

数据统计期末背记清单

Made by: X.B.D.

一、基础知识与重要分布

① 三大分布

• 卡方分布 $\chi^2(n)$

$$\Delta E(X) = n \quad D(X) = 2n$$

ΔX 与 Y 相互独立, $X \sim \chi^2(m)$, $Y \sim \chi^2(n)$, 则 $X+Y \sim \chi^2(m+n)$

② T分布

$$T = \frac{X}{\sqrt{n}} \sim t(n)$$

其中分子表示 $\frac{X \sim N(0,1)}{N(0,1)}$, 分母表示 $\frac{Y \sim \chi^2(n)}{\sqrt{n}}$

• F分布

$$F = \frac{X/m}{Y/n} \sim F(m, n)$$

其中分子表示 $\frac{X \sim \chi^2(m)}{\chi^2(m)}$, 分母表示 $\frac{Y \sim \chi^2(n)}{\chi^2(n)}$

② 常见分布与不常见分布

	EX	DX	表达式
二项分布 $B(n,p)$	p	$p(1-p)$	$p^x(1-p)^{1-x}$
几何分布	$\frac{1}{p}$	$\frac{1-p}{p^2}$	$(1-p)^{k-1} p$
二项分布 $B(n,p)$	np	$np(1-p)$	略
泊松分布 $P(\lambda)$	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{(a+b)^2}{12}$	x
指数分布 $Exp(\lambda)$	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{1}{\lambda^2}$	$\lambda e^{-\lambda x}$
正态分布	μ	σ^2	$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$
泊松分布 $P(\lambda)$	λ	λ	$\frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$
伽马分布 $G(\alpha, \beta)$	$\frac{\alpha}{\beta}$	α/β^2	$\frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\beta x}$
逆伽马分布 $IG(\alpha, \beta)$	$\frac{\beta}{\alpha}$	$(\alpha-1)/\beta^2(\alpha-2)$	$\frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{\beta}{x}}$

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

↑
内部需包含一个自由度为 $n-1$ 的
t 分布的函数 $t(T)$

其中 $T = \frac{\sqrt{n-1}(X - \mu_0)}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}} \sim t(n-1)$

	EX	DX	表达式
贝塔分布 $B(a, b)$	$\frac{a}{a+b}$	$\frac{ab}{(a+b)^2(a+b+1)}$	$\frac{1}{B(a,b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1}$

伽马函数: $\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} t^{x-1} e^{-t} dt$

$\Gamma(x+1) = x \Gamma(x)$, $\Gamma(1) = 1$

贝塔函数: $B(a, b) = \int_0^1 x^{a-1} (1-x)^{b-1} dx$

$B(x,y) = \frac{\Gamma(x)\Gamma(y)}{\Gamma(x+y)}$ (用Gamma表示)

n 个泊松分布 $P(\lambda)$ 的和为 $\frac{P(n\lambda)}{\Gamma(n)}$

n 个指数分布 $Exp(\lambda)$ 的和为 $\frac{\Gamma(n, \lambda)}{\Gamma(n)}$

$X \sim \Gamma(n, \lambda)$, 则 $\alpha X \sim \Gamma(n, \frac{\lambda}{\alpha})$ 原理乱

$\Gamma(n, \frac{1}{\alpha}) \Rightarrow = \frac{\chi^2(2n)}{2}$

二、枢轴量与检验统计量

① 枢轴量

未知参数	条件	枢轴量及分布
μ	σ^2 已知	$(\bar{X} - \mu) / (\sigma/\sqrt{n}) \sim N(0, 1)$
	σ^2 未知	$(\bar{X} - \mu) / (S/\sqrt{n}) \sim t(n-1)$
$\mu_1 - \mu_2$	σ_1^2, σ_2^2 已知	$(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2) / \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}} \sim N(0, 1)$
	$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ 未知	$(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2) / S_{\text{pooled}} \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \sim t(n_1 + n_2 - 2)$ ← 此处的 $S_{\text{pooled}}^2 = \frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2}$
σ^2	μ 已知	$\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 / \sigma^2 \sim \chi^2(n)$
	μ 未知	$\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / (n-1) \sim \chi^2(n-1)$
σ_1^2 / σ_2^2	μ_1, μ_2 未知	$\frac{S_1^2 / S_2^2}{\sigma_1^2 / \sigma_2^2} \sim F(n_1 - 1, n_2 - 1)$

② 检验统计量(似然比)

条件		否定域及属于哪类分布
H_0 类	$X \sim N(\mu, \sigma^2)$	μ, σ^2 未知
	$H_0: \mu = \mu_0 \leftrightarrow H_1: \mu \neq \mu_0$	$\left\{ T > \frac{\sqrt{n(n-1)} \bar{X} - \mu_0 }{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}} > c \right\} \quad T \sim t(n-1)$
T_1 类	$H_0: \mu \leq \mu_0 \leftrightarrow H_1: \mu > \mu_0$	$\left\{ T = \frac{\sqrt{n(n-1)} (\bar{X} - \mu_0)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}} > c \right\} \quad T \sim t(n-1)$
	$H_0: \sigma^2 = \sigma_0^2 \leftrightarrow H_1: \sigma^2 \neq \sigma_0^2$	$\left\{ \Phi(T_1) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sigma_0^2} > c_2 \text{ 或 } < c_1 \right\} \quad T_1 \sim \chi^2(n-1)$
T_1 类	$H_0: \sigma^2 \leq \sigma_0^2 \leftrightarrow H_1: \sigma^2 > \sigma_0^2$	$\left\{ T_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sigma_0^2} > c \right\} \quad T_1 \sim \chi^2(n-1)$
条件		否定域及属于哪类分布
H_0 类	$X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ X_1, X_2, \dots, X_{n_1}	μ_1, σ_1^2 未知
	$Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ Y_1, Y_2, \dots, Y_{n_2}	
M_1, M_2 已知	$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 \leftrightarrow H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$	$\left\{ \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_1)^2 / n_1}{\sum_{j=1}^m (Y_j - \mu_2)^2 / n_2} = F_0 > c_2 \text{ 或 } < c_1 \right\} \quad F_0 \sim F(n_1, n_2)$
	$H_0: \sigma_1^2 \leq \sigma_2^2 \leftrightarrow H_1: \sigma_1^2 > \sigma_2^2$	$\left\{ \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_1)^2 / n_1}{\sum_{j=1}^m (Y_j - \mu_2)^2 / n_2} = F_0 > c \right\} \quad F_0 \sim F(n_1, n_2)$
M_1, M_2 未知	$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 \leftrightarrow H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$	$\left\{ \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / (n-1)}{\sum_{j=1}^m (Y_j - \bar{Y})^2 / (m-1)} = F_1 > c_2 \text{ 或 } < c_1 \right\} \quad F_1 \sim F(n_1-1, n_2-1)$
	$H_0: \sigma_1^2 \leq \sigma_2^2 \leftrightarrow H_1: \sigma_1^2 > \sigma_2^2$	$\left\{ \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 / (n-1)}{\sum_{j=1}^m (Y_j - \bar{Y})^2 / (m-1)} = F_1 > c \right\} \quad F_1 \sim F(n_1-1, n_2-1)$
$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ 不知	$H_0: \mu_1 = \mu_2 \leftrightarrow H_1: \mu_1 \neq \mu_2$	$\left\{ T_2 = \left \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{j=1}^m (Y_j - \bar{Y})^2}} \right \sqrt{\frac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 - 2)}{n_1 + n_2}} > c \right\} \quad T_2 \sim t(n_1 + n_2 - 2)$
	$H_0: \mu_1 \leq \mu_2 \leftrightarrow H_1: \mu_1 > \mu_2$	$\left\{ T_2 = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{j=1}^m (Y_j - \bar{Y})^2}} \sqrt{\frac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 - 2)}{n_1 + n_2}} > c \right\} \quad T_2 \sim t(n_1 + n_2 - 2)$
$\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ 已知	$H_0: \mu_1 = \mu_2 \leftrightarrow H_1: \mu_1 \neq \mu_2$	$\left\{ M_0 = \left \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{2/n}} \right > c \right\} \quad M_0 \sim N(0, 1)$
	$H_0: \mu_1 \leq \mu_2 \leftrightarrow H_1: \mu_1 > \mu_2$	$\left\{ M_0 = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{2/n}} > c \right\} \quad M_0 \sim N(0, 1)$

$\bar{X}: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$ 无法使用广义似然比建模到 WMP 检验。

自强不息 厚德载物

三、回归分析与方差分析

① 一元线性回归与正比例回归

$$y_i = \alpha + b x_i + \epsilon \quad \epsilon \sim N(0, \sigma^2)$$

$$b_{xy} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum (x_i - \bar{x})^2}, \quad b_{xx} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n}, \quad b_{yy} = \frac{\sum (y_i - \bar{y})^2}{n}, \quad u = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{n-2}, \quad Q = \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}$$

$$\hat{b} = \frac{b_{xy}}{b_{xx}}, \quad \hat{\alpha} = \bar{y} - \hat{b} \bar{x}$$

平方和分解公式： $b_{yy} = Q + u$

用 $F = \frac{u}{Q/(n-2)}$ 衡量回归优劣程度，其服从 $F(1, n-2)$ 分布。

$$H_0: b=0 \Leftrightarrow H_1: b \neq 0$$

$$r = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad F(r) = \frac{r^2}{1-r^2} \cdot \frac{1}{n-2}$$

$$r^2 \text{ 用 } b_{xy}, b_{xx}, b_{yy} \text{ 表示: } r^2 = \frac{b_{xy}^2}{b_{xx} b_{yy}} = \frac{u}{b_{yy}}$$

$$y_0 \text{ 的置信区间枢轴量: } T = \frac{y_0 - \hat{y}_0}{\sqrt{d \theta / (n-2)}} \sim t(n-2), \text{ 其中 } d = \frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{b_{xx}}$$

$$y = b x + \epsilon \quad \epsilon \sim N(0, \sigma^2)$$

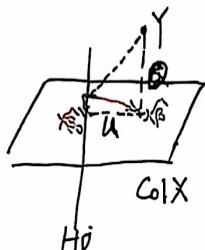
$$\hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \quad \text{检验 } H_0: b=0 \quad F = \frac{\hat{b}^2 \sum_{i=1}^n x_i^2}{Q/(n-1)} \sim F(1, n-1) \quad (Q = \sum (y_i - \hat{y}_i)^2)$$

$F > F_{\alpha/2}$ 时否定 H_0

② 多元线性回归

$$Y = X\beta + \epsilon \quad \hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y, \text{ 记 rank } X = r, \text{ rank } H = q$$

参数检验: $H_0: H\beta = 0 \Leftrightarrow H_1: H\beta \neq 0$



$$\lambda = \left(\frac{\|Y - X\hat{\beta}_0\|^2}{\|Y - X\hat{\beta}\|^2} \right)^{\frac{n}{2}} = \left(1 + \frac{F_q}{n-r} F \right)^{\frac{n}{2}}$$

其中 $F \sim F(r-q, n-r)$, $\lambda > \lambda_0$ 时拒绝 H_0 增强不显著

四、贝叶斯估计

1. 已知参数样本 x_1, \dots, x_n , 估计参数 $\theta \in \Theta$, 似然函数为 L , θ 的先验分布为 $\pi(\theta)$

后验分布:

$$\pi(\theta | x_1, \dots, x_n) = \frac{\int_{\Theta} L(\theta) \pi(\theta) d\theta}{\int_{\Theta} L(\theta) \pi(\theta) d\theta}$$

① $X \sim B(1, p)$, $\pi(p) : \text{beta}(\alpha, \beta)$, x_1, x_2, \dots, x_n ,

则 $\pi(p | x_1, x_2, \dots, x_n) : \underline{\text{beta}(\alpha + \sum x, \beta + n - \sum x)}$

② $X \sim \text{Poisson}(\lambda)$, $\pi(\lambda) : \text{gamma}(\alpha, \beta)$, x_1, x_2, \dots, x_n

则 $\pi(\lambda | x_1, x_2, \dots, x_n) : \underline{\text{gamma}(\alpha + \sum x, \beta + n)}$

③ $X \sim \text{Exp}(\lambda)$, $\pi(\lambda) : \text{gamma}(\alpha, \beta)$, x_1, x_2, \dots, x_n

则 $\pi(\lambda | x_1, x_2, \dots, x_n) : \underline{\text{gamma}(\alpha + n, \beta + \sum x)}$

④ $X \sim N(\mu, \sigma^2)$. σ^2 已知, μ 未知, $\pi(\mu) : N(\mu_0, \sigma_0^2)$, x_1, x_2, \dots, x_n

则 $\pi(\mu | x_1, \dots, x_n) : \underline{N\left(\frac{\mu_0 \sigma^2 + n \bar{x}^2}{\sigma^2 + n \sigma_0^2}, \frac{\sigma^2 \sigma_0^2}{\sigma^2 + n \sigma_0^2}\right)}$

⑤ $X \sim N(\mu, \frac{1}{R})$, μ 已知, R 未知, $\pi(R) : \text{gamma}(\alpha, \beta)$, x_1, x_2, \dots, x_n

则 $\pi(R | x_1, \dots, x_n) : \underline{\text{gamma}(\alpha + \frac{n}{2}, \beta + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2)}$

2. 贝叶斯估计

定义损失函数 $L(\hat{\theta}, \theta)$, $\hat{\theta} \in \Theta$. 似然函数为 L , θ 的先验分布为 π_1 , 后验分布为 π_2 .

贝叶斯估计量是积分

$$\frac{\int_{\Theta} L(\hat{\theta}, \theta) \pi_2 d\theta}{\int_{\Theta} L(\hat{\theta}, \theta) \pi_2 d\theta}$$

取最小时的 $\hat{\theta}$ 值.

五、一些杂乱的定义与知识点

1. Fisher 信息量与 C-R 不等式

$$I(\theta) = \frac{E\left[\frac{\partial \ln f(x, \theta)}{\partial \theta}\right]^2}{\text{用一阶偏导}} = -E\left[\frac{\partial^2 \ln f(x, \theta)}{\partial \theta^2}\right], \quad \text{Var}_{\theta}(\psi(x_1, \dots, x_n)) \geq \boxed{\frac{\psi'(\theta)^2}{n I(\theta)}}$$

2. 相合: $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta}_n - \theta| < \varepsilon) = 1$; 强相合: $P(\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{\theta}_n = \theta) = 1$

3. 充分统计量: $L(x_1, \dots, x_n | \theta) = g[\varphi(x), \theta] h(x)$, φ 为充分统计量

完全统计量: 对于每个可测函数 $u(\cdot)$, 若 $E_{\theta} u(\varphi(x)) = 0$ 可推出 $P(u(\varphi(x)) = 0) = 1$, 则 φ 为完全统计量

4. 指数型分布

① 通式: $f(x, \theta) = s(\theta) h(x) e^{\sum_{i=1}^n t_i(\theta) T_i(x)}$

充分统计量是完全的的一个快速判据为 日有内点

② 单参数指数型分布: $f(x, \theta) = s(\theta) h(x) e^{c(\theta) T(x)}$

$H_0: \theta \leq \theta_1 \Leftrightarrow H_1: \theta > \theta_1$, 否定域 $\{ \sum_{i=1}^n T_i(x) > c \}$ 为检验水平为 α 的UMP

其中临界值求法: $P(\sum T_i(x) > c | \theta = \theta_1) = \alpha$

5. 操作特性函数 $L_W(\theta) = P(\text{接受 } H_0 | \theta)$ $\{ L_W(\theta) + P_W(\theta) = 1 \}$.
功效函数 $P_W(\theta) = P(\text{拒绝 } H_0 | \theta)$

UMP 否定域: $\forall \alpha$ 水平不超过 α 的否定域有 $P_W(\theta) \geq P_{W'}(\theta)$, 其中 W 为 UMP 否定域 ($\forall \theta \in \Theta$, 无偏性: 正确时被拒绝的概率小于错误时未被拒绝的概率)

6. N-P 判理.

7. minimax 决策.

$$\sup_{\theta} R(\theta, \delta^*) \leq \sup_{\theta} R(\theta, \delta)$$