

# 数据科学的数学基础

(第1版)

黄定江 编著

华东师范大学  
上海

# 目 录

第2章 习题 .....	1
第3章 习题 .....	5
第4章 习题 .....	6
第5章 习题 .....	15
第6章 习题 .....	17
第7章 习题 .....	18



## 第2章 习题

**习题 2.1** 假设向量 $\beta$ 可以经向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 线性表出, 证明: 表示法是唯一的充分必要条件是 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 线性无关。

**习题 2.2** 证明 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ (其中 $\alpha_1 \neq 0$ )线性相关的充分必要条件是至少有一 $\alpha_i$ ( $1 < i \leq s$ )可被 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{i-1}$ 线性表出。

**习题 2.3** 把向量 $\beta$ 表成向量 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ 的线性组合:

(1)  $\beta = (1, 2, 1, 1), \alpha_1 = (1, 1, 1, 1), \alpha_2 = (1, 1, -1, -1), \alpha_3 = (1, -1, 1, -1), \alpha_4 = (1, -1, -1, 1);$

(1)  $\beta = (0, 0, 0, 1), \alpha_1 = (1, 1, 0, 1), \alpha_2 = (2, 1, 3, 1), \alpha_3 = (1, 1, 0, 1), \alpha_4 = (0, 1, -1, -1);$

**习题 2.4** 设 $\alpha_1 = (1, -1, 2, 4), \alpha_2 = (0, 3, 1, 2), \alpha_3 = (3, 0, 7, 14), \alpha_4 = (1, -1, 2, 0), \alpha_5 = (2, 1, 5, 6).$

(1) 证明:  $\alpha_1, \alpha_2$ 线性无关;

(2) 把 $\alpha_1, \alpha_2$ 扩充成一极大线性无关组。

**习题 2.5** 设 $a_1, a_2, \dots, a_n$ 是 $n$ 个正数, 证明: 由 $\Omega(x) = (\sum_{i=1}^n a_i x_i^2)^{\frac{1}{2}}$ 定义的函数 $\Omega: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 是一个范数。

**习题 2.6** 证明: 当且仅当 $x$ 和 $y$ 线性相关且 $x^T y \geq 0$ 时, 才有

$$\|x + y\|_2 = \|x\|_2 + \|y\|_2$$

**习题 2.7** 设 $\|\cdot\|$ 是 $\mathbb{R}^m$ 上的一个向量范数, 并且设 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ . 证明: 若 $\text{rank}(A) = n$ , 则 $\|x\|_A := \|Ax\|$ 是 $\mathbb{R}^n$ 上的一个向量范数。

习题 2.8 计算下列矩阵的秩:

$$(1) \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & -1 & 2 \\ 0 & 2 & -2 & -2 & 0 \\ 0 & -1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}, \quad (2) \begin{pmatrix} 1 & -1 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & -2 & 4 & -2 & 0 \\ 3 & 0 & 6 & -1 & 1 \\ 0 & 3 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (3) \begin{pmatrix} 14 & 12 & 6 & 8 & 2 \\ 6 & 104 & 21 & 9 & 17 \\ 7 & 6 & 3 & 4 & 1 \\ 35 & 30 & 15 & 20 & 5 \end{pmatrix}$$

习题 2.9 设  $A = \begin{pmatrix} 3 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 3 \end{pmatrix}$ ,  $B = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 2 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

计算  $AB, AB - BA$

习题 2.10 计算:

$$(1) \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}^n \quad (2) \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix}^n \quad (3) \begin{pmatrix} \lambda & 1 & 0 \\ 0 & \lambda & 1 \\ 0 & 0 & \lambda \end{pmatrix}^n$$

习题 2.11 求  $A^{-1}$ , 设:

$$(1) A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \quad (2) A = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 3 \\ 1 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

习题 2.12 设

$$X = \begin{pmatrix} O & A \\ CO & \end{pmatrix}$$

已知  $A^{-1}, C^{-1}$  存在, 求  $X^{-1}$

习题 2.13 证明: 如果  $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  是按列分块的, 那么

$$\|A\|_F^2 = \|Va_1\|_2^2 + \|Va_2\|_2^2 + \dots + \|a_n\|_2^2$$

习题 2.14 证明:  $\|AB\|_F \leq \|A\|_F \|B\|_F$  和  $\|AB\|_F \leq \|A\|_F \|B\|_2$

习题 2.15 设  $\|\cdot\|$  是由向量范数  $\|\cdot\|$  诱导出的矩阵范数. 证明: 若  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  非奇异, 则

$$\|A^{-1}\|^{-1} = \min_{\|x\|=1} \|Ax\|$$

习题 2.16 对于如下的两个矩阵:

$$\mathbf{A}_1 = \begin{pmatrix} 9 & 6 \\ 6 & 5 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{A}_2 = \begin{pmatrix} 9 & 6 \\ 6 & 3 \end{pmatrix}$$

矩阵  $\mathbf{A}_1$  是正定的, 因为其对称并且

$$\mathbf{x}^T \mathbf{A}_1 \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 9 & 6 \\ 6 & 5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = 9x_1^2 + 12x_1x_2 + 5x_2^2 = (3x_1 + 2x_2)^2 + x_2^2 > 0$$

对所有非零向量  $\mathbf{x}$  成立。  $\mathbf{A}_2$  虽然是对称的, 但它并不是正定矩阵, 因为  $\mathbf{x}^T \mathbf{A}_2 \mathbf{x} = 9x_1^2 + 12x_1x_2 + 3x_2^2 = (3x_1 + 2x_2)^2 - x_2^2$  可以小于零。比如取  $\mathbf{x} = (2, -3)^T$

习题 2.17 证明  $\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \text{Tr}(\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x})$  和  $\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \text{Tr}(\mathbf{A} \mathbf{x} \mathbf{x}^T)$

习题 2.18 证明: 在  $\mathbb{R}^n$  上, 当且仅当  $\mathbf{A}$  是正定矩阵时, 函数  $f(\mathbf{x}) = (\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x})^{\frac{1}{2}}$  是一个向量范数。

习题 2.19  $t$  取什么值时, 下列二次型是正定的:

- (1)  $x_1^2 + x_2^2 + 5x_3^2 + 2tx_1x_2 - 2x_1x_3 + 4x_2x_3$
- (2)  $x_1^2 + 4x_2^2 + x_3^2 + 2tx_1x_2 + 10x_1x_3 + 6x_2x_3$

习题 2.20 设  $\mathbf{a}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}$ ,  $\mathbf{a}_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}$ ,  $\mathbf{a}_3 = \begin{pmatrix} 4 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}$ , 试用正交化过程把这组向量规范

正交化。

习题 2.21 在  $\mathbb{P}^4$  中, 求向量  $\eta$  在基  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4$  下的坐标, 设

- (1)  $\varepsilon_1 = (1, 1, 1, 1), \varepsilon_2 = (1, 1, -1, -1), \varepsilon_3 = (1, -1, 1, -1), \varepsilon_4 = (1, -1, -1, 1), \eta = (1, 2, 1, 1)$
- (2)  $\varepsilon_1 = (1, 1, 0, 1), \varepsilon_2 = (2, 1, 3, 1), \varepsilon_3 = (1, 1, 0, 0), \varepsilon_4 = (0, 1, -1, -1), \eta = (0, 0, 0, 1)$

习题 2.22 在  $\mathbb{P}^4$  中, 求由向量  $\alpha_i$  生成的子空间与由向量  $\beta$  生成的子空间的交的基和维数。

设

- (1)  $\begin{cases} \alpha_1 = (1, 2, 1, 0) \\ \alpha_2 = (-1, 1, 1, 1) \end{cases} \quad \begin{cases} \beta_1 = (2, -1, 0, 1) \\ \beta_2 = (1, -1, 3, 7) \end{cases}$
- (2)  $\begin{cases} \alpha_1 = (1, 1, 0, 0) \\ \alpha_2 = (1, 0, 1, 1) \end{cases} \quad \begin{cases} \beta_1 = (0, 0, 1, 1) \\ \beta_2 = (0, 1, 1, 0) \end{cases}$

习题 2.23 设  $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 2 \\ 0 & -3 & 4 \\ 0 & 4 & 3 \end{pmatrix}$  求  $\mathbf{A}^k$

习题 2.24 证明：如果  $\mathbf{A}$  可逆，证明： $\mathbf{AB}$  与  $\mathbf{BA}$  相似

习题 2.25 分别应用幂法于矩阵

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \lambda & 1 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix} \text{ 和 } \mathbf{B} = \begin{pmatrix} \lambda & 1 \\ 0 & -\lambda \end{pmatrix} (\lambda \neq 0)$$

并考察所得序列的特性。

## 第3章 习题

**习题 3.1** 构建模型使得预测值与真实值的误差最小常用向量2-范数度量，求解模型过程中需要计算梯度，求梯度：

- $f(\mathbf{A}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{Ax} + \mathbf{b} - \mathbf{y}\|_2^2$ , 求  $\frac{\partial f}{\partial \mathbf{A}}$
- $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{Ax} + \mathbf{b} - \mathbf{y}\|_2^2$ , 求  $\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}}$

**习题 3.2** 求  $\frac{\partial \text{Tr}(\mathbf{W}^{-1})}{\partial \mathbf{W}}$ ，利用迹微分法求解

**习题 3.3** 二次型是数据分析中常用函数，求  $\frac{\partial \mathbf{x}^T \mathbf{Ax}}{\partial \mathbf{x}}$ ,  $\frac{\partial \mathbf{x}^T \mathbf{Ax}}{\partial \mathbf{A}}$

**习题 3.4**  $f(\mathbf{z}) = \frac{\exp(\mathbf{z})}{\mathbf{1}^T \exp(\mathbf{z})}$  称为softmax函数， $(\exp(\mathbf{z}))_i = \exp(\mathbf{z}_i)$ ，如果  $\mathbf{q} = \frac{\exp(\mathbf{z})}{\mathbf{1}^T \exp(\mathbf{z})}$ ,  $J = -\mathbf{p}^T \log(\mathbf{q})$ ，其中  $\mathbf{p}, \mathbf{q}, \mathbf{z} \in \mathbb{R}^n$ ，并且  $\mathbf{1}^T \mathbf{p} = 1$ ，

- 证：  $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{z}} = \mathbf{q} - \mathbf{p}$
- 若  $\mathbf{z} = \mathbf{Wx}$ ，其中  $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{n \times m}$ ,  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^m$ ， $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}} = (\mathbf{q} - \mathbf{p})\mathbf{x}^T$  是否成立。

**习题 3.5** 以下内容是求解正态分布模型的关键步骤： $L = -\frac{Nd}{2} \ln(2\pi) - \frac{N}{2} \ln|\mathbf{\Sigma}| - \frac{1}{2} \sum_t (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu})$

- 1) 求  $\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\mu}}$
- 2) 当  $\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N} \sum_t \mathbf{x}_t$  时求  $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{\Sigma}}$ ，求  $\mathbf{\Sigma}$  使  $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{\Sigma}} = 0$ ,  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$ ,  $\mathbf{\Sigma} \in \mathbb{R}^{N \times N}$

**习题 3.6** 求  $\frac{\partial |\mathbf{X}^k|}{\partial \mathbf{X}}$

**习题 3.7** 求  $\frac{\partial \text{Tr}(\mathbf{AXBX}^T \mathbf{C})}{\partial \mathbf{X}}$



## 第4章 习题

习题 4.1 判定矩阵  $C = \begin{bmatrix} 3 & 2 & -1 \\ -1 & 0 & 0 \\ -1 & 3 & 0 \end{bmatrix}$  和  $B = \begin{bmatrix} 0 & 2 & -1 \\ -1 & 4 & -1 \\ 1 & 3 & -5 \end{bmatrix}$  能否进行  $LU$  分解, 为什么? 如果能分解, 试分解之。

解 对  $B$  不能进行  $LU$  分解, 因为  $B$  的一阶顺序主子式为 0, 而对于  $C$  可以进行  $LU$  分解:

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{3} & 1 & 0 \\ -\frac{1}{3} & \frac{11}{2} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & 2 & -1 \\ 0 & \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ 0 & 0 & \frac{3}{2} \end{bmatrix}$$

习题 4.2 对下列矩阵进行杜立特分解:

$$(1) A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 2 \end{bmatrix}; (2) B = \begin{bmatrix} 12 & -3 & 3 \\ -18 & 3 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{解 } (1) A = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ \frac{1}{2} & 1 & & \\ \frac{1}{2} & \frac{3}{5} & 1 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ \frac{5}{2} & \frac{3}{2} \\ \frac{3}{5} \end{bmatrix} \quad (2) B = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ -\frac{3}{2} & 1 & & \\ \frac{1}{12} & -\frac{5}{6} & 1 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 12 & -3 & 3 \\ -\frac{3}{2} & \frac{7}{2} \\ \frac{11}{3} \end{bmatrix}$$

习题 4.3 求矩阵  $A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$  的  $LU$  分解。

解 对  $\left[ \begin{array}{ccc|ccc} 2 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right] \rightarrow \left[ \begin{array}{ccc|ccc} 2 & 1 & 1 & 2 & 1 & 1 \\ 0 & \frac{3}{2} & \frac{1}{2} & 0 & \frac{3}{2} & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & -\frac{2}{3} & 0 & 0 & -\frac{2}{3} \end{array} \right] \left[ \begin{array}{ccc} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{2} & 1 & 0 \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & 1 \end{array} \right]$

可得  $P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{2} & 1 & 0 \\ -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} & 1 \end{bmatrix}$ ,  $L = P^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & 1 & 0 \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & 1 \end{bmatrix}$ ,  $U = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 0 & \frac{3}{2} & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & -\frac{2}{3} \end{bmatrix}$  即得分解式。

习题 4.4 求对称正定矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 5 & 2 & -4 \\ 2 & 1 & -2 \\ -4 & -2 & 5 \end{bmatrix}$$

的不带平方根的乔累斯基分解。

解

$$A = \begin{bmatrix} \sqrt{5} & & \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{1}{\sqrt{5}} & \\ \frac{-4}{\sqrt{5}} & \frac{-2}{\sqrt{5}} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{5} & \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{-4}{\sqrt{5}} \\ & \frac{1}{\sqrt{5}} & \frac{-2}{\sqrt{5}} \\ & & 1 \end{bmatrix}$$

习题 4.5 对  $A$  进行  $LU$  分解

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 2 & 1 & -2 \\ -3 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

解 首先将矩阵第一列对角线上元素  $A_{11}$  下面的元素通过矩阵初等行变换变为 0。  $\begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 2 & 1 & -2 \\ -3 & 1 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \text{第 2}$

行减去第 1 行的 2 倍  $\rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 0 & -3 & 0 \\ -3 & 1 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \text{第 3 行减去第 1 行的 -3 倍} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 0 & -3 & 0 \\ 0 & 7 & -2 \end{bmatrix}$

然后再将矩阵第二列对角线上元素  $A_{22}$  下面的元素通过矩阵初等行变换变为 0。  $\rightarrow \text{第 3 行减}$

去第 2 行的  $-\frac{7}{3}$  倍  $\rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 0 & -3 & 0 \\ 0 & 0 & -2 \end{bmatrix} = U$

则得到的上三角矩阵就是  $U$ 。这个时候,  $L$  也已经求出来了。通过将下三角主对角线上的元素都置为1, 乘数因子放在下三角相应的位置(放在消元时将元素变为0的那个元素的位置), 就可以得到下三角矩阵  $L$ 。如下:

$$L = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ -3 & \frac{7}{3} & 1 \end{bmatrix}$$

对于  $L$  的构造, 举个例子, 如将第一列的元素2变为0时, 第二行减去第一行乘以2, 于是  $A_{21}$  就变成了0。这个乘数因子将元素  $A_{21}$  变成了0, 对应的, 下三角矩阵  $L$  中对应位置的元素  $L_{21}$  就为乘数因子2。其他的情况类似。

习题 4.6 做Cholesky分解

$$\begin{bmatrix} 25 & 15 & -5 \\ 15 & 18 & 0 \\ -5 & 0 & 11 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 25 & 15 & -5 \\ 15 & 18 & 0 \\ -5 & 0 & 11 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & 0 & 0 \\ R_{12} & R_{22} & 0 \\ R_{13} & R_{23} & R_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} \\ 0 & R_{22} & R_{23} \\ 0 & 0 & R_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 3 & 3 & 0 \\ -1 & 1 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & 3 & -1 \\ 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$$

习题 4.7 求下列矩阵的正交三角分解 (UR) 表达式:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

解 记  $\alpha_1 = (0, 1, 1)^T$ ,  $\alpha_2 = (1, 1, 0)^T$ ,  $\alpha_3 = (1, 0, 1)^T$ , 由史密特正交化方法可得

$$\beta_1 = \alpha_1 = (0, 1, 1)^T, |\beta_1| = \sqrt{2}, \eta_1 = \frac{1}{\sqrt{2}}(0, 1, 1)^T;$$

$$(\eta_1, \alpha_2) = \frac{1}{\sqrt{2}}, \beta_2 = \alpha_2 - (\alpha_2, \eta_1)\eta_1 = (1, \frac{1}{2}, -\frac{1}{2})^T, |\beta_2| = \frac{\sqrt{6}}{2}, \eta_2 = \frac{1}{\sqrt{6}}(2, 1, -1)^T;$$

$$(\eta_1, \alpha_3) = \frac{1}{\sqrt{2}}, (\eta_2, \alpha_3) = \frac{1}{6}, \beta_3 = \alpha_3 - (\alpha_3, \eta_1)\eta_1 - (\alpha_3, \eta_2)\eta_2 = (\frac{2}{3}, -\frac{2}{3}, \frac{2}{3})^T,$$

$$|\beta_3| = \frac{2}{\sqrt{3}}, \eta_3 = \frac{1}{\sqrt{3}}(1, -1, 1)^T$$

. 于是取

$$U = (\eta_1, \eta_2, \eta_3) = \begin{bmatrix} 0 & \frac{2}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix}$$

$$R = \begin{bmatrix} |\beta_1| & (\alpha_2, \eta_1) & (\alpha_3, \eta_1) \\ 0 & |\beta_2| & (\alpha_3, \eta_2) \\ 0 & 0 & |\beta_3| \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & \frac{\sqrt{6}}{2} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 0 & 0 & \frac{2}{\sqrt{3}} \end{bmatrix}$$

那么  $A = UR$  即为所求表达式。

习题 4.8 求矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{2} & 5 \\ 1 & -\frac{1}{2} & 2 \\ -1 & \frac{1}{2} & -2 \\ 1 & -\frac{3}{2} & 0 \end{bmatrix}$$

的QR分解。

解 令  $\alpha_1 = (1, 1, -1, 1)^T$ ,  $\alpha_2 = (\frac{1}{2}, -\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, -\frac{3}{2})^T$ ,  $\alpha_3 = (5, 2, -2, 0)^T$ , 由史密特正交化方法得

$$\beta_1 = \alpha_1 = (1, 1, -1, 1)^T, \eta_1 = \frac{1}{2}(1, 1, -1, 1)^T$$

$$\beta_2 = \alpha_2 - (\eta_1, \alpha_2)\eta_1 = (1, 0, 0, -1)^T, \eta_2 = \frac{1}{\sqrt{2}}(1, 0, 0, -1)^T$$

$$\beta_3 = \alpha_3 - (\eta_1, \alpha_3)\eta_1 - (\eta_2, \alpha_3)\eta_2 = \frac{1}{4}(1, -1, 1, 1)^T, \eta_3 = \frac{1}{2}(1, -1, 1, 1)^T$$

从而有

$$A = QR = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & 0 & -\frac{1}{2} \\ -\frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & -1 & \frac{9}{2} \\ 0 & \sqrt{2} & \frac{5}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix}$$

习题 4.9 求矩阵  $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$  的奇异值分解。

解 由  $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 2 \end{bmatrix}$ , 特征值为  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 3, \lambda_3 = \lambda_4 = 0$ , 特征向量依次为

$$\boldsymbol{\alpha}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\alpha}_2 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\alpha}_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\alpha}_4 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

它们已两两正交, 于是可得

$$\text{rank}(\mathbf{A}) = 2, \boldsymbol{\Sigma} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \sqrt{3} \end{bmatrix}, \mathbf{V} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{6}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & 0 & \frac{-1}{\sqrt{3}} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

此时

$$\mathbf{V}_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 0 & 0 \\ 0 & \frac{2}{\sqrt{6}} \end{bmatrix}, \mathbf{U}_1 = \mathbf{A} \mathbf{V}_1 \boldsymbol{\Sigma}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

取

$$\mathbf{U}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{U}_1 = [\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2] = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

则  $\mathbf{A}$  的奇异值分解

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{V}^H \quad (4.4)$$

习题 4.10 求  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$  的奇异值分解.

解:  $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$ , 得  $\lambda_1 = 3, \lambda_2 = 1$ , 相应的特征向量为  $(1, 1)^T, (-1, 1)^T$ . 于是有

$$\text{rank}(\mathbf{A}) = 2, \Sigma = \begin{bmatrix} \sqrt{3} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{V} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

取

$$\mathbf{V}_1 = \mathbf{V}, \mathbf{U}_1 = \mathbf{A} \mathbf{V}_1 \Sigma^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{U}_2 = \begin{bmatrix} \frac{-1}{\sqrt{3}} \\ \frac{-1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

构造正交阵  $\mathbf{U} = [\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2] = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{3}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix}$ , 则  $\mathbf{A}$  的奇异值为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} \sqrt{3} & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{V}^H \quad (4.7)$$

习题 4.11 设  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & 0 \end{bmatrix}$ , 求  $\mathbf{A}$  的奇异值分解.

解: 第一步计算  $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$  的奇异值, 注意到矩阵

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 5 & 2 & 2 \\ 2 & 4 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

由于  $|\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}^T \mathbf{A}| = \lambda(\lambda-3)(\lambda-7)$ , 故  $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$  的特征值为 7, 3, 0, 所以  $\mathbf{A}$  的奇异值为  $\sigma_1 = \sqrt{7}, \sigma_2 = \sqrt{3}$

第二步 求  $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$  的对应于三个特征值的 3 个标准正交特征向量.

对于  $\lambda_1 = 7$ , 求得  $\alpha_1 = (3, 2, 1)^T, \varepsilon_1 = \frac{1}{\sqrt{14}}(3, 2, 1)^T$ ;

对于 $\lambda_2 = 3$ ,求得 $\alpha_2 = (1, -2, 1)^T$ ,  $\varepsilon_1 = \frac{1}{\sqrt{6}}(1, -2, 1)^T$ ;

对于 $\lambda_3 = 0$ ,求得 $\alpha_1 = (2, -1, -4)^T$ ,  $\varepsilon_1 = \frac{1}{\sqrt{21}}(2, -1, -4)^T$ ;

可得酉矩阵 $\mathbf{V} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3)$ ,取 $\mathbf{V}_1 = (\varepsilon_1, \varepsilon_2)$

第三步 计算

$$\mathbf{U}_1 = \mathbf{A} \mathbf{V}_1 \mathbf{\Lambda}^{-1} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{3}{14} & \frac{1}{6} \\ \frac{2}{14} & -\frac{2}{6} \\ \frac{1}{14} & \frac{1}{6} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{7} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

最后,计算 $\mathbf{U} = \mathbf{U}_1$ ,  $\mathbf{V} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3)$ ,则有

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} \sqrt{7} & & \\ & \sqrt{3} & \\ & & 0 \end{bmatrix} \mathbf{V}^H \quad (4.10)$$

习题 4.12 已知

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \\ 0 & 2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

求 $\mathbf{A}$ 的奇异分解表达式。

解: 由于 $\text{rank} \mathbf{A} = 2$ ,  $|\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}^H \mathbf{A}| = (\lambda - 5)(\lambda - 2)$ , 于是 $\mathbf{A}$ 的奇异值 $\sigma_1 = \sqrt{5}$ ,  $\sigma_2 = \sqrt{2}$ .

对应于 $\lambda_1$ 与 $\lambda_2$ 的标准正交向量分别为

$$\varepsilon_1 = (0, 1)^T, \quad \varepsilon_2 = (1, 0)^T$$

记 $\mathbf{V}_r = (\varepsilon_1, \varepsilon_2)$ ,  $\Delta = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2)$ , 得

$$\mathbf{U}_r = \mathbf{A} \mathbf{V} \Delta^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \\ 0 & 2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{\sqrt{\sqrt{2}}} \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

于是

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}_r \Delta \mathbf{V}_r^H = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{5} & 0 \\ 0 & \sqrt{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}^H$$

**习题 4.13** 已知  $\mathbf{A} \in \mathcal{C}_r^{m \times n}$  (秩为  $r > 0$ ) 的奇异值分解表达式为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} \Delta & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{V}^H$$

试求矩阵  $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{A} \end{bmatrix}$  的奇异值分解表达式。

解：由  $\mathbf{A}$  的奇异值分解  $\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} \Delta & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{V}^H$ ，其中  $\Delta = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$ ，注意到

$$\mathbf{B}\mathbf{B}^H = \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{A} \end{bmatrix} (\mathbf{A}^H \cdot \mathbf{A}^H) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}\mathbf{A}^H & \mathbf{A}\mathbf{A}^H \\ \mathbf{A}\mathbf{A}^H & \mathbf{A}\mathbf{A}^H \end{bmatrix}$$

如果将  $\mathbf{U}$  的前  $r$  列向量的矩阵记为  $\mathbf{U}_1$ ，而  $\mathbf{U}$  的后  $n - r$  列向量组成的矩阵记为  $\mathbf{U}_2$ ，既有

$$\mathbf{U} = [\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2]$$

取

$$\widetilde{\mathbf{U}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \mathbf{U}_1 & \frac{1}{\sqrt{2}} \mathbf{U}_1 & \mathbf{U}_1 & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \mathbf{U}_1 & -\frac{1}{\sqrt{2}} \mathbf{U}_1 & 0 & \mathbf{U}_2 \end{bmatrix}, \quad \widetilde{\mathbf{V}} = \mathbf{V}$$

那么

$$\mathbf{B} = \widetilde{\mathbf{U}} \begin{bmatrix} \sqrt{2}\Delta & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \widetilde{\mathbf{V}}^H$$

即为矩阵  $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{A} \end{bmatrix}$  的奇异值分解表达式。



## 第四章内容 习题 4.14 已知矩阵

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 4 \\ \frac{1}{2} & 0 & 2 \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & 0 \end{bmatrix}$$

验证 $\mathbf{A}$ 是可对角化矩阵, 并求 $\mathbf{A}$ 的谱分解表达式。

**解** 考察 $\mathbf{A}$ 的特征多项式 $|\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}| = (\lambda + 1)^2(\lambda - 2)$ , 所以其特征值为 $\lambda_1 = \lambda_2 = -1, \lambda_3 = 2$ , 它们对应的三个线性无关的特征向量为 $\alpha_1 = (-2, 1, 0)^T, \alpha_2 = (-4, 0, 1)^T, \alpha_3 = (4, 2, 1)^T$ , 于是

$$\mathbf{P} = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) = \begin{bmatrix} -2 & -4 & 4 \\ 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{P}^{-1} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{6} & \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \\ -\frac{1}{12} & -\frac{1}{6} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{12} & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$

而且有 $\mathbf{P}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{P} = \begin{bmatrix} -1 & & \\ & -1 & \\ & & 2 \end{bmatrix}$ , 所以 $\mathbf{A}$ 是单纯矩阵(可对角化)。

由于

$$(\mathbf{P}^{-1})^T = \begin{bmatrix} -\frac{1}{6} & -\frac{1}{12} & \frac{1}{12} \\ \frac{2}{3} & -\frac{1}{6} & \frac{1}{6} \\ -\frac{2}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{bmatrix} = (\beta_1, \beta_2, \beta_3)$$

令

$$\mathbf{G}_1 = \alpha_1 \beta_1^T + \alpha_2 \beta_2^T = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & -\frac{4}{3} \\ -\frac{1}{6} & \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \\ -\frac{1}{12} & -\frac{1}{6} & \frac{2}{3} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{G}_2 = \alpha_3 \beta_3^T = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{4}{3} \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{12} & \frac{1}{6} & \frac{1}{3} \end{bmatrix}$$

故 $\mathbf{A} = -\mathbf{G} + 2\mathbf{G}_2$ 为 $\mathbf{A}$ 的谱分解表达式。

## 第5章 习题

习题 5.1 设  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \\ 5 & 6 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$  用正则化方法求对应的LS问题的解。

习题 5.2 设  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$  求对应的LS问题的全部解。

习题 5.3 设  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  且存在  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times m}$  使得对每一个  $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ ,  $\mathbf{x} = \mathbf{X}\mathbf{b}$  均极小化  $\|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_2$ . 证明  $\mathbf{AXA} = \mathbf{A}$  和  $(\mathbf{AX})^T = \mathbf{AX}$ .

习题 5.4 利用等式

$$\|\mathbf{A}(\mathbf{x} + \alpha\mathbf{w}) - \mathbf{b}\|_2^2 = \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_2^2 + 2\alpha\mathbf{w}^T \mathbf{A}^T(\mathbf{Ax} - \mathbf{b}) + \alpha^2 \|\mathbf{Aw}\|_2^2$$

证明: 如果  $\mathbf{x} \in \mathbf{X}_{LS}$ , 那么  $\mathbf{A}^T \mathbf{Ax} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}$

习题 5.5 给定点集  $\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_m \in \mathbb{R}^n$  构成的  $m \times n$  矩阵  $\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_m]$ . 考虑问题

$$\min_{\mathbf{X}} F(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^m \|\mathbf{x}_i - \mathbf{p}_i\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{1 \leq i, j \leq m} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|_2^2$$

其中  $\lambda \geq 0$  为参数, 变量是一个  $m \times n$  矩阵  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m]$ , 其中  $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$  是  $\mathbf{X}$  的第  $i$  列,  $i = 1, \dots, m$ . 上述问题尝试聚类点集  $\mathbf{p}_i$ , 第一项鼓励聚类中心  $\mathbf{x}_i$  靠近对应的点  $\mathbf{p}_i$ , 第二项鼓励  $\mathbf{x}_i$  们之间彼此靠近, 当  $\lambda$  增大的时候, 对应更高的组群影响。

1. 请说明这个问题属于最小二乘类问题。不需要明确阐述这个问题的形式。

2. 证明  $\frac{1}{2} \sum_{1 \leq i, j \leq m} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|_2^2 = \text{trac} \mathbf{X} \mathbf{H} \mathbf{X}^T$ , 其中  $\mathbf{H} = m\mathbf{I}_m - \mathbf{1}\mathbf{1}^T$  是一个  $m \times m$  矩阵,  $\mathbf{I}_m$  是  $m \times m$  单位矩阵,  $\mathbf{1}$  是  $\mathbb{R}^n$  中的单位向量。

3. 证明  $\mathbf{H}$  是半正定的。

4. 证明函数  $F$  在矩阵  $\mathbf{X}$  处的梯度是一个  $n \times m$  矩阵, 为:

$$\nabla F(\mathbf{X}) = 2(\mathbf{X} - \mathbf{P} + \lambda \mathbf{X} \mathbf{H})$$

提示: 对于第二项, 找到函数的一阶展式,  $\Delta \rightarrow \text{trace}((\mathbf{X} + \Delta) \mathbf{H} (\mathbf{X} + \Delta)^T)$ , 其中  $\Delta \in \mathbb{R}^{n, m}$ 。

5. 依据最小二乘问题的最优条件为目标函数的梯度为零。证明最优点集的形式为:

$$\mathbf{x}_i = \frac{1}{m\lambda + 1} \mathbf{p}_i + \frac{m\lambda}{m\lambda + 1} \hat{\mathbf{p}}, i = 1, \dots, m,$$

其中  $\hat{\mathbf{p}} = (1/m)(\mathbf{p}_1 + \dots + \mathbf{p}_m)$  是给定点集的中心。

6. 阐述你的结果, 你认为这是聚类点集的一个好的模型么?

**习题 5.6** 判断  $[1, 3, 4]$  的转置是否在  $\mathbf{A}$  的零空间中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 3 & 5 & -3 \\ 6 & -2 & 0 \\ -8 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

**习题 5.7** 求矩阵

$$\begin{bmatrix} 5 & 21 & 19 \\ 13 & 23 & 2 \\ 8 & 14 & 1 \end{bmatrix}$$

的行空间和列空间

**习题 5.8** 简答: 阐述非负矩阵分解和主成分分析的相同点和不同点

## 第6章 习题

习题 6.1 已知三阶张量  $\mathbf{X} \in R^{3 \times 4 \times 2}$  的正面切片矩阵为

$$\begin{bmatrix} 1 & 4 & 7 & 10 \\ 2 & 5 & 8 & 11 \\ 3 & 6 & 9 & 12 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 15 & 18 & 21 & 24 \\ 16 & 19 & 22 & 25 \\ 17 & 20 & 23 & 26 \end{bmatrix}$$

令  $U = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 \\ 2 & 4 & 6 \end{bmatrix}$ , 求  $\mathbf{Y} = \mathbf{X} \times_1 U$  的正面切片矩阵  $\mathbf{Y}_1$  和  $\mathbf{Y}_2$ 。

习题 6.2 证明:  $x_{i,(k-1)J+j}^{I \times JK} = x_{ijk} \Leftrightarrow \mathbf{X}^{(I \times JK)} = [\mathbf{X}_{::1}, \dots, \mathbf{X}_{::K}] = A G^{(P \times QR)} (C \otimes B)^T$

习题 6.3 令

$$X_{i::} = b_1 c_1^T a_{i1} + \dots + b_R c_R^T a_{iR}$$

证明水平展开的CP分解

$$\mathbf{X}^{(J \times KI)} = [\mathbf{X}_{1::}, \dots, \mathbf{X}_{I::}] = \mathbf{B}(\mathbf{A} \odot \mathbf{C})^T$$

和垂直展开的CP分解

$$\mathbf{X}^{(IJ \times K)} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{1::} \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{I::} \end{bmatrix} = (\mathbf{A} \odot \mathbf{B}) \mathbf{C}^T$$

## 第7章 习题

习题 7.1 证明 $x^* = (1, 1/2, -1)$ 是如下优化问题的最优解

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && (1/2)x^T Px + q^T x + r \\ & \text{subject to} && -1 \leq x_i \leq 1, \quad i = 1, 2, 3 \end{aligned}$$

其中

$$P = \begin{bmatrix} 13 & 12 & -2 \\ 12 & 17 & 6 \\ -2 & 6 & 12 \end{bmatrix}, \quad q = \begin{bmatrix} -22.0 \\ -14.5 \\ 13.0 \end{bmatrix}, \quad r = 1$$

证明 最优点 $x^*$ 处的梯度:

$$\nabla f_0(x^*) = (-1, 0, 2)$$

对任意 $y$ 满足 $-1 \leq y_i \leq 1$

$$\nabla f_0(x^*)^T (y - x) = -1(y_1 - 1) + 0(y_2 - 1/2) + 2(y_3 + 1) \geq 0$$

因此 $x^*$ 满足最优性条件, 是目标函数的最优点.

习题 7.2 考虑极小化二次函数

$$f_0(\mathbf{x}) = (1/2)\mathbf{x}^T \mathbf{P} \mathbf{x} + \mathbf{q}^T \mathbf{x} + r$$

其中,  $\mathbf{P} \in \mathbb{S}_+^n$  ( $n$ 阶半正定矩阵). 给出 $\mathbf{x}$ 为 $f_0$ 最小解的重要条件, 并说明 $\mathbf{x}$ 何时无解, 有唯一解, 有多个解.

习题 7.3 计算 $f(x)$ 的共轭函数, 以及共轭函数的定义域。

- $f(x) = -\log x$

- $f(x) = e^x$

习题 7.4 证明: Gauss 概率密度函数的累积分布函数

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-u^2/2} du$$

是对数-凹函数.

证明: 由题意得,

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-u^2/2} du$$

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

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

$$(\Phi'(x))^2 = \frac{1}{2\pi} e^{-x^2}$$

$$\Phi(x) \log \Phi''(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^x e^{-u^2/2} du \cdot e^{-x^2/2} (-x)$$

当  $x \geq 0$  时,  $(\Phi'(x))^2 \geq 0 \geq \Phi(x) \Phi''(x)$ .

当  $x < 0$  时, 由于  $\frac{u^2}{2}$  是凸函数, 则

$$\frac{u^2}{2} \geq \frac{x^2}{2} + (u-x)x \geq xu - \frac{x^2}{2}$$

所以,

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^x e^{-u^2/2} du &\leq \int_{-\infty}^x e^{\frac{x^2}{2} - xu} du \\ &= e^{\frac{x^2}{2} \cdot \frac{e^{-xu}}{-x}} \Big|_{u=-\infty}^x \\ &= e^{\frac{x^2}{2}} \cdot \frac{e^{-x^2}}{-x} \end{aligned}$$

因此  $\Phi(x) \Phi''(x) \leq \frac{1}{2\pi} e^{-x^2} = (\Phi'(x))^2$ ,  $\Phi(x)$  是对数凹函数.

习题 7.5 考虑优化问题

$$\text{minimize } f_0(x_1, x_2)$$

$$\text{subject to } 2x_1 + x_2 \geq 1$$

$$x_1 + 3x_2 \geq 1$$

$$x_1 \geq 0, x_2 \geq 0$$

给出以下函数最优集和最优值

$$(a) \quad f_0(x_1, x_2) = x_1 + x_2$$

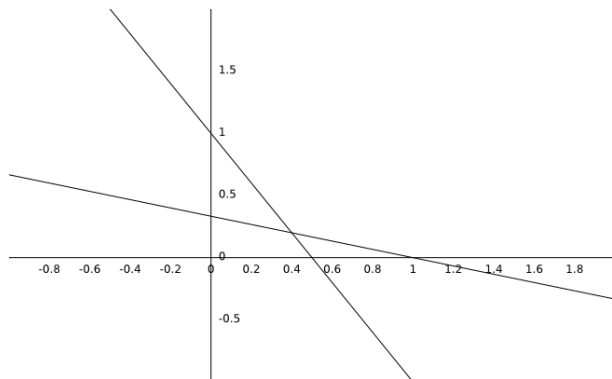
$$(b) \quad f_0(x_1, x_2) = -x_1 - x_2$$

$$(c) \quad f_0(x_1, x_2) = x_1$$

$$(d) \quad f_0(x_1, x_2) = \max\{x_1, x_2\}$$

$$(e) \quad f_0(x_1, x_2) = x_1^2 + 9x_2^2$$

解：作出约束函数图像得，



(a)

$$\begin{cases} 2x_1 + x_2 = 1 \\ x_2 + 3x_2 = 1 \end{cases}$$

$$x_1^* = \frac{2}{5}, x_2^* = \frac{1}{5}, f_0^* = \frac{3}{5}.$$

(b) 无最优值.

(c) 最优集为  $\{(x_1, x_2) | x_1 = 0, x_2 \geq 1\}$ .

(d) 当  $x_1 \geq x_2$  时, 在可行域上,  $\min\{x_1\} = \frac{1}{3}, x_1 = \frac{1}{3}, x_2 = \frac{1}{3}$ ;

当  $x_2 \geq x_1$  时, 在可行域上,  $\min\{x_2\} = \frac{1}{3}, x_1 = \frac{1}{3}, x_2 = \frac{1}{3}$ .

因此  $x_1^* = \frac{1}{3}, x_2^* = \frac{1}{3}, f_0^* = \frac{1}{3}$ .

(e) 梯度为  $\nabla f_0 = (2x_1, 18x_2)^T$ .

若梯度方向正交于  $2x_1 + x_2 = 1$ , 有  $\frac{2x_1}{2} = \frac{18x_2}{1}$ , 得  $x_1 = \frac{18}{37}$ ,  $x_2 = \frac{251}{37}$ , 但不在可行域中.

若梯度方向正交于  $x_1 + 3x_2 = 1$ , 有  $\frac{2x_1}{1} = \frac{18x_2}{3}$ , 得  $x_1 = \frac{1}{2}$ ,  $x_2 = \frac{1}{6}$ , 在可行域中.

因此最优点  $x_1 = \frac{1}{2}$ ,  $x_2 = \frac{1}{6}$ , 最优值为  $\frac{1}{2}$ .

**习题 7.6** 写出下述非线性规划的KKT条件并求解

$$(1) \quad \text{maximize} \quad f(x) = (x-3)^2$$

$$\text{subject to} \quad 1 \leq x \leq 5$$

$$(2) \quad \text{minimize} \quad f(x) = (x-3)^2$$

$$\text{subject to} \quad 1 \leq x \leq 5$$

(1)解: 原问题等价于

$$\begin{cases} \text{minimize} & -f(x) = (x-3)^2 \\ g_1(x) = -x+1 \leq 5 \\ g_2(x) = x-5 \leq 0 \end{cases}$$

求目标函数和约束函数的梯度得,

$$\nabla_x f(x) = -2(x-3), \nabla_x g_1(x) = -1, \nabla_x g_2(x) = 1$$

将约束引入广义Lagrange乘子  $v_1, v_2$ , 在KKT条件上有

$$\begin{cases} -2(x^* - 3) - v_1^* + v_2^* = 0 \\ v_1^*(-x^* + 1) = 0 \\ v_2^*(x^* - 5) = 0 \\ v_1^* \geq 0, v_2^* \geq 0 \end{cases}$$

若  $v_1^* \neq 0, v_2^* \neq 0$ , 无解.

若  $v_1^* = 0, v_2^* \neq 0$ , 得  $x^* = 5, v_2^* = 4, f(x^*) = -4$ .

若  $v_1^* \neq 0, v_2^* = 0$ , 得  $x^* = 1, v_1^* = 4, f(x^*) = -4$ .

若  $v_1^* = 0, v_2^* = 0$ , 得  $x^* = 3, f(x^*) = 0$ .

因此最优点  $x^* = 1$  或  $x^* = 5$ ,  $\text{maximize } f(x) = 4$ .



(2)解: 原问题等价于

$$\begin{cases} \text{minimize} & f(x) = (x-3)^2 \\ g_1(x) = -x+1 \leq 5 \\ g_2(x) = x-5 \leq 0 \end{cases}$$

求目标函数和约束函数的梯度得,

$$\nabla_x f(x) = -2(x-3), \nabla_x g_1(x) = -1, \nabla_x g_2(x) = 1$$

将约束引入广义Lagrange乘子 $v_1, v_2$ , 在KKT条件上有

$$\begin{cases} 2(x^* - 3) - v_1^* + v_2^* = 0 \\ v_1^*(-x^* + 1) = 0 \\ v_2^*(x^* - 5) = 0 \\ v_1^* \geq 0, v_2^* \geq 0 \end{cases}$$

若 $v_1^* \neq 0, v_2^* \neq 0$ , 无解.

若 $v_1^* = 0, v_2^* \neq 0$ , 得 $x^* = 5, v_2^* = -4 < 0$ , 不是KKT点.

若 $v_1^* \neq 0, v_2^* = 0$ , 得 $x^* = 1, v_1^* = -4 < 0$ , 不是KKT点.

若 $v_1^* = 0, v_2^* = 0$ , 得 $x^* = 3, f(x^*) = 0$ .

因此最优解 $x^* = 3, \text{minimize} f(x) = 0$ .

### 习题 7.7 考虑等式约束的最小二乘问题

$$\text{minimize} \quad \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|_2^2$$

$$\text{subject to} \quad \mathbf{Gx} = \mathbf{h}$$

其中 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \text{rank}(\mathbf{A}) = n, \mathbf{G} \in \mathbb{R}^{p \times n}, \text{rank}(\mathbf{G}) = p$ . 给出KKT条件, 推导原问题最优解 $x^*$ 以及对偶问题最优解 $v^*$ 的表达式.

**解** 求得Lagrangian函数为

$$\begin{aligned} L(x, v) &= \|Ax - b\|_2^2 + v^T(Gx - h) \\ &= x^T A^T A x + (G^T v - 2A^T b)^T x - v^T h \end{aligned}$$

可通过如下最优性条件得到函数最小值. 令梯度为0得,

$$\nabla_x L(x, v) = 2A^T Ax + G^T v - 2A^T b = 0$$

因此当  $x = \frac{1}{2}(A^T A)^{-1}(G^T v - 2A^T b)$  时, Lagrangian 函数取得最小值.

对偶函数为  $g(x) = -\frac{1}{4}(G^T v - 2A^T b)^T (A^T A)^{-1}(G^T v - 2A^T b) - v^T h$ .

最优性条件为

$$\begin{cases} 2A^T(Ax^* - b) + G^T v^* = 0 \\ Gx^* = h \end{cases}$$

解方程得,

$$\begin{cases} v^* = 2(G(A^T A)^{-1}G^T)^{-1}(G(A^T A)^{-1}A^T b - h) \\ x^* = (A^T A)^{-1}(A^T b - G^T(G(A^T A)^{-1}G^T)^{-1}(G(A^T A)^{-1}A^T b - h)) \end{cases}$$

**习题 7.8** 用Lagrange乘子法证明: 矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  的2范数

$$\|\mathbf{A}\|_2 = \max_{\|\mathbf{x}\|_2=1, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{A}\mathbf{x}\|_2$$

的平方是  $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$  的最大特征值。

**证明** 优化问题为

$$\text{maximize } f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$$

$$\text{subject to } \mathbf{x}^T \mathbf{x} = 1$$

Lagrange函数为:

$$L(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x} - \lambda(\mathbf{x}^T \mathbf{x} - 1)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}} = 2\mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x} - 2\lambda \mathbf{x}$$

令  $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}} = 0$ , 有:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \lambda \mathbf{x}$$

这表示在  $f(\mathbf{x})$  的极大值点,  $\mathbf{x}$  是  $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$  的特征向量,  $\lambda$  是对应的特征值。此时,

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{x}^T \lambda \mathbf{x} = \lambda \mathbf{x}^T \mathbf{x} = \lambda$$

因此说明, 为使  $f(\mathbf{x})$  最大,  $f(\mathbf{x}) = \lambda_{\max}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})$ , 其中  $\lambda_{\max}$  表示最大特征值。即

$$\|\mathbf{A}\|_2^2 = \lambda_{\max}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})$$

**习题 7.9** 求欠定方程  $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$  的最小二范数解, 其中  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}, m \leq n, \text{rank}(\mathbf{A}) = m$

**习题 7.10** 用最速下降法和精确线搜索计算  $\min f(x) = x_1^2 + x_2^2 + x_3^2$  , 初始点  $x^{(0)} = (2, 2, 1)^T$ . 当  $(f(x^{(n+1)}) - f(x^{(n)})) < 0.001$  时迭代终止.

解: 由题意得,  $f(x) = x^T x$ ,  $\nabla_x f(x) = 2x$ , 设最速下降法的步长为  $\lambda$ , 那么

$$\begin{aligned} f(x - \lambda \nabla_x f(x)) &= (x - \lambda \nabla_x f(x))^T (x - \lambda \nabla_x f(x)) \\ &= x^T x - 2\lambda \nabla_x f(x)^T x + \lambda^2 \nabla_x f(x)^T \nabla_x f(x) \end{aligned}$$

在  $x - \lambda \nabla_x f(x)$  方向上, 使  $f(x)$  最小的  $\lambda$  满足

$$\frac{\partial f(x - \lambda \nabla_x f(x))}{\partial \lambda} = -2\nabla_x f(x)^T x + 2\lambda \nabla_x f(x)^T \nabla_x f(x)$$

得

$$\lambda = \frac{\nabla_x f(x)^T x}{\nabla_x f(x)^T \nabla_x f(x)} = \frac{1}{2}$$

所以,

$$\begin{aligned} x^{(1)} &= x^{(0)} - \frac{1}{2} \nabla_x f(x^{(0)}) = (0, 0, 0)^T \\ f(x^{(1)}) &= 0 \\ x^{(2)} &= x^{(1)} - \frac{1}{2} \nabla_x f(x^{(1)}) = (0, 0, 0)^T \\ f(x^{(2)}) &= 0 \end{aligned}$$

同理可得,  $f(x^{(n)}) = 0 (n > 0)$ , 因此当  $|(f(x^{(n+1)}) - f(x^{(n)}))| = 0 < 0.001$  时, 迭代终止.