

《多元统计分析》课后作业

姓名： 李倩倩

学号： 2024017349

班级： 统计 24-1 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 27th March, 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2周作业截止时间：2026年3月27日24:00

目录

Chapter 1

第2周作业

第2周作业完成时间: Friday 27th March, 2026 21:21

1. 设 \mathbf{a} 是一个 $(p \times 1)$ 向量, $\mathcal{A} = \mathcal{A}^T$ 是一个对称的 $(p \times p)$ 矩阵.

(a) [2 分] 证明

$$\frac{\partial \mathbf{a}^T \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = \frac{\partial \mathbf{x}^T \mathbf{a}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{a} \quad (1.1)$$

【证明】

证明. 设 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_p)^T$, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$. 则

$$\mathbf{a}^T \mathbf{x} = \sum_{i=1}^p a_i x_i = \mathbf{x}^T \mathbf{a}.$$

由向量对向量的导数定义,

$$\frac{\partial(\mathbf{a}^T \mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = \left(\frac{\partial}{\partial x_1}(\mathbf{a}^T \mathbf{x}), \frac{\partial}{\partial x_2}(\mathbf{a}^T \mathbf{x}), \dots, \frac{\partial}{\partial x_p}(\mathbf{a}^T \mathbf{x}) \right)^T.$$

而

$$\frac{\partial}{\partial x_i}(\mathbf{a}^T \mathbf{x}) = \frac{\partial}{\partial x_i} \sum_{j=1}^p a_j x_j = a_i,$$

因此

$$\frac{\partial(\mathbf{a}^T \mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = (a_1, a_2, \dots, a_p)^T = \mathbf{a}.$$

同理, $\frac{\partial(\mathbf{x}^T \mathbf{a})}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{a}$, 故等式成立。 □

(b) [2 分] 证明

$$\frac{\partial \mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} = 2\mathcal{A} \mathbf{x} \quad (1.2)$$

【证明】

证明. 设 $\mathcal{A} = (a_{ij})_{p \times p}$ 因为该矩阵为对称矩阵, 故满足 $a_{ij} = a_{ji}$. 二次型可展开为

$$\mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p a_{ij} x_i x_j.$$

对 \mathbf{x} 求导, 即逐分量求导:

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} (\mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x}) = \left(\frac{\partial}{\partial x_1}, \frac{\partial}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial}{\partial x_p} \right)^T \left(\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p a_{ij} x_i x_j \right).$$

对于第 k 个分量:

$$\frac{\partial}{\partial x_k} \left(\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p a_{ij} x_i x_j \right) = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p a_{ij} \frac{\partial}{\partial x_k} (x_i x_j).$$

由于

$$\frac{\partial}{\partial x_k} (x_i x_j) = \delta_{ik} x_j + \delta_{jk} x_i,$$

其中 δ_{ik} 是 Kronecker 符号, 当 $i=k$ 时为 1, 否则为 0, 代入得

$$\frac{\partial}{\partial x_k} (\mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x}) = \sum_{j=1}^p a_{kj} x_j + \sum_{i=1}^p a_{ik} x_i.$$

由对称性可知 $a_{ik} = a_{ki}$, 故第二项可改写为 $\sum_{i=1}^p a_{ki} x_i$, 因此

$$\frac{\partial}{\partial x_k} (\mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x}) = \sum_{j=1}^p a_{kj} x_j + \sum_{i=1}^p a_{ki} x_i = 2 \sum_{j=1}^p a_{kj} x_j = 2(\mathcal{A} \mathbf{x})_k.$$

将分量结果组装成向量即可得

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} (\mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x}) = 2\mathcal{A} \mathbf{x}.$$

□

(c) [2 分] 证明二次型 $Q(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x}$ 的 Hessian 矩阵为

$$\frac{\partial^2 \mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x} \partial \mathbf{x}^T} = 2\mathcal{A} \quad (1.3)$$

【证明】

证明. 由上一问结论, 梯度为

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} (\mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x}) = 2\mathcal{A} \mathbf{x}.$$

Hessian 矩阵是梯度向量对 \mathbf{x}^T 的导数, 即

$$\frac{\partial^2}{\partial \mathbf{x} \partial \mathbf{x}^T} (\mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x}) = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}^T} (2\mathcal{A} \mathbf{x}).$$

由于 $2\mathcal{A} \mathbf{x}$ 是 \mathbf{x} 的线性函数, 其导数为常数矩阵 $2\mathcal{A}$. 具体地, 对于线性函数 $\mathbf{y} = \mathbf{M} \mathbf{x}$, 有

$\frac{\partial \mathbf{y}}{\partial \mathbf{x}^T} = \mathbf{M}$ 。因此

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}^T}(2\mathcal{A}\mathbf{x}) = 2\mathcal{A}.$$

于是

$$\frac{\partial^2 \mathbf{x}^T \mathcal{A} \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x} \partial \mathbf{x}^T} = 2\mathcal{A}.$$

□

2. [2分] 证明一个投影矩阵的特征值仅取值于集合 $\{0, 1\}$ 中。

【证明】

证明. 设 \mathbf{P} 是一个投影矩阵, 即为幂等矩阵, 满足 $\mathbf{P}^2 = \mathbf{P}$ 。设 λ 是 \mathbf{P} 的任一特征值, $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ 为对应的特征向量, 则

$$\mathbf{P}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}.$$

两边左乘 \mathbf{P} 得

$$\mathbf{P}^2\mathbf{x} = \lambda\mathbf{P}\mathbf{x} = \lambda^2\mathbf{x}.$$

但由 $\mathbf{P}^2 = \mathbf{P}$, 有 $\mathbf{P}^2\mathbf{x} = \mathbf{P}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$ 。因此

$$\lambda\mathbf{x} = \lambda^2\mathbf{x} \implies (\lambda^2 - \lambda)\mathbf{x} = \mathbf{0}.$$

由于 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$, 得 $\lambda^2 - \lambda = 0$, 即 $\lambda(\lambda - 1) = 0$, 故 $\lambda = 0$ 或 $\lambda = 1$ 。因此, 投影矩阵的特征值只能取自集合 $\{0, 1\}$ 。 □

3. [2分] 作度量矩阵为 $\mathcal{A} = \Sigma^{-1}$ 的某个等距椭球体的图形, 其中

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix} \quad (1.4)$$

【解】

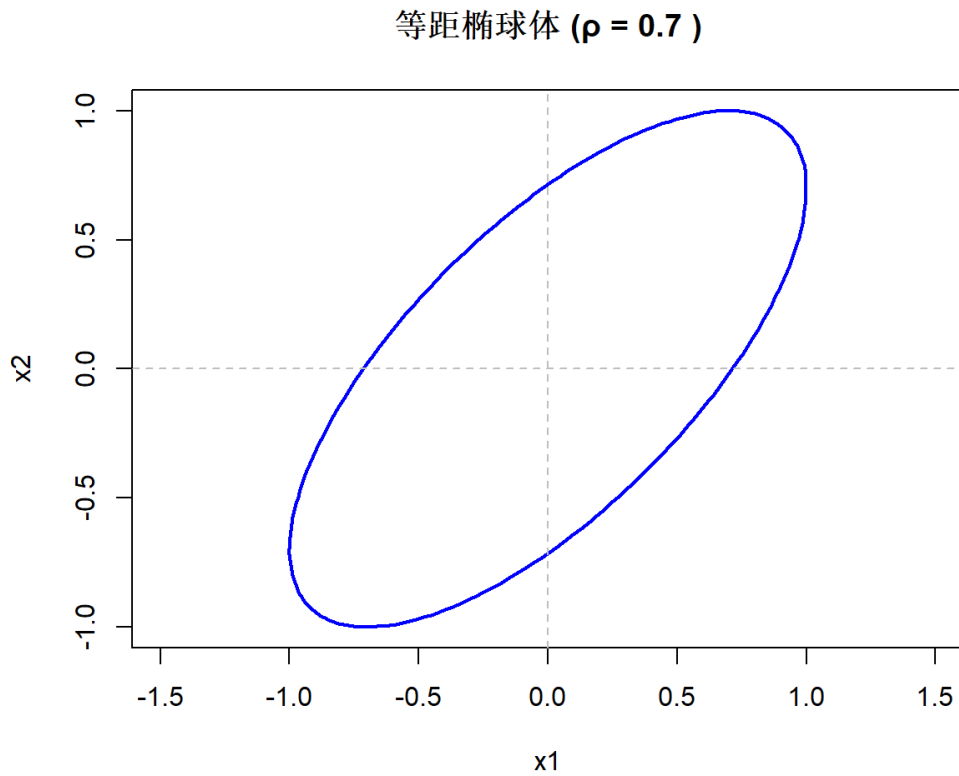


图 1.1: 等距椭圆体 (当取 $\rho = 0.7$ 时)

访问 <http://127.0.0.1:7810/> 可手动查看 ρ 取值不同时等距椭球体的动态变化

```
# 安装并加载 shiny
if (!require(shiny)) install.packages("shiny")
library(shiny)

ui <- fluidPage(
  titlePanel("等距椭球体: 度量矩阵  $A = \Sigma \square^1$ "),
  sidebarLayout(
    sidebarPanel(
      sliderInput("rho", "相关系数  $\rho$  :",
                  min = -0.99, max = 0.99, value = 0.7, step = 0.01)
    ),
    mainPanel(
      plotOutput("ellipsePlot")
    )
  )
)
```

```

server <- function(input, output) {
  output$ellipsePlot <- renderPlot({
    rho <- input$rho
    Sigma <- matrix(c(1, rho, rho, 1), nrow = 2)
    A <- solve(Sigma)      # 度量矩阵

    # 特征分解得到椭圆的方向和半轴长度
    eig <- eigen(A)
    # 半轴长度 = 1 / sqrt( $\lambda$ ), 其中  $\lambda$  是 A 的特征值
    half_len <- 1 / sqrt(eig$values)

    # 参数化椭圆点 (未旋转)
    theta <- seq(0, 2*pi, length.out = 200)
    x0 <- half_len[1] * cos(theta)
    y0 <- half_len[2] * sin(theta)

    # 旋转到特征向量方向
    R <- eig$vectors
    pts <- t(R %*% rbind(x0, y0))

    # 构造标题, 避免 bquote 中的语法冲突
    title_text <- paste0("等距椭球体:  $x^T A x = 1$ ,  $\rho =$ ", round(rho, 3))

    # 绘图
    plot(pts, type = "l", asp = 1, col = "blue", lwd = 2,
         xlab = expression(x[1]), ylab = expression(x[2]),
         main = title_text)
    abline(h = 0, v = 0, lty = 2, col = "gray")
    grid()
  })
}

shinyApp(ui, server)

```

4. 对于课堂中讨论过的汽车数据集,

(a) [2分] 计算变量 $X_2 = \text{miles per gallon}$ 与 $X_8 = \text{weight}$ 的协方差。

【解】 变量 X_2 与 X_8 ，它们之间的协方差为

$$\sigma_{X_2 X_8} = \text{Cov}(X_2, X_8) = \mathbb{E}[(X_2 - \mathbb{E}(X_2))(X_8 - \mathbb{E}(X_8))] = \mathbb{E}(X_2 X_8) - \mathbb{E}(X_2)\mathbb{E}(X_8).$$

用R语言计算

```
cov(auto$MPG, auto$Weight)
```

算出来 $X_2 = \text{miles per gallon}$ 与 $X_8 = \text{weight}$ 的协方差为-3732.025

(b) [2分] 你期待协方差的符号是正还是负，为什么？

【解】 我期待的协方差为负。因为汽车油耗（每加仑英里数）与车重通常呈负相关：车重越大，燃油效率越低（mpg 越小）。因此，当车重增加时，mpg 倾向于减少，协方差为负。实际计算结果也验证了这一预期。

5. 一位纺织店经理研究“经典蓝色”套头衫在 10 个不同时期的销售情况。他调查了销量 (X_1)；价格的变化 (X_2)，单位：欧元；当地报纸的广告费用 (X_3)，单位：欧元；以及是否有促销员 (X_4)，促销员的时长，单位：小时。所得观测数据矩阵如下：

$$\mathcal{X} = \begin{pmatrix} 230 & 125 & 200 & 109 \\ 181 & 99 & 55 & 107 \\ 165 & 97 & 105 & 98 \\ 150 & 115 & 85 & 71 \\ 97 & 120 & 0 & 82 \\ 192 & 100 & 150 & 103 \\ 181 & 80 & 85 & 111 \\ 189 & 90 & 120 & 93 \\ 172 & 95 & 110 & 86 \\ 170 & 125 & 130 & 78 \end{pmatrix} \quad (1.5)$$

(a) [2分] 计算 \mathcal{X} 的样本相关矩阵。

【解】 设 $n = 10$ ，变量依次为 X_1 （销量）， X_2 （价格变化）， X_3 （广告费用）， X_4 （促销员时长）。先计算各变量的样本均值：

$$\begin{aligned} \bar{x}_1 &= \frac{230 + 181 + 165 + 150 + 97 + 192 + 181 + 189 + 172 + 170}{10} = 172.7, \\ \bar{x}_2 &= \frac{125 + 99 + 97 + 115 + 120 + 100 + 80 + 90 + 95 + 125}{10} = 104.6, \\ \bar{x}_3 &= \frac{200 + 55 + 105 + 85 + 0 + 150 + 85 + 120 + 110 + 130}{10} = 104.0, \\ \bar{x}_4 &= \frac{109 + 107 + 98 + 71 + 82 + 103 + 111 + 93 + 86 + 78}{10} = 93.8. \end{aligned}$$

然后计算离差平方和与交叉积 ($n - 1 = 9$), 得样本协方差矩阵 S 的元素:

$$\begin{aligned} s_{11} &\approx 1152.456, & s_{22} &\approx 244.267, & s_{33} &\approx 2915.556, & s_{44} &\approx 197.067, \\ s_{12} &\approx -88.911, & s_{13} &\approx 1589.667, & s_{14} &\approx 301.600, \\ s_{23} &\approx 102.333, & s_{24} &\approx -101.756, & s_{34} &\approx 233.667. \end{aligned}$$

样本相关系数 $r_{jk} = \frac{s_{jk}}{\sqrt{s_{jj}s_{kk}}}$ 计算得:

$$\begin{aligned} r_{12} &\approx -0.1676, & r_{13} &\approx 0.8673, & r_{14} &\approx 0.6328, \\ r_{23} &\approx 0.1213, & r_{24} &\approx -0.4638, & r_{34} &\approx 0.3083. \end{aligned}$$

故样本相关矩阵为

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} 1 & -0.1676 & 0.8673 & 0.6328 \\ -0.1676 & 1 & 0.1213 & -0.4638 \\ 0.8673 & 0.1213 & 1 & 0.3083 \\ 0.6328 & -0.4638 & 0.3083 & 1 \end{pmatrix}.$$

用R语言计算

```
# 创建数据矩阵
X <- matrix(c(
  230, 125, 200, 109,
  181, 99, 55, 107,
  165, 97, 105, 98,
  150, 115, 85, 71,
  97, 120, 0, 82,
  192, 100, 150, 103,
  181, 80, 85, 111,
  189, 90, 120, 93,
  172, 95, 110, 86,
  170, 125, 130, 78
), nrow = 10, byrow = TRUE)

colnames(X) <- c("销量", "价格变化", "广告费用", "促销员时长")

# 样本相关矩阵
R <- cor(X)
print(round(R, 4))
```

得到的相关矩阵为

	销量	价格变化	广告费用	促销员时长
销量	1.0000	-0.1676	0.8672	0.6329
价格变化	-0.1676	1.0000	0.1213	-0.4638
广告费用	0.8672	0.1213	1.0000	0.3083
促销员时长	0.6329	-0.4638	0.3083	1.0000

(b) [2分] 就相关系数的符号进行说明.

【解】 根据计算所得相关系数:

- $r_{12} \approx -0.168$: 负相关, 表明销量与价格变化之间呈微弱负相关, 即价格上升时销量略有下降。
- $r_{13} \approx 0.867$: 强正相关, 销量与广告费用高度正相关, 广告投入增加可显著促进销售。
- $r_{14} \approx 0.633$: 中等正相关, 销量与促销员时长正相关, 促销员投入有助于提升销量。
- $r_{23} \approx 0.121$: 微弱正相关, 价格变化与广告费用几乎无关。
- $r_{24} \approx -0.464$: 中等负相关, 价格变化与促销员时长负相关, 可能促销员在价格下调时更有效。
- $r_{34} \approx 0.308$: 弱正相关, 广告费用与促销员时长有一定协同作用。

(c) [2分] 检验假设 $\rho_{x_1 x_2} = 0$.

【解】 采用 t 检验, 统计量

$$t = \frac{r_{12}\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_{12}^2}} = \frac{-0.1676 \times \sqrt{8}}{\sqrt{1-0.0281}} \approx \frac{-0.1676 \times 2.828}{0.9858} \approx -0.481.$$

自由度 $df = n - 2 = 8$, 双侧检验 p -值 $\approx 2 \times P(T_8 > 0.481) \approx 2 \times 0.322 = 0.644$ 。由于 p -值 > 0.05 , 不拒绝原假设, 即没有充分证据表明销量与价格变化之间存在线性相关关系。

6. [2分] 证明 $\text{rank}(\mathcal{H}) = \text{tr}(\mathcal{H}) = n - 1$, 其中 $\mathcal{H} = \mathcal{I}_n - \frac{1}{n}\mathbf{1}_n\mathbf{1}_n^\top$.

【证明】

$$\mathcal{H} = I_n - \frac{1}{n}\mathbf{1}_n\mathbf{1}_n^\top, \quad \mathbf{1}_n = (1, \dots, 1)^\top.$$

迹:

$$\text{tr}(\mathcal{H}) = \text{tr}(I_n) - \frac{1}{n} \text{tr}(\mathbf{1}_n\mathbf{1}_n^\top) = n - \frac{1}{n} \cdot n = n - 1.$$

幂等性:

$$\mathcal{H}^2 = I_n - \frac{2}{n}\mathbf{1}_n\mathbf{1}_n^\top + \frac{1}{n^2}(\mathbf{1}_n\mathbf{1}_n^\top)^2 = I_n - \frac{2}{n}J_n + \frac{1}{n^2}nJ_n = I_n - \frac{1}{n}J_n = \mathcal{H},$$

其中 $J_n = \mathbf{1}_n\mathbf{1}_n^\top$ 且 $J_n^2 = nJ_n$ 。

秩：幂等矩阵的秩等于其迹，故

$$\text{rank}(\mathcal{H}) = \text{tr}(\mathcal{H}) = n - 1.$$

7. 设 \mathcal{X} 表示课堂中讨论过的钞票数据集当中伪钞数据的观测矩阵.

(a) [2 分] 计算 \mathcal{X} 的样本协方差矩阵 $S = \text{Cov}(\mathcal{X})$.

【解】 代码如下

```
library(mclust)
data(banknote)
# 提取伪钞数据 (变量: Length, Left, Right, Bottom, Top, Diagonal)
counterfeit <- banknote[banknote$Status == "counterfeit", 1:6] # 前6列为测量变量
# 样本协方差矩阵
S <- cov(counterfeit)
print(round(S, 4))
```

运行得到:

	Length	Left	Right	Bottom	Top	Diagonal
Length	0.1418	0.0314	0.0231	-0.1032	-0.0185	0.0843
Left	0.0314	0.1303	0.1084	0.2158	0.1050	-0.2093
Right	0.0231	0.1084	0.1633	0.2841	0.1300	-0.2405
Bottom	-0.1032	0.2158	0.2841	2.0869	0.1645	-1.0370
Top	-0.0185	0.1050	0.1300	0.1645	0.6447	-0.5496
Diagonal	0.0843	-0.2093	-0.2405	-1.0370	-0.5496	1.3277

(b) [2 分] 作 S 的 Jordan 分解.

【解】 由于 S 是对称矩阵，其 Jordan 分解即为谱分解（正交对角化）。代码如下

```
eig <- eigen(S)
round(eig$values, 4)
round(eig$vectors, 4)
```

根据 R 计算结果, 特征值为:

$$\lambda_1 = 3.0003, \lambda_2 = 0.9356, \lambda_3 = 0.2434, \lambda_4 = 0.1947, \lambda_5 = 0.0852, \lambda_6 = 0.0355.$$

特征向量矩阵 (列对应 $\lambda_1, \dots, \lambda_6$) 为:

$$\mathbf{V} \approx \begin{pmatrix} -0.0438 & 0.0107 & -0.3263 & 0.5617 & 0.7526 & 0.0981 \\ 0.1122 & 0.0714 & -0.2590 & 0.4555 & -0.3468 & -0.7665 \\ 0.1392 & 0.0663 & -0.3447 & 0.4153 & -0.5347 & 0.6317 \\ 0.7683 & -0.5631 & -0.2180 & -0.1861 & 0.1000 & -0.0222 \\ 0.2018 & 0.6593 & -0.5567 & -0.4507 & 0.1019 & -0.0349 \\ -0.5789 & -0.4885 & -0.5918 & -0.2584 & -0.0845 & -0.0457 \end{pmatrix}.$$

因此, \mathcal{S} 的 Jordan 分解为 $\mathcal{S} = \mathbf{V} \text{diag}(3.0003, 0.9356, 0.2434, 0.1947, 0.0852, 0.0355) \mathbf{V}^\top$.

(c) [2 分] 为什么所有的特征值均为正?

【解】 样本协方差矩阵定义为

$$\mathcal{S} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^\top = \frac{1}{n-1} \mathbf{X}_c^\top \mathbf{X}_c,$$

其中 \mathbf{X}_c 是 $n \times p$ 的中心化数据矩阵。对于任意非零向量 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^p$,

$$\mathbf{u}^\top \mathcal{S} \mathbf{u} = \frac{1}{n-1} \|\mathbf{X}_c \mathbf{u}\|^2 \geq 0,$$

故 \mathcal{S} 半正定。若 \mathbf{X}_c 列满秩 (即 $\text{rank}(\mathbf{X}_c) = p$), 则 $\mathbf{X}_c \mathbf{u} \neq \mathbf{0}$ 对所有 $\mathbf{u} \neq \mathbf{0}$ 成立, 从而 $\mathbf{u}^\top \mathcal{S} \mathbf{u} > 0$, 即 \mathcal{S} 正定, 所有特征值均为正。

在伪钞数据中, $n = 100$, $p = 6$, 且六个测量变量 (长度、左宽、右宽、底部、顶部、对角线) 之间不存在精确线性关系, 因此 \mathbf{X}_c 列满秩, \mathcal{S} 正定。计算结果中所有特征值均大于 0, 验证了这一结论。