

《多元统计分析》课后作业

姓名： 你的姓名

学号： 你的学号

班级： 统计 23-X 班

中国石油大学（北京）克拉玛依校区文理学院数学与统计系

Friday 10th April, 2026

作业要求

1. 可以和其他同学讨论作业当中的问题，但应当自己独立完成作业
2. 计算、证明等要有过程，要有主要步骤的说明
3. 请将计算、绘图所用的 R 代码以及生成的结果和图像一并添加在作业文件当中
4. 请使用 \LaTeX 编辑并生成 PDF 格式的文件，第X周作业文件命名方式：学号-姓名-X.pdf
5. 评分标准：每一问得分 $\in \{2, 1, 0\}$
 - 2: 按时完成并上交作业，且答案基本正确
 - 1: 按时完成并上交作业，且答案部分正确
 - 0: 答案完全错误，或者迟交作业(规定时间72小时之后)
6. 请将完成的 PDF 格式的作业文件发送至邮箱：xiaolei@cup.edu.cn
7. 每位同学可以有一次迟交作业的机会，但不得晚于规定时间三日之后
8. 第4周作业截止时间：2026年4月10日24:00

目录

Chapter 1

第 4 周作业

第 4 周作业截止时间: 2026年4月10日24:00

第 4 周作业完成时间: Friday 10th April, 2026 18:22

1. [2 分] 证明

$$f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y}) = \begin{cases} \frac{1}{2}y_1 - \frac{1}{4}y_2, & 0 \leq y_1 \leq 2, |y_2| \leq 1 - |1 - y_1|, \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (1.1)$$

是一个概率密度函数.

【证明】 要验证这是一个概率密度函数需验证非负性以及积分等于 1。

非负性: 在定义域内, $y_1 \geq 0$, 且 $|y_2| \leq 1 - |1 - y_1|$ 。分两种情况:

- 当 $0 \leq y_1 \leq 1$ 时, $|1 - y_1| = 1 - y_1$, 则 $|y_2| \leq y_1$ 。此时

$$\frac{1}{2}y_1 - \frac{1}{4}y_2 \geq \frac{1}{2}y_1 - \frac{1}{4}y_1 = \frac{1}{4}y_1 \geq 0.$$

- 当 $1 \leq y_1 \leq 2$ 时, $|1 - y_1| = y_1 - 1$, 则 $|y_2| \leq 2 - y_1$ 。此时

$$\frac{1}{2}y_1 - \frac{1}{4}y_2 \geq \frac{1}{2}y_1 - \frac{1}{4}(2 - y_1) = \frac{3}{4}y_1 - \frac{1}{2} \geq \frac{3}{4} \cdot 1 - \frac{1}{2} = \frac{1}{4} > 0.$$

因此 $f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y}) \geq 0$ 处处成立。

归一性: 计算二重积分

$$I = \iint_{\mathbb{R}^2} f_{\mathbf{Y}}(\mathbf{y}) \, dy_1 dy_2.$$

先对 y_2 积分。对于固定的 y_1 , 令 $L = 1 - |1 - y_1|$, 则 y_2 从 $-L$ 到 L , 且被积函数关于 y_2 为线性, 奇次项积分为零:

$$\int_{-L}^L \left(\frac{1}{2}y_1 - \frac{1}{4}y_2 \right) dy_2 = \frac{1}{2}y_1 \cdot (2L) = y_1 L.$$

于是

$$I = \int_0^2 y_1(1 - |1 - y_1|) dy_1.$$

分段计算:

$$\begin{aligned} \int_0^1 y_1 \cdot y_1 dy_1 &= \int_0^1 y_1^2 dy_1 = \frac{1}{3}, \\ \int_1^2 y_1 \cdot (2 - y_1) dy_1 &= \int_1^2 (2y_1 - y_1^2) dy_1 = \left[y_1^2 - \frac{1}{3}y_1^3 \right]_1^2 \\ &= \left(4 - \frac{8}{3} \right) - \left(1 - \frac{1}{3} \right) = \frac{4}{3} - \frac{2}{3} = \frac{2}{3}. \end{aligned}$$

故 $I = \frac{1}{3} + \frac{2}{3} = 1$ 。积分值为 1，又具有非负性，因此 $f_{\mathbf{Y}}$ 是一个概率密度函数。□

2. 设 $\mathbf{X} = (X_1, X_2)^T$ 的概率密度函数为

$$f(x_1, x_2) = \begin{cases} 4x_1x_2e^{-x_1^2}, & x_1 > 0, 0 < x_2 < 1, \\ 0, & \text{其它.} \end{cases} \quad (1.2)$$

(a) [2 分] 计算 $\mathbb{E}(\mathbf{X})$ 与 $\mathbb{V}\text{ar}(\mathbf{X})$ 。

【解】 边际密度为:

$$\begin{aligned} f_{X_1}(x_1) &= \int_0^1 4x_1x_2e^{-x_1^2} dx_2 = 2x_1e^{-x_1^2}, \quad x_1 > 0, \\ f_{X_2}(x_2) &= \int_0^\infty 4x_1x_2e^{-x_1^2} dx_1 = 2x_2, \quad 0 < x_2 < 1. \\ f(x_1, x_2) &= f_{X_1}(x_1) \cdot f_{X_2}(x_2) \end{aligned} \quad (1.3)$$

可见 X_1 与 X_2 独立

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X_1) &= \int_0^\infty x_1 \cdot 2x_1e^{-x_1^2} dx_1 = 2 \int_0^\infty x_1^2e^{-x_1^2} dx_1 = 2 \cdot \frac{\sqrt{\pi}}{4} = \frac{\sqrt{\pi}}{2}, \\ \mathbb{E}(X_2) &= \int_0^1 x_2 \cdot 2x_2 dx_2 = 2 \int_0^1 x_2^2 dx_2 = \frac{2}{3}, \end{aligned}$$

由于独立，协方差为 0。故

$$\mathbb{E}(\mathbf{X}) = \begin{pmatrix} \frac{\sqrt{\pi}}{2} \\ \frac{2}{3} \end{pmatrix}, \quad \mathbb{V}\text{ar}(\mathbf{X}) = \begin{pmatrix} 1 - \frac{\pi}{4} & 0 \\ 0 & \frac{1}{18} \end{pmatrix}.$$

(b) [2 分] 计算 $\mathbb{E}(X_1|X_2)$ 与 $\mathbb{E}(X_2|X_1)$ 。

【解】 由独立性，条件期望等于无条件期望:

$$\mathbb{E}(X_1 | X_2) = \mathbb{E}(X_1) = \frac{\sqrt{\pi}}{2}, \quad \mathbb{E}(X_2 | X_1) = \mathbb{E}(X_2) = \frac{2}{3}.$$

(c) [2 分] 计算 $\mathbb{V}\text{ar}(X_1|X_2)$ 与 $\mathbb{V}\text{ar}(X_2|X_1)$ 。

【解】 由独立性，条件方差等于无条件方差：

$$\mathbb{E}(X_1^2) = \int_0^\infty x_1^2 \cdot 2x_1 e^{-x_1^2} dx_1 = 2 \int_0^\infty x_1^3 e^{-x_1^2} dx_1 = 2 \cdot \frac{1}{2} = 1, \quad \text{Var}(X_1) = \mathbb{E}(X_1^2) - (\mathbb{E}(X_1))^2 = 1 - \frac{\pi}{4},$$

$$\mathbb{E}(X_2^2) = \int_0^1 x_2^2 \cdot 2x_2 dx_2 = 2 \int_0^1 x_2^3 dx_2 = \frac{1}{2}, \quad \text{Var}(X_2) = \frac{1}{2} - \left(\frac{2}{3}\right)^2 = \frac{1}{18}.$$

$$\text{Var}(X_1 | X_2) = \text{Var}(X_1) = 1 - \frac{\pi}{4}, \quad \text{Var}(X_2 | X_1) = \text{Var}(X_2) = \frac{1}{18}.$$

3. [2分] 设 $\mathbf{X} = (X_1, X_2)^T$ 的概率密度函数为

$$f(x_1, x_2) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi}, & 0 < x_1 < 2\pi, 0 < x_2 < 1, \\ 0, & \text{其它}. \end{cases} \quad (1.4)$$

令

$$\begin{cases} U_1 = (\sin X_1) \sqrt{-2 \ln X_2} \\ U_2 = (\cos X_1) \sqrt{-2 \ln X_2} \end{cases} \quad (1.5)$$

求 $\mathbf{U} = (U_1, U_2)^T$ 的概率密度函数 $g(u_1, u_2)$.

【解】 由题易知 X_1 与 X_2 独立， $X_1 \sim \text{Uniform}(0, 2\pi)$ ， $X_2 \sim \text{Uniform}(0, 1)$ 。定义中间变量

$$R = \sqrt{-2 \ln X_2}, \quad \Theta = X_1,$$

则 $U_1 = R \sin \Theta$ ， $U_2 = R \cos \Theta$ ，又变换 $(X_1, X_2) \mapsto (U_1, U_2)$ 是一一映射。其逆变换为

$$X_1 = \Theta = \text{atan2}(U_1, U_2), \quad X_2 = \exp\left(-\frac{R^2}{2}\right) = \exp\left(-\frac{U_1^2 + U_2^2}{2}\right).$$

计算雅可比行列式。先由极坐标变换 $(U_1, U_2) \rightarrow (R, \Theta)$ ，其雅可比绝对值为 R ，故 $(R, \Theta) \rightarrow (U_1, U_2)$ 的雅可比绝对值为 $1/R$ 。再计算 $(X_1, X_2) \rightarrow (R, \Theta)$ ：

$$X_1 = \Theta, \quad X_2 = e^{-R^2/2},$$

则

$$\frac{\partial(X_1, X_2)}{\partial(R, \Theta)} = \begin{vmatrix} 0 & 1 \\ -Re^{-R^2/2} & 0 \end{vmatrix} = Re^{-R^2/2}.$$

因此从 (U_1, U_2) 到 (X_1, X_2) 的雅可比行列式绝对值为

$$\left| \frac{\partial(X_1, X_2)}{\partial(U_1, U_2)} \right| = \left| \frac{\partial(X_1, X_2)}{\partial(R, \Theta)} \right| \cdot \left| \frac{\partial(R, \Theta)}{\partial(U_1, U_2)} \right| = (Re^{-R^2/2}) \cdot \frac{1}{R} = e^{-(U_1^2 + U_2^2)/2}.$$

于是, \mathbf{U} 的联合密度为

$$g(u_1, u_2) = f(x_1(u_1, u_2), x_2(u_1, u_2)) \cdot e^{-(u_1^2 + u_2^2)/2}.$$

由于 $f(x_1, x_2) = 1/(2\pi)$ 在定义域内, 且变换后 (u_1, u_2) 可取遍整个 \mathbb{R}^2 , 故

$$g(u_1, u_2) = \frac{1}{2\pi} e^{-(u_1^2 + u_2^2)/2}, \quad (u_1, u_2) \in \mathbb{R}^2.$$

即 \mathbf{U} 服从标准二元正态分布 $N_2(\mathbf{0}, I_2)$ 。

4. [2 分] 设 $\mathbf{X} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$, 其概率密度函数为

$$f(\mathbf{x}) = |2\pi\Sigma|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\right\}. \quad (1.6)$$

若 \mathcal{A} 为 $p \times p$ 的非奇异矩阵, $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^p$ 为常数向量. 证明:

$$\mathbf{Y} = \mathcal{A}\mathbf{X} + \mathbf{c} \sim N_p(\mathcal{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{c}, \mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^T). \quad (1.7)$$

【证明】 由于 \mathcal{A} 非奇异, 变换 $\mathbf{y} = \mathcal{A}\mathbf{x} + \mathbf{c}$ 是一一映射, 其逆变换为 $\mathbf{x} = \mathcal{A}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{c})$ 。雅可比行列式的绝对值为

$$\left| \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{y}} \right| = |\det(\mathcal{A}^{-1})| = |\det(\mathcal{A})|^{-1}.$$

因此 \mathbf{Y} 的密度函数为

$$g(\mathbf{y}) = f(\mathcal{A}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{c})) \cdot |\det(\mathcal{A})|^{-1}.$$

代入 f 的表达式:

$$g(\mathbf{y}) = |2\pi\Sigma|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathcal{A}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{c}) - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1}(\mathcal{A}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{c}) - \boldsymbol{\mu})\right\} \cdot |\det(\mathcal{A})|^{-1}.$$

将指数中的括号合并:

$$\mathcal{A}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{c}) - \boldsymbol{\mu} = \mathcal{A}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{c} - \mathcal{A}\boldsymbol{\mu}) = \mathcal{A}^{-1}(\mathbf{y} - (\mathcal{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{c})).$$

于是二次型成为

$$(\mathcal{A}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{c}) - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1}(\mathcal{A}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{c}) - \boldsymbol{\mu}) = (\mathbf{y} - (\mathcal{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{c}))^T (\mathcal{A}^{-1})^T \Sigma^{-1} \mathcal{A}^{-1}(\mathbf{y} - (\mathcal{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{c})).$$

注意到

$$(\mathcal{A}^{-1})^T \Sigma^{-1} \mathcal{A}^{-1} = (\mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^T)^{-1},$$

因为 $(\mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^\top)^{-1} = (\mathcal{A}^\top)^{-1}\Sigma^{-1}\mathcal{A}^{-1}$ 。所以指数部分变为

$$-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - (\mathcal{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{c}))^\top (\mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^\top)^{-1}(\mathbf{y} - (\mathcal{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{c}))。$$

常数因子部分:

$$|2\pi\Sigma|^{-1/2} \cdot |\det(\mathcal{A})|^{-1} = ((2\pi)^p|\Sigma|)^{-1/2}|\det(\mathcal{A})|^{-1} = ((2\pi)^p|\mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^\top|)^{-1/2}，$$

因为 $|\mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^\top| = |\mathcal{A}| \cdot |\Sigma| \cdot |\mathcal{A}^\top| = |\mathcal{A}|^2|\Sigma|$ ，所以 $|\mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^\top|^{1/2} = |\det(\mathcal{A})| \cdot |\Sigma|^{1/2}$ ，从而

$$|\det(\mathcal{A})|^{-1}|\Sigma|^{-1/2} = |\mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^\top|^{-1/2}。$$

因此

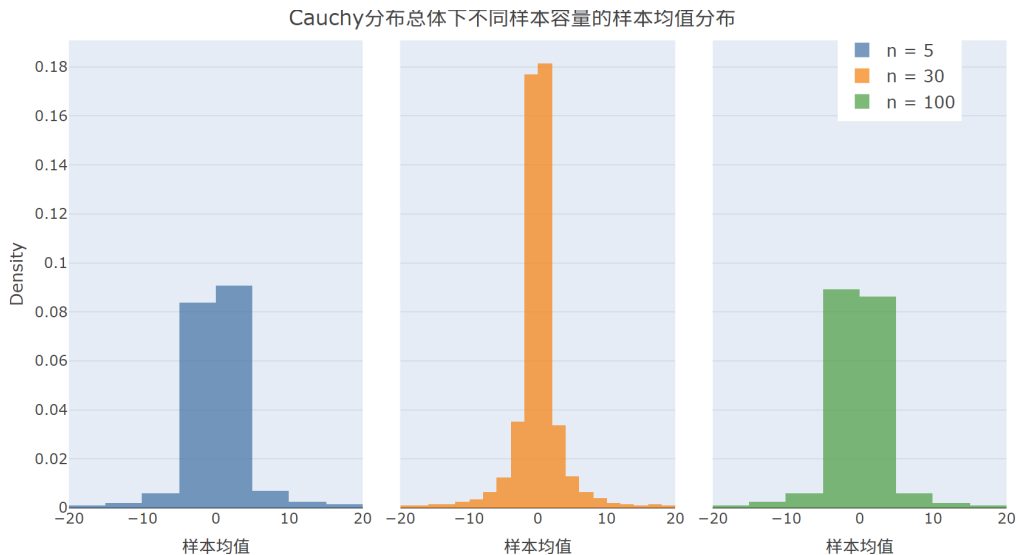
$$g(\mathbf{y}) = |2\pi\mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^\top|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - (\mathcal{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{c}))^\top (\mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^\top)^{-1}(\mathbf{y} - (\mathcal{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{c}))\right\}，$$

这正是 $N_p(\mathcal{A}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{c}, \mathcal{A}\Sigma\mathcal{A}^\top)$ 的密度函数。□

5. 考虑矩不存在的 Cauchy 分布，从而中心极限定理 (CLT) 无法应用。

(a) [2 分] 取三个不同的样本容量 n ，对来自 Cauchy 分布总体的样本均值 $\bar{\mathbf{x}}$ 进行模拟，作直方图以及相应的核密度曲线图。提示：Cauchy 分布可以通过 `rcauchy(n, location = 0, scale = 1)` 进行模拟。

【解】 样本容量取 $n = 5, 30, 100$ ，重复次数 $N_{\text{sim}} = 5000$ 。



```
library(plotly)
```

```
set.seed(123)

n_values <- c(5, 30, 100)
B <- 5000

mean_1 <- replicate(B, mean(rcauchy(n_values[1], 0, 1)))
mean_2 <- replicate(B, mean(rcauchy(n_values[2], 0, 1)))
mean_3 <- replicate(B, mean(rcauchy(n_values[3], 0, 1)))

fig1 <- plot_ly(
  x = mean_1,
  type = "histogram",
  histnorm = "probability density",
  name = "n = 5",
  marker = list(color = "#4C78A8"),
  opacity = 0.75
)

fig2 <- plot_ly(
  x = mean_2,
  type = "histogram",
  histnorm = "probability density",
  name = "n = 30",
  marker = list(color = "#F58518"),
  opacity = 0.75
)

fig3 <- plot_ly(
  x = mean_3,
  type = "histogram",
  histnorm = "probability density",
  name = "n = 100",
  marker = list(color = "#54A24B"),
  opacity = 0.75
)

subplot(
```

```
fig1, fig2, fig3,  
nrows = 1,  
shareY = TRUE  
) %>%  
layout(  
  title = "Cauchy分布总体下不同样本容量的样本均值分布",  
  
  plot_bgcolor = '#e5ecf6',  
  
  xaxis = list(title = "样本均值", range = c(-20,20)),  
  xaxis2 = list(title = "样本均值", range = c(-20,20)),  
  xaxis3 = list(title = "样本均值", range = c(-20,20)),  
  
  yaxis = list(title = "Density"),  
  
  legend = list(  
    x = 0.82,  
    y = 1.02,  
    font = list(size = 14)  
  )  
)
```

(b) [2 分] 当 $n \rightarrow \infty$ 时, 你预期会出现什么情况?.

【解】 预期依然是个 Cauchy 分布, 依然有尖峰和厚尾, 不服从中心极限定理, 也不收敛