

1.考虑矩阵的Hardmard积 $\mathbf{A} \odot \mathbf{B}$ ，即矩阵对应元素的乘积，证明：

1) 如果 $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{D}$ 都是 $m \times m$ 矩阵，并且 $\mathbf{D}$ 是对角阵，则 $(\mathbf{DA}) \odot (\mathbf{BD}) = \mathbf{D}(\mathbf{A} \odot \mathbf{B})\mathbf{D}$

2)  $\text{rank}(\mathbf{A} \odot \mathbf{B}) \leq \text{rank}(\mathbf{A})\text{rank}(\mathbf{B})$

矩阵Hardmard积定义  $[\mathbf{A} \odot \mathbf{B}]_{ij} = a_{ij}b_{ij}$ .

1) 令  $\mathbf{D} = \text{diag}\{d_1, d_2, \dots, d_m\}$ , 则

$$\begin{aligned} (\mathbf{DA}) \odot (\mathbf{BD}) &= \begin{bmatrix} d_1 a_{11} & \cdots & d_1 a_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_m a_{m1} & \cdots & d_m a_{mm} \end{bmatrix} \odot \begin{bmatrix} d_1 b_{11} & \cdots & d_m b_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_1 b_{m1} & \cdots & d_m b_{mm} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} d_1 a_{11} b_{11} d_1 & \cdots & d_1 a_{1m} b_{1m} d_m \\ \vdots & & \vdots \\ d_m a_{m1} b_{m1} d_1 & \cdots & d_m a_{mm} b_{mm} d_m \end{bmatrix} = \mathbf{D}(\mathbf{A} \odot \mathbf{B})\mathbf{D} \end{aligned}$$

2) 很容易证明  $\mathbf{A} \odot (\mathbf{B} + \mathbf{C}) = \mathbf{A} \odot \mathbf{B} + \mathbf{A} \odot \mathbf{C}$  (\*)

令  $\mathbf{A}$  的秩为  $r$ ,  $\mathbf{B}$  的秩为  $s$ , 根据 SVD 分解有

$$\mathbf{A} = \sum_{k=1}^r \lambda_k \mathbf{x}_k \mathbf{y}_k^T, \mathbf{B} = \sum_{l=1}^s \gamma_l \mathbf{v}_l \mathbf{w}_l^T,$$

$$\mathbf{A} \odot \mathbf{B} = \left( \sum_{k=1}^r \lambda_k \mathbf{x}_k \mathbf{y}_k^T \right) \odot \left( \sum_{l=1}^s \gamma_l \mathbf{v}_l \mathbf{w}_l^T \right)$$

根据 (\*) 将求和号和奇异值提出

$$\begin{aligned}\Rightarrow \text{上式} &= \sum_k \sum_l \lambda_k \gamma_l (\mathbf{x}_k \mathbf{y}_k^T) \odot (\mathbf{v}_l \mathbf{w}_l^T) \\ &= \sum_k \sum_l \lambda_k \gamma_l (\mathbf{x}_k \odot \mathbf{v}_l) (\mathbf{y}_k^T \odot \mathbf{w}_l^T)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\left( (\mathbf{x}_k \mathbf{y}_k^T) \odot (\mathbf{v}_l \mathbf{w}_l^T) \right)_{ij} &= x_i y_j \cdot v_l w_j \\ &= x_i v_l \cdot y_j w_j = \left( (\mathbf{x}_k \odot \mathbf{v}_l) (\mathbf{y}_k^T \odot \mathbf{w}_l^T) \right)_{ij}\end{aligned}$$

注意  $\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_l$  是列向量,  $\mathbf{y}_k^T, \mathbf{w}_l^T$  是行向量

由  $\text{rank}((\mathbf{x}_k \odot \mathbf{v}_l) \odot (\mathbf{y}_k^T \odot \mathbf{w}_l^T)) \leq 1$  及  $\text{rank}(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \leq \text{rank}(\mathbf{A}) + \text{rank}(\mathbf{B})$

得证

◇

$$\text{rank}(\mathbf{A} \odot \mathbf{B}) \leq \sum_k \sum_l \text{rank}((\mathbf{x}_k \odot \mathbf{v}_l) \odot (\mathbf{y}_k^T \odot \mathbf{w}_l^T)) \leq rs = \text{rank}(\mathbf{A}) \text{rank}(\mathbf{B})$$

2. 考虑矩阵  $\mathbf{A} = [a_{mn}]_{M \times N}$ , 有  $p$  诱导范数定义  $\|\mathbf{A}\|_p = \max_{\mathbf{x}} \frac{\|\mathbf{Ax}\|_p}{\|\mathbf{x}\|_p}$

1) 证明  $\|\mathbf{A}\|_1 = \max_{1 \leq n \leq N} \sum_{m=1}^M |a_{mn}|$ ,  $\|\mathbf{A}\|_\infty = \max_{1 \leq m \leq M} \sum_{n=1}^N |a_{mn}|$

2) 给出  $\|\mathbf{A}\|_0$  背后的意义

答案:

求矩阵的  $p$  诱导范数, 利用夹逼去证。



零诱导范数为  $\mathbf{A}$  中列向量中最多非零元素的个数

2. 考虑矩阵  $\mathbf{A} = [a_{mn}]_{M \times N}$ , 有 p 诱导范数定义  $\|\mathbf{A}\|_p = \max_{\mathbf{x}} \frac{\|\mathbf{Ax}\|_p}{\|\mathbf{x}\|_p}$

1) 证明  $\|\mathbf{A}\|_1 = \max_{1 \leq n \leq N} \sum_{m=1}^M |a_{mn}|$ ,  $\|\mathbf{A}\|_\infty = \max_{1 \leq m \leq M} \sum_{n=1}^N |a_{mn}|$

2) 给出  $\|\mathbf{A}\|_0$  背后的意义

2)  $\|\mathbf{A}\|_0 = \max_{\mathbf{x}} \frac{\|\mathbf{Ax}\|_0}{\|\mathbf{x}\|_0}$ ,  $\|\mathbf{x}\|_0$  表示  $\mathbf{x}$  中非零元素的个数,  $\|\mathbf{Ax}\|_0$  表示  $\sum_{n=1}^N a_{mn}x_n$  中的非

零元素个数, 即  $\mathbf{a}_m^T \mathbf{x}$ ,  $1 \leq m \leq M$  的非零元素个数。 $\|\mathbf{A}\|_0$  表示的是  $\mathbf{A}$  的列向量中最多非零元素的个数, 即  $\|\mathbf{A}\|_0 = \max_n \|\mathbf{a}_n\|_0$ 。

$$1) \quad \mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N], \mathbf{a}_n \in C^M, \mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T.$$

$$\begin{aligned} \textcircled{1} \|\mathbf{A}\|_1 &= \max_x \frac{\|\mathbf{Ax}\|_1}{\|\mathbf{x}\|_1} = \max_x \frac{\left\| \sum_{n=1}^N x_n \mathbf{a}_n \right\|_1}{\|\mathbf{x}\|_1} \leq \max_x \frac{\sum_{n=1}^N \|x_n \mathbf{a}_n\|_1}{\|\mathbf{x}\|_1} = \max_x \frac{\sum_{n=1}^N |x_n| \|\mathbf{a}_n\|_1}{\|\mathbf{x}\|_1} \leq \max_x \frac{\sum_{n=1}^N |x_n| \cdot \max_n \|\mathbf{a}_n\|_1}{\sum_{n=1}^N |x_n|} \\ &= \max_x \max_n \|\mathbf{a}_n\|_1 = \max_n \sum_{m=1}^M |a_{mn}| \end{aligned}$$

$$\textcircled{2} \text{ 记 } k = \arg \max_n \sum_{m=1}^M |a_{mn}|, \text{ 存在 } \xi = \mathbf{e}_k = (0, 0, \dots, 1, 0, \dots, 0)^T, \text{ 使得 } \frac{\|\mathbf{A}\xi\|_1}{\|\xi\|_1} = \max_n \sum_{m=1}^M |a_{mn}|$$

$$\text{因此, } \|\mathbf{A}\|_1 = \max_x \frac{\|\mathbf{Ax}\|_1}{\|\mathbf{x}\|_1} \geq \frac{\|\mathbf{A}\xi\|_1}{\|\xi\|_1} = \max_n \sum_{m=1}^M |a_{mn}|$$

$$\text{由}\textcircled{1}\text{和}\textcircled{2}, \text{ 得 } \|\mathbf{A}\|_1 = \max_n \sum_{m=1}^M |a_{mn}|$$

3.证明矩阵迹的如下几个性质

1) 证明 $\text{tr}(\mathbf{A}^2) \leq \text{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})$ ,当且仅当 $\mathbf{A}$ 是对称时取等

2) 对于对称矩阵 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{B}$ ,有 $\text{tr}(\mathbf{AB}) \leq 0.5\text{tr}(\mathbf{A}^2 + \mathbf{B}^2)$

3)  $\text{tr}(\mathbf{ABCD}) = \text{vec}(\mathbf{D})^T (\mathbf{A} \otimes \mathbf{C}^T) \text{vec}(\mathbf{B}^T)$



$$1) \operatorname{tr}(\mathbf{A}^2) = \sum_i^N \sum_j^N a_{ij} a_{ji}, \operatorname{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) = \sum_i^N \sum_j^N a_{ij}^2$$

$$\operatorname{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) - \operatorname{tr}(\mathbf{A}^2) = \frac{1}{2} \sum_i^N \sum_j^N (a_{ij} - a_{ji})^2 \geq 0$$

$\Rightarrow \operatorname{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) \geq \operatorname{tr}(\mathbf{A}^2)$ , 当且仅当  $a_{ij} = a_{ji}$  时等号成立

2) 由于  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$  均为对称矩阵  $\Rightarrow a_{ij} = a_{ji}, b_{ij} = b_{ji}$

$$\operatorname{tr}(\mathbf{AB}) = \sum_i^N \sum_j^N a_{ij} b_{ji} = \sum_i^N \sum_j^N a_{ij} b_{ij},$$

$$\operatorname{tr}(\mathbf{A}^2 + \mathbf{B}^2) = \operatorname{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) + \operatorname{tr}(\mathbf{B}^T \mathbf{B}) = \sum_i^N \sum_j^N a_{ij}^2 + \sum_i^N \sum_j^N b_{ij}^2,$$

$$\operatorname{tr}(\mathbf{A}^2 + \mathbf{B}^2) - 2\operatorname{tr}(\mathbf{AB}) = \sum_i^N \sum_j^N (a_{ij} - b_{ij})^2 \geq 0,$$

$\Rightarrow \frac{1}{2} \operatorname{tr}(\mathbf{A}^2 + \mathbf{B}^2) \geq \operatorname{tr}(\mathbf{AB})$ , 当且仅当  $a_{ij} = b_{ij}$  时等号成立



$$3) \operatorname{tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{B}) = \sum_{i,j} a_{ij} b_{ij} = \operatorname{vec}(\mathbf{A})^T \cdot \operatorname{vec}(\mathbf{B})$$

$$\text{令 } \mathbf{B} = (\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_N), \mathbf{I} = (\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_N), \mathbf{B} = \mathbf{B}\mathbf{I}^T = \sum_{j=1}^N \mathbf{b}_j \mathbf{e}_j^T;$$

$$\operatorname{vec}(\mathbf{ABC}) = \operatorname{vec}\left(\sum_{j=1}^N \mathbf{A}\mathbf{b}_j \mathbf{e}_j^T \mathbf{C}\right) = \sum_{j=1}^N \operatorname{vec}((\mathbf{A}\mathbf{b}_j) \cdot (\mathbf{C}^T \mathbf{e}_j)^T) \quad (1)$$

根据  $\operatorname{vec}(\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}^T) = \mathbf{b} \otimes \mathbf{a}$  以及  $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{C})(\mathbf{B} \otimes \mathbf{D}) = (\mathbf{AB}) \otimes (\mathbf{CD})$

$$\begin{aligned} (1) \text{ 式} &= \sum_{j=1}^N (\mathbf{C}^T \mathbf{e}_j) \otimes (\mathbf{A}\mathbf{b}_j) = (\mathbf{C}^T \otimes \mathbf{A}) \cdot \left(\sum_{j=1}^N \mathbf{e}_j \otimes \mathbf{b}_j\right) \\ &= (\mathbf{C}^T \otimes \mathbf{A}) \operatorname{vec}\left(\sum_{j=1}^N \mathbf{b}_j \mathbf{e}_j^T\right) = (\mathbf{C}^T \otimes \mathbf{A}) \operatorname{vec}(\mathbf{B}) \end{aligned}$$

根据  $\operatorname{tr}(\mathbf{A}) = \operatorname{tr}(\mathbf{A}^T)$

$$\begin{aligned} \operatorname{tr}(\mathbf{ABCD}) &= \operatorname{tr}\left((\mathbf{ABCD})^T\right) = \operatorname{tr}\left(\mathbf{D}^T \cdot \mathbf{C}^T \mathbf{B}^T \mathbf{A}^T\right) = \operatorname{vec}(\mathbf{D})^T \cdot \operatorname{vec}(\mathbf{C}^T \mathbf{B}^T \mathbf{A}^T) \\ &= \operatorname{vec}(\mathbf{D})^T (\mathbf{A} \otimes \mathbf{C}^T) \operatorname{vec}(\mathbf{B}^T) \end{aligned}$$

#### 4. 对于正定矩阵

- 1) 对于  $N \times N$  的正定矩阵  $\mathbf{A}$ , 证明  $\det(\mathbf{A}) \leq \prod_{i=1}^N a_{ii}$
- 2) 构造一个凸函数, 使其 Hessian 矩阵为正定矩阵  $\mathbf{A}$
- 3) 如果矩阵  $\mathbf{A}$  满足  $\mathbf{A} = \mathbf{A}\mathbf{A}$  且  $\mathbf{A}$  是 Hermitian 矩阵, 则  $\mathbf{A}$  是半正定的

1) 令  $\mathbf{D} = \text{diag}\{a_{11}^{-2}, a_{22}^{-2}, \dots, a_{nn}^{-2}\}$ , 并有  $\mathbf{C} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{D}^{-1}$ , 则  $\mathbf{C}$  正定且对角元素均为 1

$$\det(\mathbf{C}) = \prod \lambda_i \leq \left( \frac{1}{n} \sum \lambda_i \right)^n = \left( \frac{1}{n} \text{tr}(\mathbf{C}) \right)^n = 1,$$

$$\Rightarrow \det(\mathbf{A}) = \det(\mathbf{D}\mathbf{C}\mathbf{D}) = \det(\mathbf{C}) \left( \prod_i a_{ii} \right) \leq \prod_i a_{ii}$$

2) 构造凸函数  $f(x) = \frac{1}{2} x^H \mathbf{A} x$ , 则  $H(f(x)) = \frac{1}{2} (\mathbf{A} + \mathbf{A}^H) = \mathbf{A}$

3) 由  $\mathbf{A} = \mathbf{A}\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{A}^H = \mathbf{A}$

$$\Rightarrow x^H \mathbf{A} x = x^H \mathbf{A} \mathbf{A} x = x^H \mathbf{A}^H \mathbf{A} x = (\mathbf{A} x)^H \cdot \mathbf{A} x \geq 0$$

$\Rightarrow \mathbf{A}$  半正定

### 5.考虑上三角矩阵**A**

1) 如果**A** 是一个酉矩阵, 则**A** 是一个对角矩阵, 且对角元素的范数都是1

2) 如果**A** 是一个上三角 (块) 酉矩阵,  $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{P} & \mathbf{B} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} \end{pmatrix}$ , 其中**P** 为  $m \times m$  矩阵,

**Q**是  $n \times n$  矩阵, 那么**P** 和 **Q** 都是酉矩阵, 且  $\mathbf{B} = \mathbf{0}$

1)  $\mathbf{A}$ 为上三角矩阵, 且为酉矩阵  $\Rightarrow \mathbf{A}^H = \mathbf{A}^{-1}$ ,  $\mathbf{A}^H$ 为下三角矩阵, 由于上三角矩阵的逆依旧是上三角矩阵  $\Rightarrow \mathbf{A}^H$ 也是上三角矩阵  $\Rightarrow \mathbf{A}^H$ 必须是对角阵。

$$\text{令 } \mathbf{A} = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}, \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{I} = \text{diag}\{|\lambda_1|^2, |\lambda_2|^2, \dots, |\lambda_n|^2\} \Rightarrow |\lambda_i| = 1$$

2)  $\mathbf{A}$ 为上三角分块酉矩阵, 由1) 知  $\mathbf{B} = \mathbf{0}$

$$\text{且由 } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{I} \Rightarrow \begin{pmatrix} \mathbf{P} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{P}^H & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}^H \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{P}\mathbf{P}^H & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}\mathbf{Q}^H \end{pmatrix} = \mathbf{I}$$

$$\Rightarrow \mathbf{P}\mathbf{P}^H = \mathbf{I}, \mathbf{Q}\mathbf{Q}^H = \mathbf{I}$$

即 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$ 均为酉矩阵

6. 设  $V_1$  与  $V_2$  分别为齐次线性方程组  $x_1 + x_2 + \dots + x_n = 0$  和  $x_1 = x_2 = \dots = x_n$  的解空间, 证明  $\mathbb{R}^n = V_1 \oplus V_2$

解:

方程组 $x_1 + x_2 + \dots + x_n = 0$ 的解空间是 $n - 1$ 维的,

$a_1 = (-1, 1, 0, \dots, 0)^T$ ,  $a_2 = (-1, 0, 1, \dots, 0)^T$ ,  $\dots$ ,

$a_{n-1} = (-1, 0, 0, \dots, 1)^T$ , 即 $V_1 = \text{span}(a_1, a_2, \dots, a_{n-1})$

方程组 $x_1 = x_2 = \dots = x_n$ 的解空间是1维的,

$a = (1, 1, 1, \dots, 1)^T$ , 即 $V_2 = \text{span}(a)$

由于 $a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a$ 线性无关,  $V_1 + V_2 = \text{span}(a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a) = \mathbb{R}^n$

又因 $\dim V_1 + \dim V_2 = n - 1 + 1 = n$ , 根据维数定理:

$$\dim V_1 + \dim V_2 = \dim(V_1 + V_2) + \dim(V_1 \cap V_2)$$

因此 $\dim(V_1 \cap V_2) = \{0\}$ , 命题成立



7. 设 $n$ 阶方阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{n \times n}$ , 且 $\sum_{j=1}^n |a_{ij}| < 1, i = 1, 2, \dots, n$ ,

证明 $\mathbf{A}$ 的每一个特征值的绝对值  $|\lambda| < 1$

解:

设  $\mathbf{Ax} = \lambda \mathbf{x}$ ,  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ , 且设  $|x_k| = \max(|x_1|, |x_2|, \dots, |x_n|)$

取  $\mathbf{Ax} = \lambda \mathbf{x}$  的第  $k$  个方程:

$$\lambda x_k = \sum_{j=1}^n a_{kj} x_j$$

于是

$$|\lambda| |x_k| = \left| \sum_{j=1}^n a_{kj} x_j \right| \leq \sum_{j=1}^n |a_{kj}| |x_j|$$

即有

$$|\lambda| \leq \sum_{j=1}^n |a_{kj}| \frac{|x_j|}{|x_k|} \leq \sum_{j=1}^n |a_{kj}| < 1$$

8. 证明正规矩阵  $\mathbf{A}$  若是一个上三角矩阵，  
则必是对角矩阵

解:

对**A**分块处理:  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & \boldsymbol{\alpha}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{B} \end{bmatrix}$ , **B**是n-1阶上三角矩阵;

$$\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11}^* & \mathbf{0}^T \\ \boldsymbol{\alpha}^* & \mathbf{B}^H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & \boldsymbol{\alpha}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{B} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |a_{11}|^2 & a_{11}^* \boldsymbol{\alpha}^T \\ a_{11} \boldsymbol{\alpha}^* & \boldsymbol{\alpha}^* \boldsymbol{\alpha}^T + \mathbf{B}^H \mathbf{B} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{A} \mathbf{A}^H = \begin{bmatrix} a_{11} & \boldsymbol{\alpha}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{B} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11}^* & \mathbf{0}^T \\ \boldsymbol{\alpha}^* & \mathbf{B}^H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} |a_{11}|^2 + \boldsymbol{\alpha}^T \boldsymbol{\alpha}^* & \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{B}^H \\ \mathbf{B} \boldsymbol{\alpha}^* & \mathbf{B} \mathbf{B}^H \end{bmatrix}$$

由于正规矩阵:  $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{A} \mathbf{A}^H$

则有:  $\boldsymbol{\alpha}^T \boldsymbol{\alpha}^* = 0$ , 因此  $\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{0}$ ,

同时,  $\mathbf{B}^H \mathbf{B} = \mathbf{B} \mathbf{B}^H$ , 因此**B**为n-1阶上三角正规矩阵;

上述过程证明了, **A**为分块对角矩阵;

根据上述证明过程递推, 可得**A**为对角矩阵。

9. 求实值函数  $f(\mathbf{X}) = \mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{b}$  的 Jacobian 矩阵,  
其中  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \mathbf{a}, \mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$

解：

$$f(\mathbf{X}) = \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m \sum_{p=1}^n a_k x_{kp} x_{lp} b_l$$

$$\left[ \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}^T} \right]_{ij} = \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial x_{ji}} = \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m \sum_{p=1}^n \frac{\partial (a_k x_{kp} x_{lp} b_l)}{\partial x_{ji}} = \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^m \sum_{p=1}^n \left[ a_k x_{lp} b_l \frac{\partial x_{kp}}{\partial x_{ji}} + a_k x_{kp} b_l \frac{\partial x_{lp}}{\partial x_{ji}} \right]$$

$$= \sum_{l=1}^m a_j x_{li} b_l + \sum_{k=1}^m a_k x_{ki} b_j = [\mathbf{X}^T \mathbf{b}]_i a_j + [\mathbf{X}^T \mathbf{a}]_i b_j$$

所以，Jacobian矩阵和梯度矩阵分别为

$$D_{\mathbf{X}} f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^T (\mathbf{b} \mathbf{a}^T + \mathbf{a} \mathbf{b}^T), \quad \nabla_{\mathbf{X}} f(\mathbf{X}) = (\mathbf{a} \mathbf{b}^T + \mathbf{b} \mathbf{a}^T) \mathbf{X}$$

10. 证明：函数  $f(\mathbf{x}) = 8x_1 + 12x_2 + x_1^2 - 2x_2^2$  仅有一个驻点，且此点既不是最大值点，也不是最小值点，而是一个鞍点



解:

$$\frac{\partial f}{\partial x_1} = 8 + 2x_1 \quad \frac{\partial f}{\partial x_2} = 12 - 4x_2$$

$$\nabla f(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} 8 + 2x_1 \\ 12 - 4x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \text{ 仅有一个驻点 } \mathbf{x}^* = \begin{bmatrix} -4 \\ 3 \end{bmatrix}$$

$$\nabla^2 f(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -4 \end{bmatrix} \text{ 是非正定的, } \left( \begin{vmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -4 \end{vmatrix} = -8 < 0 \right)$$

所以 $\mathbf{x}^*$ 不是最小值点, 同理, 考虑  $\min(-f(\mathbf{x}))$

$\nabla^2[-f(\mathbf{x})]$ 也是非正定的, 故 $\mathbf{x}^*$ 不是最大值点,

所以 $\mathbf{x}^*$ 是鞍点

11. 对于Household矩阵  $\mathbf{H} = \mathbf{I} - 2\mathbf{u}\mathbf{u}^H$

- (1) 证明:  $\mathbf{u}$  是  $\mathbf{H}$  的一个特征向量, 并求出相对应的特征值;
- (2) 证明:  $\mathbf{u}$  与其他特征向量均正交;
- (3) 对  $\mathbf{H}$  进行特征值分解。

$$(1) \mathbf{H}\mathbf{u} = \mathbf{u} - \mathbf{u}\mathbf{u}^H\mathbf{u} = (1 - 2\|\mathbf{u}\|^2)\mathbf{u}$$

故 $\mathbf{u}$ 是 $\mathbf{H}$ 的特征向量，且对应的特征值为 $1 - 2\|\mathbf{u}\|^2$

$$(2) \because \mathbf{H}^H = \mathbf{H} \text{ (Hermitian矩阵)}$$

$\therefore \mathbf{H}$ 可酉对角化  $\therefore \mathbf{H}$ 的特征向量相互正交

$$(3) \because \text{rank}(\mathbf{u}\mathbf{u}^H) = \text{rank}(\mathbf{u}) = 1, \mathbf{u} \neq 0$$

$\therefore \lambda_{\min}(\mathbf{H}) = 1 - 2\|\mathbf{u}\|^2$ ，其余 $n-1$ 个特征值均为1

$$\therefore \text{对}\mathbf{H}\text{进行EVD: } \mathbf{H} = (\mathbf{u}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{u}_{n-1} \quad \mathbf{u}) \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & 1 & \\ & & & 1 - 2\|\mathbf{u}\|^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{u}_1^H \\ \vdots \\ \mathbf{u}_{n-1}^H \\ \mathbf{u}^H \end{pmatrix}$$

12.证明:

(1)  $N \times N$ 实对称矩阵 $\mathbf{A}$ 能够表达成形式:  $\mathbf{A} = \sum_{n=1}^N \lambda_n \mathbf{Q}_n$

$\{\lambda_n\}_{n=1}^N$ 是 $\mathbf{A}$ 的特征值;

(2)  $\mathbf{Q}_n$ 是非负定矩阵;

(3)  $\mathbf{Q}_i \mathbf{Q}_i = \mathbf{Q}_i$ ,  $\mathbf{Q}_i \mathbf{Q}_j = \mathbf{0}$ .

$\therefore \mathbf{A}$ 是实对称矩阵

$$\therefore \text{对}\mathbf{A}\text{进行EVD: } \mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^T = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{Q}_i, \mathbf{Q}_i = \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T$$

$$\therefore \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_i = 1, \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j = 0, \forall i \neq j, \mathbf{u}_i \neq 0$$

$$\therefore \mathbf{Q}_i \mathbf{Q}_i = \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T = \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T = \mathbf{Q}_i, \mathbf{Q}_i \mathbf{Q}_j = \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j \mathbf{u}_j^T = 0$$

$$\mathbf{x}^T \mathbf{Q}_i \mathbf{x} = \mathbf{x}^T \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \mathbf{x} = \|\mathbf{x}^T \mathbf{u}_i\|^2 \geq 0, \forall \mathbf{x} \neq 0, \mathbf{u}_i \neq 0, \text{当且仅当}\mathbf{x} \perp \mathbf{u}_i\text{时, 等号成立}$$

$\therefore \mathbf{Q}_i$ 是非负定矩阵

14. 对于幂等矩阵  $\mathbf{A} : \mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$ , 证明:

- (1)  $\mathbf{A}$  的特征值为 0 或 1;
- (2) 所有的幂等矩阵 (除了单位阵) 都是奇异矩阵;
- (3)  $\text{rank}(\mathbf{A}) = \text{tr}(\mathbf{A})$ ;
- (4)  $\forall k \geq 0, \mathbf{A}^k$  与  $\mathbf{A}$  有相同的特征值和特征向量。

(1) 设  $\mathbf{A}\mathbf{u} = \lambda\mathbf{u}$

$$\therefore \mathbf{A}^2\mathbf{u} = \lambda\mathbf{A}\mathbf{u} = \lambda^2\mathbf{u}$$

$$\because \mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$$

$$\therefore \lambda^2 = \lambda$$

$$\therefore \lambda = 0 \text{ 或 } 1$$

(2) 对  $\mathbf{A}$  进行EVD:  $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{U}^H$

若  $\mathbf{A}$  的特征值全为1, 则  $\mathbf{\Sigma} = \mathbf{I}$ ,  $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{U}^H = \mathbf{I}$ , 此时  $\mathbf{A}$  为单位阵

若  $\mathbf{A}$  的特征值不全为1, 则  $\det(\mathbf{A}) = \prod_{i=1}^n \lambda_i = 0$ , 此时  $\mathbf{A}$  为奇异矩阵

证毕



(3)  $\because \text{tr}(\mathbf{A}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i$ ,  $\text{rank}(\mathbf{A})$  等于非0特征值个数

又  $\because \lambda_i = 0$  或  $1$

$$\therefore \text{rank}(\mathbf{A}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i = \text{tr}(\mathbf{A})$$

(4) 令  $\forall i = 1, 2, \dots, n, \mathbf{A}\mathbf{u}_i = \lambda_i \mathbf{u}_i$

$$\therefore \mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$$

$$\therefore \mathbf{A}^k = \mathbf{A}$$

$$\therefore \mathbf{A}^k \mathbf{u}_i = \lambda_i \mathbf{u}_i, \forall i = 1, 2, \dots, n$$

$\therefore \mathbf{A}^k$  的特征值和特征向量与  $\mathbf{A}$  相同

16、 (1) 若  $\mathbf{A}^3 + 2\mathbf{A}^2 + \mathbf{A} - \mathbf{I} = \mathbf{0}$ , 证明  $\mathbf{A}$  可逆, 并求  $\mathbf{A}^{-1}$ ;

(2) 若  $\mathbf{A}^2 - \mathbf{A} - 4\mathbf{I} = \mathbf{0}$ , 证明  $\mathbf{A} + \mathbf{I}$  可逆, 并求  $(\mathbf{A} + \mathbf{I})^{-1}$ .

证明:

$$(1) \text{ 由 } \mathbf{A}^3 + 2\mathbf{A}^2 + \mathbf{A} - \mathbf{I} = \mathbf{0} \Rightarrow \mathbf{A}^3 + 2\mathbf{A}^2 + \mathbf{A} = \mathbf{I} \Rightarrow \mathbf{A}(\mathbf{A}^2 + 2\mathbf{A} + \mathbf{I}) = \mathbf{I}$$

即存在矩阵  $\mathbf{B} = \mathbf{A}^2 + 2\mathbf{A} + \mathbf{I}$ , 使得  $\mathbf{AB} = \mathbf{I}$

$\therefore$  矩阵  $\mathbf{A}$  可逆, 其逆矩阵为  $\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{B} = \mathbf{A}^2 + 2\mathbf{A} + \mathbf{I}$ .

$$(2) \text{ 由 } \mathbf{A}^2 - \mathbf{A} - 4\mathbf{I} = \mathbf{0} \Rightarrow (\mathbf{A} + \mathbf{I})(\mathbf{A} - 2\mathbf{I}) = 2\mathbf{I} \Rightarrow (\mathbf{A} + \mathbf{I})\left[\frac{1}{2}(\mathbf{A} - 2\mathbf{I})\right] = \mathbf{I}$$

即存在矩阵  $\mathbf{B} = \frac{1}{2}(\mathbf{A} - 2\mathbf{I})$ , 使得  $(\mathbf{A} + \mathbf{I})\mathbf{B} = \mathbf{I}$

$\therefore$  矩阵  $\mathbf{A} + \mathbf{I}$  可逆, 其逆矩阵为  $(\mathbf{A} + \mathbf{I})^{-1} = \mathbf{B} = \frac{1}{2}(\mathbf{A} - 2\mathbf{I})$ .

17、若向量 $\beta$ 可由向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 线性表示，证明：向量 $\beta$ 的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.

**证明:**

(1) **必要性.** (向量 $\beta$ 的表示法是唯一的 $\Rightarrow \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$  线性无关)  
由于向量 $\beta$ 可由向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 线性表示, 且表示法唯一, 则存在唯一一组数 $k_1, k_2, \dots, k_r$ , 使得

$$\beta = k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_r\alpha_r \quad \dots\dots(\text{式1})$$

假设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 线性相关, 那么存在一组不全为零的数 $l_1, l_2, \dots, l_r$ 使得  
 $l_1\alpha_1 + l_2\alpha_2 + \dots + l_r\alpha_r = 0$

不妨设 $l_1 \neq 0$ , 则有

$$\alpha_1 = -\frac{l_2}{l_1}\alpha_2 - \dots - \frac{l_r}{l_1}\alpha_r = c_2\alpha_2 + \dots + c_r\alpha_r \quad \dots\dots(\text{式2})$$

将式2代入式1可得 $\beta$ 的新的线性表示式, 这与 $\beta$ 的表示法唯一矛盾,  
 $\therefore \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 线性无关.

(2) **充分性**. ( $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$  线性无关  $\Rightarrow$  向量  $\beta$  的表示法是唯一的)  
已知向量  $\beta$  可由向量组  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$  线性表示, 且  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$  线性无关  
假设向量  $\beta$  的线性表示式不唯一, 即存在两组不同的数  $k_1, k_2, \dots, k_r$  和  $l_1, l_2, \dots, l_r$  使得

$$\begin{cases} \beta = k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_r\alpha_r \\ \beta = l_1\alpha_1 + l_2\alpha_2 + \dots + l_r\alpha_r \end{cases}$$

两式相减, 得

$$(k_1 - l_1)\alpha_1 + (k_2 - l_2)\alpha_2 + \dots + (k_r - l_r)\alpha_r = 0$$

此时由于系数  $k_i - l_i, i = 1, 2, \dots, r$  不全为零, 因此得  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$  线性相关, 矛盾

$\therefore$  向量  $\beta$  的线性表示式唯一.

18、若 $\mathbf{S}$ 、 $\mathbf{T}$ 分别为实对称、反实对称矩阵，证明  
 $\mathbf{A} = (\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})^{-1}$  为酉矩阵.



证明:

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^H = (\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})^{-1}(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})^{-H}(\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})^H$$

$$= (\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})^{-1}(\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})^{-1}(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})$$

$$= (\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})[(\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})]^{-1}(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})$$

$$\text{由于} [\mathbf{I} + (\mathbf{T} + i\mathbf{S})][\mathbf{I} - (\mathbf{T} + i\mathbf{S})] = \mathbf{I} - (\mathbf{T} + i\mathbf{S})^2 = [\mathbf{I} - (\mathbf{T} + i\mathbf{S})][\mathbf{I} + (\mathbf{T} + i\mathbf{S})]$$

$$\therefore \mathbf{A}\mathbf{A}^H = (\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})[(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})(\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})]^{-1}(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})$$

$$= (\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})(\mathbf{I} + \mathbf{T} + i\mathbf{S})^{-1}(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})^{-1}(\mathbf{I} - \mathbf{T} - i\mathbf{S})$$

$$= \mathbf{I}$$

同理可证  $\mathbf{A}^H\mathbf{A} = \mathbf{I}$

$\therefore \mathbf{A}$  为酉矩阵.

19、证明：如果 $S_1$ 和 $S_2$ 是 $\mathbb{R}^{m \times n}$ 中的凸集，那么它们的部分和  
$$S = \{(x, y_1 + y_2) \mid x \in \mathbb{R}^m, y_1, y_2 \in \mathbb{R}^n, (x, y_1) \in S_1, (x, y_2) \in S_2\}$$
  
也是凸的.

证明:

在 $S$ 中任取两点 $(\bar{x}, \bar{y}_1 + \bar{y}_2), (\tilde{x}, \tilde{y}_1 + \tilde{y}_2)$

其中 $(\bar{x}, \bar{y}_1), (\tilde{x}, \tilde{y}_1) \in S_1, (\bar{x}, \bar{y}_2), (\tilde{x}, \tilde{y}_2) \in S_2$

对于 $\forall 0 \leq \theta \leq 1$ ,  $\theta(\bar{x}, \bar{y}_1 + \bar{y}_2) + (1 - \theta)(\tilde{x}, \tilde{y}_1 + \tilde{y}_2)$

$$= (\theta\bar{x} + (1 - \theta)\tilde{x}, (\theta\bar{y}_1 + (1 - \theta)\tilde{y}_1) + (\theta\bar{y}_2 + (1 - \theta)\tilde{y}_2))$$

由于 $S_1$ 和 $S_2$ 都是凸集

$$\therefore (\theta\bar{x} + (1 - \theta)\tilde{x}, \theta\bar{y}_1 + (1 - \theta)\tilde{y}_1) \in S_1, (\theta\bar{x} + (1 - \theta)\tilde{x}, \theta\bar{y}_2 + (1 - \theta)\tilde{y}_2) \in S_2$$

$$\therefore \theta(\bar{x}, \bar{y}_1 + \bar{y}_2) + (1 - \theta)(\tilde{x}, \tilde{y}_1 + \tilde{y}_2) \in S$$

$\therefore S$ 也是凸的.