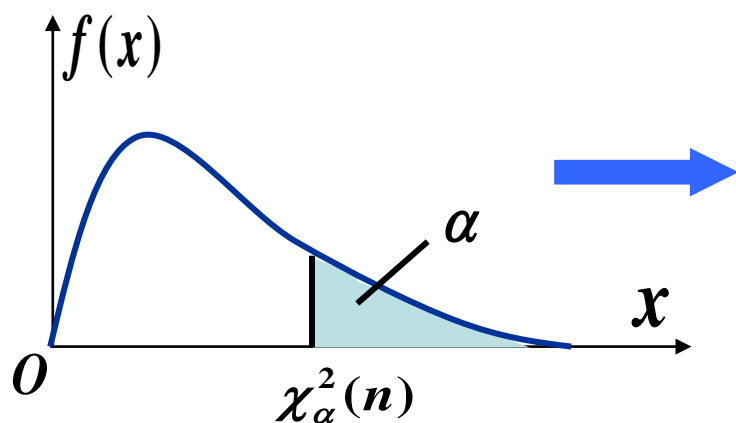
$$x_\alpha = \inf \{x : 1 - F(x) \leq \alpha\}.$$

标准正态分布, $\chi^2(n)$, $t(n)$, $F(m, n)$ 的上 α 分位数分别记为 **u_α , $\chi_\alpha^2(n)$, $t_\alpha(n)$, $F_\alpha(m, n)$**
如下图所示:



$$\left. \begin{aligned} u_{0.05} &= 1.645 \\ u_{0.025} &= 1.96 \\ u_{0.005} &= 2.575 \end{aligned} \right\} \begin{array}{c} \text{常用} \\ \text{数字} \end{array}$$

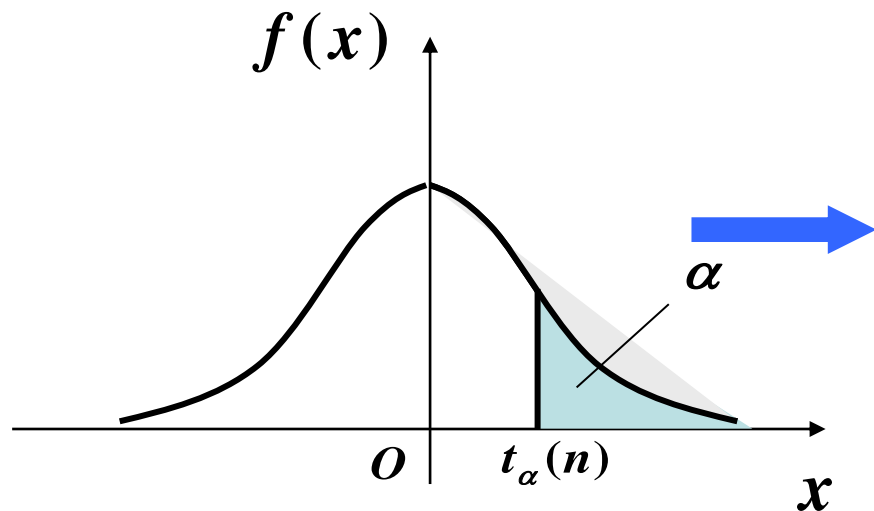
性质: $u_{1-\alpha} = -u_{\alpha}$



当 $n < 45$ 时, 对某些特殊的 α , 可查表得到 $\chi_{\alpha}^2(n)$.

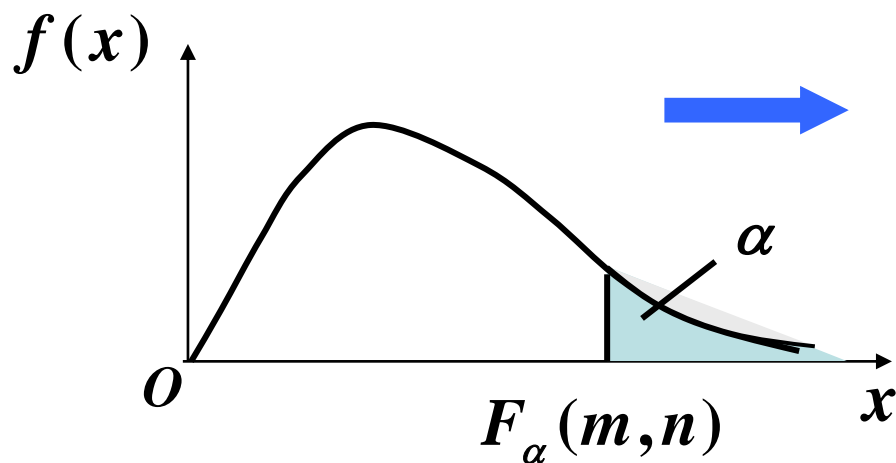
性质: 当 $n \geq 45$ 时, $\chi_{\alpha}^2(n) \approx \frac{1}{2}(u_{\alpha} + \sqrt{2n-1})^2$.

费歇证明: $\sqrt{2\chi^2(n)} \xrightarrow[n \geq 45]{\text{近似}} N(\sqrt{2n-1}, 1)$.



$n < 45$ 时, 查表得 $t_\alpha(n)$.
 $n > 45$ 时, $t_\alpha(n) \approx u_\alpha$.

性质: $t_{1-\alpha} = -t_\alpha$



对某些 n, α . 查表得 $F_\alpha(m, n)$.

性质: $F_\alpha(m, n) = \frac{1}{F_{1-\alpha}(n, m)}$.

用来求解 α 较大时的分位数.

证明: $F_{\alpha}(m,n) = \frac{1}{F_{1-\alpha}(n,m)}$

设 $F \sim F(m,n)$, 则 $1/F \sim F(n,m)$

$$\begin{aligned} P\{F > \frac{1}{F_{1-\alpha}(n,m)}\} &= P\{\frac{1}{F} < F_{1-\alpha}(n,m)\} \\ &= 1 - P\{\frac{1}{F} \geq F_{1-\alpha}(n,m)\} = 1 - (1 - \alpha) = \alpha. \end{aligned}$$

即 $F_{\alpha}(m,n) = \frac{1}{F_{1-\alpha}(n,m)}$

例: $F_{0.95}(12,9) = \frac{1}{F_{0.05}(9,12)} = \frac{1}{2.80} = 0.357$

四 正态总体的抽样分布定理

正态总体是最常见的总体, 本节介绍的几个抽样分布定理均对正态总体而言. 这里我们主要掌握定理的结论, 对定理的证明不作要求.

定理1 设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自正态总体 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 的一组样本, 则有下列结论:

$$(1) \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right) \text{ 或 } \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma} \sim N(0, 1);$$

$$(2) \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} = \frac{nS_n^2}{\sigma^2} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sim \chi^2(n-1);$$

$$(3) \bar{X} \text{ 与 } S^2 \text{ 独立, 且 } \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{S} \sim t(n-1).$$

证明： 记 $X = (X_1, \dots, X_n)^T$ ， 则有

$$E(X) = (\mu, \dots, \mu)^T, \quad D(X) = \sigma^2 I$$

取一 n 阶正交矩阵 A ， 其第1行的每个元素均为 $1/\sqrt{n}$ ． 如

$$A = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{n}} & \frac{1}{\sqrt{n}} & \frac{1}{\sqrt{n}} & \dots & \frac{1}{\sqrt{n}} \\ \frac{1}{\sqrt{2 \cdot 1}} & -\frac{1}{\sqrt{2 \cdot 1}} & 0 & \dots & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{3 \cdot 2}} & \frac{1}{\sqrt{3 \cdot 2}} & -\frac{2}{\sqrt{3 \cdot 2}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{\sqrt{n(n-1)}} & \frac{1}{\sqrt{n(n-1)}} & \frac{1}{\sqrt{n(n-1)}} & \dots & -\frac{n-1}{\sqrt{n(n-1)}} \end{pmatrix}$$

令 $Y = AX$ ，则由多维正态分布的性质知 Y 仍服从 n 维正态分布，其均值和方差分别为

$$EY = A \cdot EX = (\sqrt{n}\mu, 0, \dots, 0)^T,$$

$$D(Y) = A \cdot D(X) \cdot A^T = A \cdot \sigma^2 I \cdot A^T = \sigma^2 AA^T = \sigma^2 I.$$

由此 $Y = (Y_1, \dots, Y_n)^T$ 的各分量相互独立，且都服从正态分布

$$Y_1 \sim N(\sqrt{n}\mu, \sigma^2), \quad Y_2, \dots, Y_n \sim N(0, \sigma^2)$$

由于 $\bar{X} = Y_1 / \sqrt{n}$ ，故 \bar{X} 与 Y_2, \dots, Y_n 相互独立，且

$$\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right).$$

标准化得

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

由于

$$\sum_{i=1}^n Y_i^2 = Y^T Y = X^T A^T A X = \sum_{i=1}^n X_i^2$$

所以

$$\begin{aligned}(n-1)S^2 &= \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2 - (\sqrt{n}\bar{X})^2 \\ &= \sum_{i=1}^n Y_i^2 - Y_1^2 = \sum_{i=2}^n Y_i^2.\end{aligned}$$

$$\Rightarrow \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} = \sum_{i=2}^n \left(\frac{Y_i}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1).$$

由于 \bar{X} 与 Y_2, \dots, Y_n 相互独立. 且

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

$$\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} = \sum_{i=2}^n \left(\frac{Y_i}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n-1).$$

因而 \bar{X} 与 S^2 相互独立, 再根据 t 分布的定义得

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{S} = \frac{\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu)}{\sigma}}{\sqrt{\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} / (n-1)}} \sim t(n-1).$$

定理2 设 X_1, X_2, \dots, X_m 是来自正态总体 $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ 的一组样本, Y_1, Y_2, \dots, Y_n 是来自正态总体 $Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 的一组样本, 且两组样本相互独立. 记 \bar{X}, \bar{Y} 分别是两组的样本均值, S_X^2 与 S_Y^2 分别是样本方差, 则

$$(1) \quad F = \frac{S_X^2 / S_Y^2}{\sigma_1^2 / \sigma_2^2} \sim F(m-1, n-1),$$

$$(2) \quad \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\sigma_1^2/m + \sigma_2^2/n}} \sim N(0, 1),$$

$$(3) \quad \text{当 } \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2 \text{ 时,}$$

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

其中
$$S_W^2 = \frac{(m-1)S_X^2 + (n-1)S_Y^2}{m+n-2}.$$

(4) 当 $m = n$ 时

$$\frac{\sqrt{n}[(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)]}{S} \sim t(n-1).$$

其中

$$S^2 = S_X^2 + S_Y^2 - 2S_{XY}.$$

证明： (1) 由两样本独立可知

S_X^2 与 S_Y^2 相互独立，且

$$\frac{(m-1)S_X^2}{\sigma_1^2} \sim \chi^2(m-1), \quad \frac{(n-1)S_Y^2}{\sigma_2^2} \sim \chi^2(n-1).$$

由 F 的定义知

$$F = \frac{S_X^2 / \sigma_1^2}{S_Y^2 / \sigma_2^2} \sim F(m-1, n-1).$$

(2) 由 $\bar{X} \sim N(\mu_1, \frac{\sigma_1^2}{m})$, $\bar{Y} \sim N(\mu_2, \frac{\sigma_2^2}{n})$, \bar{X} 与 \bar{Y} 独立

$$\Rightarrow \bar{X} - \bar{Y} = N(\mu_1 - \mu_2, \sigma_1^2/m + \sigma_2^2/n)$$

$$\Rightarrow \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\sigma_1^2/m + \sigma_2^2/n}} \sim N(0, 1).$$

(3) 由定理1知:

$$\frac{(m-1)S_X^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(m-1), \quad \frac{(n-1)S_Y^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1), \text{独立}$$

$\xrightarrow{\chi^2 \text{分布可加性}}$

$$\frac{(m+n-2)S_w^2}{\sigma^2} = \frac{(m-1)S_X^2 + (n-1)S_Y^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(m+n-2)$$

又 $\bar{X} - \bar{Y}$ 与 S_w^2 相互独立, 根据t分布的定义即得所证.

(4) 当 $m = n$ 时 令

$$Z_i = X_i - Y_i, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

则 Z_1, Z_2, \dots, Z_n 独立同分布,

$$Z_i \sim N(\mu_1 - \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2),$$

根据定理1得

$$\frac{\sqrt{n} [\bar{Z} - (\mu_1 - \mu_2)]}{S_Z} \sim t(n-1).$$

由于 $\bar{Z} = \bar{X} - \bar{Y}$,

$$\begin{aligned} S_Z^2 &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Z_i - \bar{Z})^2 \\ &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [(X_i - Y_i) - (\bar{X} - \bar{Y})]^2 \\ &= S_X^2 + S_Y^2 - 2S_{XY} = S^2. \end{aligned}$$

所以

$$\frac{\sqrt{n} [(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)]}{S} \sim t(n-1).$$

定理3 (柯赫伦定理) 设 X_1, X_2, \dots, X_n 独立, 都服从 $N(0,1)$.

$$Q = Q_1 + Q_2 + \dots + Q_k = \sum_{i=1}^n X_i^2$$

其中 Q_i 是秩为 n_i 的 X_1, X_2, \dots, X_n 的二次型. 则 Q_i 相互独立, 且 $Q_i \sim \chi^2(n_i)(i = 1, \dots, k) \Leftrightarrow \sum_{i=1}^k n_i = n$.

证明: 必要性

由 Q_1, \dots, Q_k 相互独立, 且 $Q_i \sim \chi^2(n_i)$

$$\Rightarrow Q = Q_1 + Q_2 + \dots + Q_k \sim \chi^2\left(\sum_{i=1}^k n_i\right) = \chi^2(n).$$

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^k n_i = n.$$

充分性 根据线性代数知识, 二次型 Q_1, \dots, Q_k

可化为下列标准形式

$$\left\{ \begin{array}{l} Q_1 = b_{11}Y_{11}^2 + b_{12}Y_{12}^2 + \cdots + b_{1n_1}Y_{1n_1}^2 \\ Q_2 = b_{21}Y_{21}^2 + b_{22}Y_{22}^2 + \cdots + b_{2n_2}Y_{2n_2}^2 \\ \dots\dots\dots \\ Q_k = b_{k1}Y_{k1}^2 + b_{k2}Y_{k2}^2 + \cdots + b_{11}Y_{kn_k}^2 \end{array} \right.$$

其中 Y_{ij} 都是 X_1, X_2, \dots, X_n 的线性组合, $b_{ij}=1$ 或 -1 .

$$\text{记 } Y = (Y_{11}, \cdots, Y_{1n_1}, Y_{21}, \cdots, Y_{2n_2}, \cdots, Y_{k1}, \cdots, Y_{kn_k})^T$$

— n 维列向量,

$$\mathbf{B} = \text{diag}\{\mathbf{b}_{11}, \dots, \mathbf{b}_{1n_1}, \mathbf{b}_{21}, \dots, \mathbf{b}_{2n_2}, \dots, \mathbf{b}_{k1}, \dots, \mathbf{b}_{kn_k}\}$$

— n 阶对角矩阵.

记 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$, $Y = AX$. 则

$$\begin{aligned} X^T X &= \sum_{i=1}^n X_i^2 = Q = \sum_{i=1}^k Q_i = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} b_{ij} Y_{ij}^2 = Y^T B Y \\ &= X^T A^T B A X \end{aligned}$$

$$\Rightarrow A^T B A = I_n \Rightarrow B = (A A^T)^{-1} \text{ 是正定矩阵 } \Rightarrow b_{ij} = 1$$

$$\Rightarrow B = I_n \Rightarrow A A^T = B^{-1} = I_n \Rightarrow A \text{ 是正交矩阵.}$$

因为 $X \sim N_n(\mathbf{0}, I_n)$, 所以

$$Y = AX \sim N_n(\mathbf{0}, A A^T) = N_n(\mathbf{0}, I_n).$$

因而 Y 的 n 个分量独立同分布于 $N(0, 1)$. 根据 Q_i 的表达式知

$$Q_1, \dots, Q_k \text{ 相互独立, 且 } Q_i \sim \chi^2(n_i) (i = 1, \dots, k).$$

例3: 设总体 X 服从正态分布 $N(\mu, \sigma^2)$, 从总体中抽取样本 X_1, X_2, \dots, X_{n+1} , 记

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

证明: $\sqrt{\frac{n}{n+1}} \frac{X_{n+1} - \bar{X}_n}{S_n} \sim t(n-1)$

证明 \bar{X}_n 与 X_{n+1} 相互独立, 且

$$\bar{X}_n \sim N(\mu, \sigma^2/n), \quad X_{n+1} \sim N(\mu, \sigma^2)$$

故 $X_{n+1} - \bar{X}_n \sim N(0, (1 + 1/n)\sigma^2),$

$$\sqrt{\frac{n}{n+1}} \frac{X_{n+1} - \bar{X}_n}{\sigma} \sim N(0, 1).$$

再根据 $X_{n+1} - \bar{X}_n$ 与 S_n 独立, 及t分布的定义即得证.

练习题：

调节一个装瓶机使其对每个瓶子的灌装量均值为 μ 盎司，通过观察这台装瓶机对每个瓶子的灌装量服从标准差 $\sigma = 1.0$ 盎司的正态分布. 随机抽取由这台机器灌装的9个瓶子形成一个样本，并测定每个瓶子的灌装量. 试确定样本均值偏离总体均值不超过0.3盎司的概率有多大？

练习题答案:

解：由题意知， $\bar{X} \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$ ，故 $\bar{X} \sim N(\mu, \frac{1}{9})$

$$\begin{aligned} P(|\bar{X} - \mu| \leq 0.3) &= P\left(\frac{-0.3}{1/3} \leq \frac{\bar{X} - \mu}{1/3} \leq \frac{0.3}{1/3}\right) \\ &= \Phi(0.9) - \Phi(-0.9) \\ &= 2\Phi(0.9) - 1 \\ &= 2 \times 0.8159 - 1 = 0.6318. \end{aligned}$$

在练习题中，如果希望 \bar{X} 与 μ 的偏差在0.3盎司之内的概率达到0.95，应当抽取多大的样本？

解： $\bar{X} \sim N(\mu, \frac{1}{n})$, $P(|\bar{X} - \mu| \leq 0.3) = 0.95$

即 $P(\frac{|\bar{X} - \mu|}{1/\sqrt{n}} \leq \frac{0.3}{1/\sqrt{n}}) \leq 0.95.$

而 $P(\frac{|\bar{X} - \mu|}{1/\sqrt{n}} \leq \frac{0.3}{1/\sqrt{n}}) = 2\Phi(0.3\sqrt{n}) - 1.$ 所以

$$2\Phi(0.3\sqrt{n}) - 1 \geq 0.95, \quad \Phi(0.3\sqrt{n}) \geq 0.975$$

查表得： $0.3\sqrt{n} \geq 1.96$, 即 $n \geq 42.68.$

所以应当抽取容量至少为43的样本.

例4 设 X_1, X_2, \dots, X_6 是来自正态总体 $N(2, 3)$ 的

样本. 求 b 使 $P\{\sum_{i=1}^6 (X_i - 2)^2 \leq b\} = 0.95$.

解: $\frac{X_i - 2}{\sqrt{3}} \sim N(0, 1) \quad (i = 1, \dots, 6)$ 且相互独立,

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^6 \left(\frac{X_i - 2}{\sqrt{3}}\right)^2 \sim \chi^2(6)$$

$$0.95 = P\{\sum_{i=1}^6 (X_i - 2)^2 \leq b\} = P\{\sum_{i=1}^6 \left(\frac{X_i - 2}{\sqrt{3}}\right)^2 \leq \frac{b}{3}\}$$

$$= 1 - P\{\chi^2(6) \geq \frac{b}{3}\}$$

即 $P\{\chi^2(6) > b/3\} = 0.05$. 查表知,

$$P\{\chi^2(6) > 12.592\} = 0.05, \quad b/3 = 12.592 \Rightarrow b = 37.776$$

例5 设两正态总体 X, Y 的方差分别为 $\sigma_1^2 = 12, \sigma_2^2 = 18$, 在 X, Y 中分别取出样本容量为 $n_1 = 61, n_2 = 31$ 的样本, 两样本独立, 样本方差为 S_1^2, S_2^2 , 求 $P\{S_1^2 / S_2^2 > 1.16\}$.

解: $\frac{S_1^2 / \sigma_1^2}{S_2^2 / \sigma_2^2} = \frac{S_1^2 / 12}{S_2^2 / 18} \sim F(61 - 1, 31 - 1) = F(60, 30)$

$$P\{S_1^2 / S_2^2 > 1.16\} = P\left\{\frac{S_1^2 / \sigma_1^2}{S_2^2 / \sigma_2^2} > \frac{1.16}{12/18} = 1.74\right\}$$

查表知, $F_{0.05}(60, 30) = 1.74$

$$\Rightarrow P\{S_1^2 / S_2^2 > 1.16\} = 0.05$$

本章总结:

1) 数理统计基本概念:

总体与个体

样本 (特征: 独立同分布)

统计量 (特征: 无未知参数)

常见统计量: { 样本均值
样本方差
.....

2) 抽样分布: { $\chi^2(n)$ 分布 $t(n)$ 分布 $F(m, n)$ 分布

定义、性质、分位点

正态总体的抽样分布

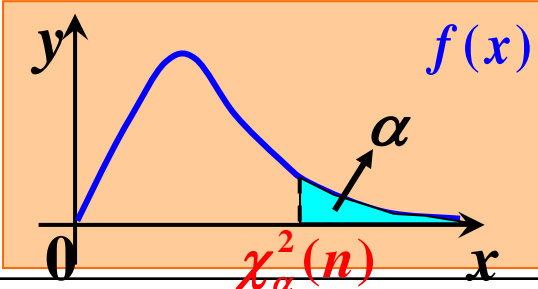
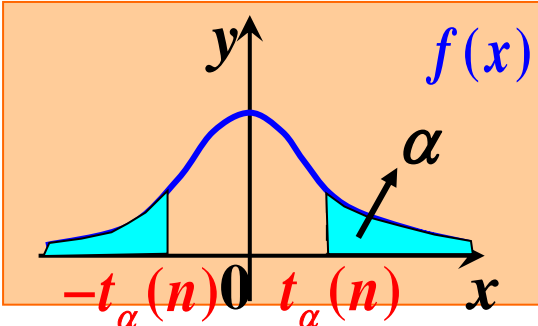
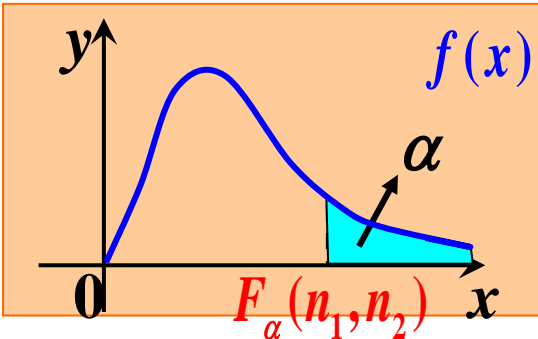
$$\bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right),$$

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

常见统计量及正态总体抽样分布

名称	定义	性质	正态抽样分布
样本均值	$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$	$E(\bar{X}) = E(X),$ $D(\bar{X}) = D(X)/n,$ $E(S^2) = D(X).$	$\bar{X} \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n});$
样本方差	$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ $= \frac{1}{n-1} (\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2)$		$\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1);$
样本标准差	$S = \sqrt{S^2}$		$\bar{X} \text{ 与 } S^2 \text{ 独立};$
样本原点矩	$A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$		$\frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1).$
样本中心矩	$B_k = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^k$		

三类常见的抽样分布

名称	定义	性质	概率密度图像
χ^2 分布	$\sum_{i=1}^n X_i^2 \sim \chi^2(n)$ 其中 $X_i \sim N(0,1)$	期望(n)、 方差($2n$)、 可加性	
t 分布	$X/\sqrt{Y/n} \sim t(n)$ 其中 $X \sim N(0,1)$ 且独立 $Y \sim \chi^2(n)$	极限为 $N(0,1)$ 、 对称性	
F 分布	$X/m / Y/n \sim F(m,n)$ 其中 $X \sim \chi^2(m)$ 且独立 $Y \sim \chi^2(n)$	若 $X \sim F(m,n)$, 则 $1/X \sim F(n,m)$.	

$$t_{1-\alpha}(n) = -t_{\alpha}(n) \quad F_{1-\alpha}(n_1, n_2) = 1/F_{\alpha}(n_2, n_1)$$