

第一章 概率论的基本概念

随机试验

略

样本空间、随机事件

S 必然事件 \emptyset 不可能事件

交换律：

$$A \cup B = B \cup A, A \cap B = B \cap A$$

结合律：

$$A \cup (B \cup C) = (A \cup B) \cup C, A \cap (B \cap C) = (A \cap B) \cap C$$

分配率：

$$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C), A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$$

德摩根律：

$$\overline{A \cup B} = \overline{A} \cap \overline{B}, \overline{A \cap B} = \overline{A} \cup \overline{B}$$

频率与概率

若集合函数 P 满足

1. 非负性： $\forall A \in S, P(A) \geq 0$
2. 规范性： $P(S) = 1$
3. 可列可加性： $\forall A_1, A_2, \dots \in S, P(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i) = \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i)$

则称 P 为事件 A 的概率函数，记为 $P(A)$

加法公式：

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$$

古典概型

略

条件概率

条件概率的定义：

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

乘法原理：

$$P(A \cap B) = P(A|B)P(B)$$

全概率公式：

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(A|B_i)P(B_i)$$

其中 B_1, B_2, \dots, B_n 是 S 的一个划分

贝叶斯公式：

$$P(B_i|A) = \frac{P(A|B_i)P(B_i)}{\sum_{j=1}^n P(A|B_j)P(B_j)}$$

$$P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A|B)P(B) + P(A|\overline{B})P(\overline{B})}$$

独立性

设 A, B 是 S 上的两个事件，若 $P(A \cap B) = P(A)P(B)$ ，则称 A, B 相互独立。

第二章 随机变量及其分布

随机变量

略

离散型随机变量及其分布律

$$P\{X = x_i\} = p_i, i = 1, 2, \dots, n$$

p_i 满足如下两个条件

1. $p_i \geq 0$
2. $\sum_{i=1}^n p_i = 1$

0-1分布

$$P\{X = 1\} = p, P\{X = 0\} = 1 - p$$

二项分布

$$P\{X = k\} = C_n^k p^k (1 - p)^{n-k}, k = 0, 1, \dots, n$$

泊松分布

$$P\{X = k\} = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!}, \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

$b(n, p)$ 的二项分布可由 $\lambda = np$ 的泊松分布近似

随机变量的分布函数

$$F(x) = P\{X \leq x\}, \quad -\infty < x < \infty$$

称为随机变量 X 的分布函数，具有以下性质

1. 不减性: $F(x) \geq F(y), \quad x \leq y$
2. $0 \leq F(x) \leq 1$, 且 $F(-\infty) = 0, F(\infty) = 1$
3. $F(x)$ 是右连续的

连续型随机变量及其分布律

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$$

$f(x)$ 满足如下性质:

1. $f(x) \geq 0$
2. $\int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1$
3. $P\{a \leq X \leq b\} = \int_a^b f(x) dx$
4. 若 $f(x)$ 在 x 处连续, 则 $F'(x) = f(x)$

均匀分布

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & x < a, x > b \end{cases}$$

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & x \geq b \end{cases}$$

记为 $U(a, b)$

指数分布

$$f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ 1 - e^{-\lambda x}, & x > 0 \end{cases}$$

或令 $\lambda = 1/\theta$,

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} e^{-x/\theta}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ 1 - e^{-x/\theta}, & x > 0 \end{cases}$$

有无记忆性:

$$P\{X > s + t \mid X > s\} = P\{X > t\} = e^{-\lambda t}$$

正态分布

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

最大值为 $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}$, 当 $x = \mu$ 时取得

标准正态分布

$$\phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}$$

$$\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \phi(t) dt$$

有 $\Phi(-x) = 1 - \Phi(x)$

当 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 时, 有 $F(x) = \Phi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$

$$P\{a < X < b\} = \Phi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right), a < b$$

$$\text{Hint: } \int_{-\infty}^{\infty} e^{-x^2/2} dx = \sqrt{2\pi}$$

随机变量的函数的分布

求 $Y = g(X)$ 的分布律

定义法:

$$F_Y(y) = P\{Y \leq y\} = P\{g(X) \leq y\} = \int_{g(x) \leq y} f_X(x) dx$$
$$f_Y(y) = F'_Y(y)$$

公式法:

若 $g(x)$ 处处可导且恒有 $g'(x) > 0$ (或 $g'(x) < 0$) , $h(x)$ 是 $g(x)$ 的反函数, 则

$$f_Y(y) = \begin{cases} |h'(x)|f_X(h(y)), & \alpha < y < \beta \\ 0, & \text{others} \end{cases}$$

其中 $\alpha = \min\{g(-\infty), g(\infty)\}, \beta = \max\{g(-\infty), g(\infty)\}$

第三章 多维随机变量及其分布

二维随机变量

连续型

$$F(x, y) = P\{X \leq x, Y \leq y\}, -\infty < x < +\infty, -\infty < y < +\infty$$

离散型

$$P\{X = x_i, Y = y_j\} = p_{ij}, i, j = 1, 2, 3, \dots$$
$$F(x, y) = \sum_{x_i \leq x} \sum_{y_i \leq y} p_{ij}$$

有如下性质:

1. $0 \leq F(x, y) \leq 1$
2. $F(-\infty, y) = F(x, -\infty) = F(-\infty, -\infty) = 0$
3. $F(+\infty, +\infty) = 1$
4. $P\{a < x \leq b, c < y \leq d\} = F(b, d) - F(b, c) - F(a, d) + F(a, c)$

概率密度函数

$$F(x, y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f(u, v) du dv$$

有如下性质:

1. $0 \leq f(x, y) < \infty$
2. $\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx dy = 1$
3. $P\{a < x \leq b, c < y \leq d\} = \int_a^b \int_c^d f(x, y) dx dy$

4. 若 $f(x, y)$ 在 (x, y) 处连续, 则 $\frac{\partial^2 F(x, y)}{\partial x \partial y} = f(x, y)$

边缘分布

连续型

$$\begin{aligned}F_X(x) &= P\{X \leq x\} = F(x, +\infty) \\F_Y(y) &= P\{Y \leq y\} = F(+\infty, y) \\f_X(x) &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dy \\f_Y(y) &= \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dx\end{aligned}$$

离散型

$$\begin{aligned}p_{i\cdot} &= P\{X = x_i\} = \sum_{j=1}^{+\infty} p_{ij} \\p_{\cdot j} &= P\{Y = y_j\} = \sum_{i=1}^{+\infty} p_{ij}\end{aligned}$$

条件分布

连续型

$$\begin{aligned}f_{X|Y}(x|y) &= \frac{f(x, y)}{f_Y(y)} \\f_{Y|X}(y|x) &= \frac{f(x, y)}{f_X(x)} \\F_{X|Y}(x|y) &= P\{X \leq x | Y = y\} = \int_{-\infty}^x \frac{f(s, y)}{f_Y(y)} ds \\F_{Y|X}(y|x) &= P\{Y \leq y | X = x\} = \int_{-\infty}^y \frac{f(x, s)}{f_X(x)} ds\end{aligned}$$

离散型

$$\begin{aligned}P\{X = x_i | Y = y_j\} &= \frac{P\{X = x_i, Y = y_j\}}{P\{Y = y_j\}} = \frac{p_{ij}}{p_{\cdot j}} \\P\{Y = y_j | X = x_i\} &= \frac{P\{X = x_i, Y = y_j\}}{P\{X = x_i\}} = \frac{p_{ij}}{p_{i\cdot}}\end{aligned}$$

相互独立的随机变量

离散型 X 和 Y 相互独立 $\iff F(x, y) = F_X(x)F_Y(y) \iff p_{ij} = p_{i\cdot}p_{\cdot j}$

连续型 X 和 Y 相互独立 $\iff F(x, y) = F_X(x)F_Y(y) \iff f(x, y) = f_X(x)f_Y(y)$

两个随机变量的函数的分布

$Z = X + Y$ 的分布

$$F_{X+Y}(z) = P\{X + Y \leq z\} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{z-y} f(x, y) dx dy$$
$$f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f(z - y, y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, z - x) dx$$

若X和Y相互独立, 则

$$f_{X+Y}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(z - y) f_Y(y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} f_Y(z - x) f_X(x) dx$$

$Z = \frac{X}{Y}$, $Z = XY$ 的分布

$$f_{Y/X}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} |x| f(x, zx) dx$$
$$f_{XY}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|x|} f(x, \frac{z}{x}) dx$$

若X和Y相互独立, 则

$$f_{Y/X}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} |x| f_X(x) f_Y(zx) dx$$
$$f_{XY}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|x|} f_X(x) f_Y(\frac{z}{x}) dx$$

$M = \max\{X, Y\}$, $N = \min\{X, Y\}$ 的分布

若X和Y相互独立, 则

$$F_{\max}(z) = P\{\max(X, Y) \leq z\} = P\{X \leq z, Y \leq z\} = F_X(z) F_Y(z)$$
$$F_{\min}(z) = 1 - (1 - F_X(z))(1 - F_Y(z))$$

第四章 随机变量的数字特征

数学期望

$$Y = g(X), Z = g(X, Y)$$

离散型

$$E(X) = \sum_{i=1}^{+\infty} x_i p_i$$

$$E(Y) = E(g(X)) = \sum_{k=1}^{+\infty} g(x_k) p_k$$

$$E(Z) = E(g(X, Y)) = \sum_{i=1}^{+\infty} \sum_{j=1}^{+\infty} g(x_i, y_j) p_{ij}$$

连续型

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx$$

$$E(Y) = E(g(X)) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) f(x) dx$$

$$E(Z) = E(g(X, Y)) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} g(x, y) f(x, y) dx dy$$

性质:

1. $E(C) = C$
2. $E(aX + bY) = aE(X) + bE(Y)$
3. X和Y相互独立, 则 $E(XY) = E(X)E(Y)$

方差

$$D(X) = E((X - E(X))^2) = E(X^2) - [E(X)]^2$$

性质:

1. $D(C) = 0$
2. $D(CX) = C^2 D(X)$, $D(X + C) = D(X)$
3. $D(X \pm Y) = D(X) + D(Y) \pm 2Cov(X, Y)$
4. X和Y相互独立, 则 $D(X + Y) = D(X) + D(Y)$

契比雪夫不等式

$$P\{|X - \mu| \geq \epsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{\epsilon^2}$$

$$P\{|X - \mu| < \epsilon\} \geq 1 - \frac{\sigma^2}{\epsilon^2}$$

常见分布的期望与方差

分布	符号	$E(X)$	$D(X)$
----	----	--------	--------

分布	符号	$E(X)$	$D(X)$
0-1分布	$Bi(p)$	p	$p(1-p)$
二项分布	$B(n, p)$	np	$np(1-p)$
几何分布	$Ge(p)$	$1/p$	$(1-p)/p^2$
均匀分布	$U(a, b)$	$(a+b)/2$	$(b-a)^2/12$
泊松分布	$P(\lambda)$	λ	λ
指数分布	$E(\lambda)$	$1/\lambda$ or θ	$1/\lambda^2$ or θ^2
正态分布	$N(\mu, \sigma^2)$	μ	σ^2
卡方分布	$\chi^2(n)$	n	$2n$

协方差及相关系数

$$Cov(X, Y) = E((X - E(X))(Y - E(Y))) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

性质：

- $Cov(X, C) = 0$
- $Cov(aX, bY) = abCov(X, Y)$
- $Cov(X_1 + X_2, Y) = Cov(X_1, Y) + Cov(X_2, Y)$
- $Cov(X, Y) = Cov(Y, X)$
- $Cov(X, Y) = 0 \Rightarrow X$ 和 Y 相互独立
- $Cov(X, X) = D(X)$
- $D(X \pm Y) = D(X) + D(Y) \pm 2Cov(X, Y)$

$$\rho_{XY} = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{D(X)D(Y)}}$$

性质：

- $|\rho_{XY}| \leq 1$
- $|\rho_{XY}| = 1 \iff X$ 和 Y 线性相关，即存在常数 a, b 使得 $P\{Y = aX + b\} = 1$

矩、协方差矩阵

k 阶（原点）矩： $E(X^k)$

k 阶中心矩： $E((X - E(X))^k)$

X, Y 的 $k + l$ 阶混合矩： $E(X^k Y^l)$

X, Y 的 $k + l$ 阶中心混合矩： $E((X - E(X))^k (Y - E(Y))^l)$

协方差矩阵：

$$C = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nn} \end{pmatrix} \quad c_{ij} = \text{cov}(X_i, X_j), \quad c_{ij} = c_{ji}$$

$$= \begin{bmatrix} D(X_1) & Cov(X_1, X_2) & \cdots & Cov(X_1, X_n) \\ Cov(X_2, X_1) & D(X_2) & \cdots & Cov(X_2, X_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(X_n, X_1) & Cov(X_n, X_2) & \cdots & D(X_n) \end{bmatrix}$$

第五章 大数定理及中心极限定理

大数定理

弱大数定理 (辛钦大数定理): 设 X_1, X_2, \cdots 是独立同分布的随机变量, 且 $E(X_i) = \mu$, 则对任意 $\varepsilon > 0$, 当 $n \rightarrow +\infty$ 时, 有

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

伯努利大数定理: 设 $X_n \sim B(n, p)$, 则对任意 $\varepsilon > 0$, 当 $n \rightarrow +\infty$ 时, 有

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P \left\{ \left| \frac{X_n}{n} - p \right| < \varepsilon \right\} = 1$$

中心极限定理

列维-林德伯格中心极限定理: 设 X_1, X_2, \cdots 是独立同分布的随机变量, 且 $E(X_i) = \mu, D(X_i) = \sigma^2 > 0$, 则对任意 x , 有

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \leq x \right\} = \Phi(x)$$

表明, 当 $n \rightarrow +\infty$ 时,

$$\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} \sim N(0, 1)$$

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

李雅普诺夫中心极限定理: 设 X_1, X_2, \cdots 是相互独立的随机变量, 且 $E(X_i) = \mu, D(X_i) = \sigma^2 > 0$, 记 $B_n^2 =$

$\sum_{i=1}^n \sigma_i^2$, 若存在正数 δ , 使得 $\lim_{n \rightarrow +\infty} \frac{1}{B_n^{2+\delta}} \sum_{i=1}^n E(|X_i - \mu_i|^{2+\delta}) = 0$, 则有

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n X_i - \sum_{i=1}^n \mu_i}{B_n} \leq x \right\} = \Phi(x)$$

表明, 当 $n \rightarrow +\infty$ 时,

$$\frac{\sum_{i=1}^n X_i - \sum_{i=1}^n \mu_i}{B_n} \sim N(0, 1)$$

棣莫弗-拉普拉斯中心极限定理: 设 $X_n \sim B(n, p)$, 则对任意 x , 有

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P \left\{ \frac{X_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \leq x \right\} = \Phi(x)$$

表明, 当 $n \rightarrow +\infty$ 时,

$$\frac{X_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \sim N(0, 1)$$

第六章 样本及抽样分布

随机样本

略

直方图和箱线图

略

抽样分布

样本平均值:

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

样本方差:

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2 \right)$$

样本标准差：

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

样本k阶原点矩：

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

样本k阶中心矩：

$$B_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^k$$

注： $A_1 = \bar{X}$, $B_2 \neq S^2$

χ^2 分布

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是相互独立的随机变量，且 $X_i \sim N(0, 1)$ ，则称

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2$$

为自由度为 n 的 χ^2 分布，记为 $\chi^2(n)$

性质：

1. $\chi^2 \sim \chi^2(n)$, $E(\chi^2) = n$, $D(\chi^2) = 2n$
2. $\chi_1^2 \sim \chi_1^2(n_1)$, $\chi_2^2 \sim \chi_2^2(n_2)$, 且 χ_1^2, χ_2^2 相互独立，则 $\chi_1^2 + \chi_2^2 \sim \chi^2(n_1 + n_2)$

t分布

设 X, Y 是相互独立的随机变量，且 $X \sim N(0, 1)$, $Y \sim \chi^2(n)$ ，则称

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

为自由度为 n 的 t 分布，记为 $t(n)$

性质：

1. $\lim_{n \rightarrow +\infty} t(n) = N(0, 1)$

F分布

设 X, Y 是相互独立的随机变量，且 $X \sim \chi^2(n_1)$, $Y \sim \chi^2(n_2)$ ，则称

$$F = \frac{X/n_1}{Y/n_2}$$

为自由度为 n_1, n_2 的F分布, 记为 $F(n_1, n_2)$

性质:

$$1. F \sim F(n_1, n_2), \frac{1}{F} \sim F(n_2, n_1)$$

设总体均值为 μ , 总体方差为 σ^2 , 样本均值为 \bar{X} , 样本方差为 S^2 , 则有

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

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是相互独立的随机变量, 且 $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$, 则

- \bar{X}, S^2 相互独立
- $\bar{X} \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n}) \rightarrow U = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1)$
- $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$
- $\frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$

设 X_1, X_2, \dots, X_n 与 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 是相互独立的随机变量, 且 $X_i \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), Y_i \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$, 则

- $F = \frac{S_1^2/\sigma_1^2}{S_2^2/\sigma_2^2} \sim F(n_1-1, n_2-1)$
- 当 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$ 时, $T = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{S_\omega \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \sim t(n_1 + n_2 - 2)$, 其中 $S_\omega^2 = \frac{(n_1-1)S_1^2 + (n_2-1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2}$

第七章 参数估计

点估计

矩估计

$$A_l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^l \rightarrow \mu_l = E(X^l), l = 1, 2, \dots, k$$

列出 k 个方程, 求解得到 k 个未知数, 即为 k 阶矩估计

最大似然估计

设 X_1, X_2, \cdots, X_n 是相互独立的随机变量, 且 $X_i \sim F(\theta)$, 则称

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

为似然函数, θ 为参数, 称

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} L(\theta)$$

为参数 θ 的最大似然估计, 通常由下式解出

$$\frac{\partial}{\partial \theta_i} \ln L = 0, \quad i = 1, 2, \cdots, k$$

估计量的评选标准

- 1. 无偏性: $E(\hat{\theta}) = \theta$
- 2. 有效性: $D(\hat{\theta}_1) \leq D(\hat{\theta}_2)$, 则称 $\hat{\theta}_1$ 比 $\hat{\theta}_2$ 更有效
- 3. 相合性: 对于任意 $\epsilon < 0$, 有 $\lim_{n \rightarrow +\infty} P\{|\hat{\theta} - \theta| < \epsilon\} = 1$

区间估计

一个总体: 设 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 样本容量 n , \overline{X} 为样本均值, S 为样本标准差, 则

unknown parameter	$1 - \alpha$ confidence interval
$\mu \ (\sigma^2 \text{ known})$	$\left(\overline{X} - u_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \overline{X} + u_{\frac{\alpha}{2}} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right)$
$\mu \ (\sigma^2 \text{ unknown})$	$\left(\overline{X} - t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}}, \overline{X} + t_{\frac{\alpha}{2}}(n-1) \frac{S}{\sqrt{n}} \right)$
σ^2	$\left(\frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{\frac{\alpha}{2}}(n-1)}, \frac{(n-1)S^2}{\chi^2_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1)} \right)$

两个总体: 设 $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$, 样本容量 n_1, n_2 , $\overline{X}, \overline{Y}$ 为样本均值, S_1, S_2 为样本标准差, 则

unknown parameter	$1 - \alpha$ confidence interval
$\mu_1 - \mu_2$ (σ_1^2, σ_2^2 known)	$\left(\bar{X} - \bar{Y} - u_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}, \bar{X} - \bar{Y} + u_{\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \right)$
$\mu_1 - \mu_2$ (σ_1^2, σ_2^2 unknown, but $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$)	$\left(\bar{X} - \bar{Y} - t_{\frac{\alpha}{2}}(n_1 + n_2 - 2) S_w \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}, \bar{X} - \bar{Y} + t_{\frac{\alpha}{2}}(n_1 + n_2 - 2) S_w \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \right)$
$\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}$	$\left(\frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot \frac{1}{F_{\frac{\alpha}{2}}(n_1 - 1, n_2 - 2)}, \frac{S_1^2}{S_2^2} \cdot F_{\frac{\alpha}{2}}(n_1 - 1, n_2 - 2) \right)$

第八章 假设检验

parameter test	H_0	H_1	static test	distribution of stat
μ (σ^2 known)	$\mu = \mu_0$ $\mu \leq \mu_0$ $\mu \geq \mu_0$	$\mu \neq \mu_0$ $\mu > \mu_0$ $\mu < \mu_0$	$U = \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}}$	$N(0$
μ (σ^2 unknown)	$\mu = \mu_0$ $\mu \leq \mu_0$ $\mu \geq \mu_0$	$\mu \neq \mu_0$ $\mu > \mu_0$ $\mu < \mu_0$	$T = \frac{\bar{X} - \mu_0}{S/\sqrt{n}}$	$t(n -$
σ^2 (μ known)	$\sigma^2 = \sigma_0^2$ $\sigma^2 \leq \sigma_0^2$ $\sigma^2 \geq \sigma_0^2$	$\sigma^2 \neq \sigma_0^2$ $\sigma^2 > \sigma_0^2$ $\sigma^2 < \sigma_0^2$	$\chi^2 = \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2$	$\chi^2($
σ^2 (μ unknown)	$\sigma^2 = \sigma_0^2$ $\sigma^2 \leq \sigma_0^2$ $\sigma^2 \geq \sigma_0^2$	$\sigma^2 \neq \sigma_0^2$ $\sigma^2 > \sigma_0^2$ $\sigma^2 < \sigma_0^2$	$\chi^2 = \frac{(n-1)S^2}{\sigma_0^2}$	$\chi^2(n$
$\mu_1 - \mu_2$ (σ_1^2, σ_2^2 known)	$\mu_1 - \mu_2 = \mu_0$ $\mu_1 - \mu_2 \leq \mu_0$ $\mu_1 - \mu_2 \geq \mu_0$	$\mu_1 - \mu_2 \neq \mu_0$ $\mu_1 - \mu_2 > \mu_0$ $\mu_1 - \mu_2 < \mu_0$	$U = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \mu_0}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}}$	$N(0$
$\mu_1 - \mu_2$ (σ_1^2, σ_2^2 unknown but $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$)	$\mu_1 - \mu_2 = \mu_0$ $\mu_1 - \mu_2 \leq \mu_0$ $\mu_1 - \mu_2 \geq \mu_0$	$\mu_1 - \mu_2 \neq \mu_0$ $\mu_1 - \mu_2 > \mu_0$ $\mu_1 - \mu_2 < \mu_0$	$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \mu_0}{S_w \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}}$	$t(n_1 + r$
$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ (μ_1, μ_2 known)	$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ $\sigma_1^2 \leq \sigma_2^2$ $\sigma_1^2 \geq \sigma_2^2$	$\sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$ $\sigma_1^2 > \sigma_2^2$ $\sigma_1^2 < \sigma_2^2$	$F = \frac{n_2 \sum_{i=1}^{n_1} (X_i - \mu_1)^2}{n_1 \sum_{j=1}^{n_2} (Y_j - \mu_2)^2}$	$F(n_1$
$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ (μ_1, μ_2 unknown)	$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ $\sigma_1^2 \leq \sigma_2^2$ $\sigma_1^2 \geq \sigma_2^2$	$\sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$ $\sigma_1^2 > \sigma_2^2$ $\sigma_1^2 < \sigma_2^2$	$F = \frac{S_1^2}{S_2^2}$	$F(n_1 - 1$