

# 矩阵分析与应用

## 第十二讲 矩阵分解之二

信息工程学院

吕旌阳

# 本讲主要内容

- 矩阵的QR分解
- 矩阵的满秩分解
- 矩阵的奇异值分解

# Householder矩阵

在平面  $R^2$  中，将向量  $x$  映射为关于  $e_1$  对称的向量  $y$  的变换，称为是关于  $e_1$  轴的镜像(反射)变换

设  $x = \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix}$ ，有

$$y = \begin{bmatrix} \xi_1 \\ -\xi_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -\mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} = \left( I - 2e_2e_2^T \right) x = Hx$$

其中， $e_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix}^T$ ， $H$  是正交矩阵，且  $|H| = -1$

# Householder矩阵

将向量  $x$  映射为关于“与单位向量  $u$  正交的直线”

对称的向量  $y$  的变换,  $x - y = 2u(u^T x)$

$$y = x - 2u(u^T x) = (I - 2uu^T)x = Hx$$

显然,  $H$  是正交矩阵

**定义:** 设单位列向量  $u \in R^n$ , 称  $H = I - 2uu^T$

为Householder矩阵(初等反射矩阵), 由  $H$  矩阵确定的线性变换称为Householder变换。

# Householder矩阵

$$H_u = I_n - 2uu^T \quad (u \in R^n \text{ 是单位列向量})$$

$$(1) H = H^T \text{ 对称}$$

$$(2) H^T H = I \text{ 正交}$$

$$(3) H^2 = I \text{ 对合}$$

$$(4) H^{-1} = H \text{ 自逆}$$

$$(5) \det H = -1 \text{ 自逆}$$

验证(5)：

$$\begin{bmatrix} I & 0 \\ -u^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & 2u \\ 0^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I - 2uu^T & 0 \\ u^T & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 0 \\ -u^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & 2u \\ u^T & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 2u \\ 0^T & -1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{vmatrix} I - 2uu^T & 0 \\ u^T & 1 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} I & 2u \\ 0^T & -1 \end{vmatrix} = -1$$

**定理4** :  $\mathbf{R}^n$  中 ( $n > 1$ ),  $\forall x \neq 0, \forall$  单位列向量  $z$

$$\Rightarrow \exists H_u, \text{st } H_u x = |x|z$$

证明 : (1)  $x = |x|z$  :  $n > 1$  时 , 取单位向量  $u$  使得  $u \perp x$ ,

于是  $H_u = I - 2uu^T : H_u x = Ix - 2uu^T x = x = |x|z$

(2)  $x \neq |x|z$  : 取  $u = \frac{x - |x|z}{|x - |x|z|}$ , 有

$$\begin{aligned} H_u x &= \left[ I - 2 \frac{(x - |x|z)(x - |x|z)^T}{|x - |x|z|^2} \right] x = x - \frac{2(x - |x|z, x)}{|x - |x|z|^2} (x - |x|z) \\ &= x - 1 \times (x - |x|z) = |x|z \end{aligned}$$

例2 :  $x = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}$ , 求H-矩阵 $H$  使得  $Hx = |x|e_1$

解 :  $|x| = 3, x - |x|e_1 = \begin{bmatrix} -2 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}, \quad u = \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$

$$H = I - \frac{2}{3} \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & -2 \\ 2 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Hx = 3e_1$$

# G矩阵与H-矩阵的关系

**定理5** : G-矩阵  $T_{ij}(c,s) \Rightarrow \exists$  H-矩阵  $H_u$  与  $H_v$ ,  $\text{st} T_{ij} = H_u H_v$

**证明** :  $c^2 + s^2 = 1 \Rightarrow$  取  $\theta = \arctan \frac{s}{c}$ , 则  $\cos \theta = c, \sin \theta = s$

$$T_{ij}(c,s) = \begin{bmatrix} I & & & \\ & \cos \theta & \sin \theta & \\ & & I & \\ & -\sin \theta & \cos \theta & \\ & & & I \end{bmatrix} \begin{matrix} (i) \\ \\ (j) \end{matrix}$$

$$v = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & \sin \frac{\theta}{4} & 0 & \cdots & 0 & \cos \frac{\theta}{4} & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}^T$$



$$\begin{aligned}
 H_v &= \begin{bmatrix} I & & & \\ & 1 & & \\ & & I & \\ & & & 1 \\ & & & & I \end{bmatrix} - 2 \begin{bmatrix} O & & & & \\ & \sin^2 \frac{\theta}{4} & & & \\ & & O & & \\ & \sin \frac{\theta}{4} \cos \frac{\theta}{4} & & & \\ & & & \cos^2 \frac{\theta}{4} & \\ & & & & O \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} I & & & & \\ & \cos \frac{\theta}{2} & & -\sin \frac{\theta}{2} & \\ & & I & & \\ & -\sin \frac{\theta}{2} & & -\cos \frac{\theta}{2} & \\ & & & & I \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

$$u = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & \sin \frac{3\theta}{4} & 0 & \cdots & 0 & \cos \frac{3\theta}{4} & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$H_u = \begin{bmatrix} I & & & \\ & \cos \frac{3\theta}{2} & -\sin \frac{3\theta}{2} & \\ & & I & \\ & -\sin \frac{3\theta}{2} & -\cos \frac{3\theta}{2} & \\ & & & I \end{bmatrix},$$

$$T_{ij}(c, s) = H_u H_v \quad \#$$

[注] H-矩阵不能由若干个G矩阵的乘积来表示。

因为  $\det H = -1$ , 而  $\det G = 1$

例3 : G-矩阵  $T_{ij}(\mathbf{0}, \mathbf{1}) = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{1} \\ -\mathbf{1} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$  中 ,  $c = \mathbf{0}, s = \mathbf{1} \Rightarrow \theta = \pi/2$

$$H_u = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -\mathbf{1} & -\mathbf{1} \\ -\mathbf{1} & \mathbf{1} \end{bmatrix}, H_v = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} \mathbf{1} & -\mathbf{1} \\ -\mathbf{1} & -\mathbf{1} \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow H_u H_v = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{1} \\ -\mathbf{1} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$$

## 四、QR分解

### 1. Schmidt正交化方法

**定理6：**  $A_{n \times n}$  可逆  $\Rightarrow \exists$  正交矩阵  $Q$ ，可逆上三角矩阵  $R$ ，使得  $A=QR$ 。

证明： $A=(a_1, a_2, \dots, a_n)$  可逆  $\Rightarrow a_1, a_2, \dots, a_n$  线性无关，  
正交化后可得：

$$\begin{cases} b_1 = a_1 \\ b_2 = a_2 - k_{21}b_1 \\ \dots\dots\dots \\ b_n = a_n - k_{n,n-1}b_{n-1} - \dots - k_{n1}b_1 \end{cases} \quad \begin{cases} a_1 = b_1 \\ a_2 = k_{21}b_1 + b_2 \\ \dots\dots\dots \\ a_n = k_{n1}b_1 + \dots + k_{n,n-1}b_{n-1} + b_n \end{cases}$$

$$(a_1, a_2, \dots, a_n) = (b_1, b_2, \dots, b_n)K$$

$$= (q_1, q_2, \dots, q_n) \begin{bmatrix} |b_1| & & & \\ & |b_2| & & \\ & & \ddots & \\ & & & |b_n| \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & k_{21} & \cdots & k_{n1} \\ & 1 & \cdots & k_{n2} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{令 } Q = (q_1, q_2, \dots, q_n), R = \begin{bmatrix} |b_1| & & & \\ & |b_2| & & \\ & & \ddots & \\ & & & |b_n| \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & k_{21} & \cdots & k_{n1} \\ & 1 & \cdots & k_{n2} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{则 } A = QR, \text{ 其中 } q_i = \frac{b_i}{|b_i|} \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

例4：求  $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$  的QR分解。

解： $b_1 = a_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$ ,  $b_2 = a_2 - 1 \times b_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}$ ,  $b_3 = a_3 - \frac{1}{3}b_2 - \frac{7}{6}b_1 = \begin{bmatrix} 1/2 \\ 2 \\ -1/2 \end{bmatrix}$

$$Q = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad R = \begin{bmatrix} \sqrt{6} & & \\ & \sqrt{3} & \\ & & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \frac{7}{6} \\ & 1 & \frac{1}{3} \\ & & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{6} & \sqrt{6} & \frac{7}{\sqrt{6}} \\ & \sqrt{3} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ & & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$$

**定理7**：  $A_{m \times n}$  列满秩  $\Rightarrow \exists$  矩阵  $Q_{m \times n}$  满足  $Q^H Q = I$ ,

可逆上三角矩阵  $R_{n \times n}$  , 使得  $A = QR$ 。

证明：同定理6

## 2. G-变换方法

**定理8：**  $A_{n \times n}$  可逆  $\Rightarrow \exists$  有限个G-矩阵之积  $T$ ，使得  $TA$  为可逆上三角矩阵。

证明：略



## 2. H-变换方法

定理10： $A_{n \times n}$  可逆  $\Rightarrow \exists$  有限个H-矩阵之积 $S$ ，  
使得 $SA$ 为可逆上三角矩阵。

证明：略

## 五、化方阵与Hessenberg矩阵相似

上 Hessenberg 矩阵:  $F_{\text{上}} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & \cdots & a_{2n} \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & a_{n-1,n-2} & a_{n-1,n-1} & a_{n-1,n} \\ & & & a_{n,n-1} & a_{nn} \end{bmatrix}$

定理11:  $A_{n \times n}$ , 则存在有限个G-矩阵之积 $Q$ , 使得

$$QAQ^T = F_{\text{上}}$$

定理12:  $A_{n \times n}$ , 则存在有限个H-矩阵之积 $Q$ , 使得

$$QAQ^T = F_{\text{上}}$$

推论:  $A_{n \times n}$  实对称  $\Rightarrow \exists$  存在有限个H-矩阵(G-矩阵)之积 $Q$ , 使得  $QAQ^T =$  “实对称三对角矩阵”

例8: 用H-变换化  $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$  正交相似于“三对角矩阵”

解:  $\beta^{(0)} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} : \beta^{(0)} - |\beta^{(0)}| e_1 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}, u = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$

$$H_0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad Q = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & H_0 & \\ & & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$QA = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}, \quad QAQ^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 2 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

# 满秩分解

目的：对  $A \in C_r^{m \times r}$  ( $r \geq 1$ ), 求  $F \in C_r^{m \times r}$ , 及  $G \in C_r^{m \times r}$  使  $A = FG$

分解原理：

$$\text{rank} A = r \Rightarrow A \xrightarrow{\text{行}} \text{阶梯形 } B = \begin{pmatrix} G \\ O \end{pmatrix} : G \in C_r^{r \times n}$$

$$\Rightarrow \exists \text{有限个初等矩阵之积 } P_{m \times m}, \text{st. } PA = B$$

$$\Rightarrow A = P^{-1}B = \left( F_{m \times r} \mid S_{m \times (m-r)} \right) \begin{pmatrix} G \\ O \end{pmatrix} = FG : F \in C_r^{m \times r}$$

例9:  $A = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & -1 & 1 \\ 2 & 2 & -2 & -1 \end{bmatrix}$ , 求  $A=FG$

解 (1)  $(A|I) = \left[ \begin{array}{cccc|cc} -1 & 0 & 1 & 2 & 1 & \\ 1 & 2 & -1 & 1 & & 1 \\ 2 & 2 & -2 & -1 & & \end{array} \right] \rightarrow \left[ \begin{array}{cccc|ccc} -1 & 0 & 1 & 2 & 1 & & \\ 0 & 2 & 0 & 3 & 1 & 1 & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 1 \end{array} \right]$

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 1 \end{bmatrix}, P^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -2 & 1 & 0 \\ -2 & 1 & 1 \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \\ -2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$G = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 & 2 \\ 0 & 2 & 0 & 3 \end{bmatrix} \quad \text{满秩分解为 } A=FG$$

例9:  $A = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & -1 & 1 \\ 2 & 2 & -2 & -1 \end{bmatrix}$ , 求  $A=FG$

解 (2)  $(A|I) = \left[ \begin{array}{cccc|cc} -1 & 0 & 1 & 2 & 1 & \\ 1 & 2 & -1 & 1 & & 1 \\ 2 & 2 & -2 & -1 & & \end{array} \right] \rightarrow \left[ \begin{array}{cccc|ccc} 1 & 0 & -1 & -2 & -1 & & \\ 0 & 1 & 0 & 3/2 & 1/2 & 1/2 & \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 1 \end{array} \right]$

$$A = P^{-1}B = (F | S) \begin{pmatrix} I_2 & B_{12} \\ O & O \end{pmatrix} = (F | FB_{12})$$

故  $F = \text{“}A \text{ 的前 2 列”} = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 1 & 2 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}$ ,  $G = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 & -2 \\ 0 & 1 & 0 & 3/2 \end{bmatrix}$

# 奇异值分解

## 一、预备知识

(1)  $\forall A_{m \times n}, (A^H A)_{n \times n}$  是 **Hermite** (半) 正定矩阵.

$$\forall x \neq 0, x^H A^H A x = (Ax)^H (Ax) = |Ax|^2 \geq 0$$

(2) 齐次方程组  $Ax = 0$  与  $A^H Ax = 0$  同解

若  $Ax = 0$ , 则  $A^H Ax = 0$ ;

反之,  $A^H Ax = 0 \Rightarrow |Ax|^2 = (Ax)^H (Ax) = x^H (A^H Ax) = 0$   
 $\Rightarrow Ax = 0$

$$(3) \quad \text{rank } A = \text{rank}(A^H A)$$

$$S_1 = \{x \mid Ax = 0\}, \quad S_2 = \{x \mid A^H Ax = 0\}$$

$$S_1 = S_2 \Rightarrow \dim S_1 = \dim S_2 \Rightarrow n - r_A = n - r_{A^H A}$$

$$\Rightarrow r_A = r_{A^H A}$$

$$(4) \quad A = \mathbf{O}_{m \times n} \Leftrightarrow A^H A = \mathbf{O}_{n \times n}$$

必要性：左乘即得；

$$\text{充分性} \quad r_A = r_{A^H A} = 0 \Rightarrow A = \mathbf{O}$$



## 二、正交对角分解

定理15：  $A_{n \times n}$  可逆  $\Rightarrow \exists$  酉矩阵  $U_{n \times n}, V_{n \times n}$  , 使得

$$U^H A V = \begin{bmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_n \end{bmatrix} \triangleq D \quad (\sigma_i > 0)$$

证： $A^H A$  是 Hermite 正定矩阵，酉矩阵  $V_{n \times n}$ ，使得

$$V^H (A^H A) V = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) \triangleq \Lambda \quad (\lambda_i > 0)$$

改写为  $D^{-1} V^H A^H \cdot A V D^{-1} = I \quad (\sigma_i = \sqrt{\lambda_i})$

令  $U = A V D^{-1}$ ，则有  $U^H U = I$ ，从而  $U$  是酉矩阵。

由此可得  $U^H A V = U^H U D = D$

### 三、奇异值分解

$$A_{n \times n} \in C_r^{m \times n} (r \geq 1) \Rightarrow A^H A \in C_r^{n \times n} \quad \text{半正定}$$

$$A^H A \text{ 的特征值: } \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_r \geq \lambda_{r+1} = \cdots = \lambda_n = 0$$

$$A \text{ 的奇异值: } \sigma_i = \sqrt{\lambda_i}, \quad i = 1, 2, \cdots, n$$

特点：（1） $A$ 的奇异值个数等于 $A$ 的列数

（2） $A$ 的非零奇异值个数等于  $\text{rank } A$

定理16 :  $A_{n \times n} \in C_r^{m \times n} (r \geq 1), \Sigma_r = \begin{bmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_r \end{bmatrix} \Rightarrow$

存在酉矩阵  $U_{m \times m}$  及  $V_{n \times n}$  , 使得  $U^H A V = \begin{bmatrix} \Sigma_r & O \\ O & O \end{bmatrix}_{m \times n} \stackrel{\Delta}{=} D$

[注] : 称  $A = U D V^H$  为  $A$  的奇异值分解

$U$  与  $V$  不唯一 ;

$U$  的列为  $A A^H$  的特征向量 ,  $V$  的列为  $A^H A$  的特征向量

称  $U$  的列为  $A$  的左奇异向量 , 称  $V$  的列为  $A$  的右奇异向量 .

例10：称  $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ , 求  $A = UDV^T$

解：  $AA^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{bmatrix} = B, |\lambda I - B| = \lambda(\lambda - 1)(\lambda - 3)$

$$\lambda_1 = 3: 3I - B = \begin{bmatrix} 2 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}, \xi_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$\lambda_2 = 1: 1I - B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \xi_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\lambda_3 = 0: \quad 0I - B = \begin{bmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -2 \end{bmatrix}, \xi_3 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

$$r_A = 2: \quad \Sigma = \begin{bmatrix} \sqrt{3} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$V = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix}, \quad V_1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \end{bmatrix}$$

$$U_1 = AV_1\Sigma^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \text{ 取 } U_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \text{ 则 } U = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$U^T AV = \begin{bmatrix} \sqrt{3} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = D, \quad A = UDV^T$$

**定理17** :  $A_{n \times n} \in C_r^{m \times n} (r \geq 0)$  的奇异值分解  $A = U \begin{bmatrix} \Sigma & O \\ O & O \end{bmatrix} V^H$

中, 划分  $U = (u_1, u_2, \dots, u_m), V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ , 则有

$$(1) \quad N(A) = \text{span}\{v_{r+1}, v_{r+2}, \dots, v_n\};$$

$$(2) \quad R(A) = \text{span}\{u_1, u_2, \dots, u_r\};$$

$$(3) \quad A = \sigma_1 u_1 v_1^H + \sigma_2 u_2 v_2^H + \dots + \sigma_r u_r v_r^H$$

证明 : 
$$A = (U_1 | U_2) \begin{pmatrix} \Sigma & O \\ O & O \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_1^H \\ V_2^H \end{pmatrix} = U_1 \Sigma V_1^H$$

容易验证 : 
$$U_1 \Sigma V_1^H x = 0 \Leftrightarrow V_1^H x = 0$$

$$\begin{aligned}
 (1) \quad N(A) &= \{x \mid Ax = 0\} = \{x \mid U_1 \Sigma V_1^H x = 0\} \\
 &= \{x \mid V_1^H x = 0\} = N(V_1^H) = R^\perp(V_1) \\
 &= R(V_2) = \text{span}\{v_{r+1}, \dots, v_n\}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 (2) \quad R(A) &= \{y \mid y = Ax\} = \{y \mid y = U_1(\Sigma V_1^H x)\} \\
 &\subset \{y \mid y = U_1 z\} = R(U_1) \\
 R(U_1) &= \{y \mid y = U_1 z\} = \{y \mid y = A(V_1 \Sigma^{-1} z)\} \\
 &\subset \{y \mid y = Ax\} = R(A)
 \end{aligned}$$

$$\text{故 } R(A) = R(U_1) = \text{span}\{u_1, \dots, u_r\}$$

$$\begin{aligned}
 (3) \quad A &= (u_1, \dots, u_r) \begin{bmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1^H \\ \vdots \\ v_r^H \end{bmatrix} \\
 &= \sigma_1 u_1 v_1^H + \dots + \sigma_r u_r v_r^H
 \end{aligned}$$



## 四、正交相抵

$A_{m \times n}, B_{m \times n}$ , 若有酉矩阵  $U_{m \times m}$  及  $V_{n \times n}$ , 使  $U^H A V = B$ ,  
称  $A$  与  $B$  正交相抵。

性质：  $A$  与  $A$  正交相抵；

$A$  与  $B$  正交相抵  $B$  与  $A$  正交相抵；

$A$  与  $B$  正交相抵,  $B$  与  $C$  正交相抵  $A$  与  $C$   
正交相抵

**定理18** :  $A$ 与 $B$ 正交相抵  $\Rightarrow \sigma_A = \sigma_B$

证明 :  $B = U^H A V \Rightarrow B^H B = \dots = V^{-1} (A^H A) V$

$$\Rightarrow \lambda_{B^H B} = \lambda_{A^H A} \geq 0$$

$$\Rightarrow \sigma_A = \sigma_B$$

例 :  $A^H = A \Rightarrow \sigma_A = |\lambda_A|$

$$\because \lambda_{A^H A} = \lambda_{A^2} = (\lambda_A)^2$$

$A^H = -A \Rightarrow \sigma_A = |\lambda_A|$

$$\because \lambda_{A^H A} = \lambda_{(jA)^2} = (j\lambda_A)^2$$

$A^H = -A \Rightarrow \lambda_A$  为0或纯虚数 ,  $j\lambda_A$  为实数

# 矩阵分解的应用

设方程组  $A_{m \times n} x = b$  有解, 则有

$$(1) \quad m = n : A = LU \Rightarrow Ly = b, Ux = y$$

$$(2) \quad m = n : A = QR \Rightarrow Rx = Q^T b$$

$$(3) \quad A = UDV^H \Rightarrow Dy = U^H b \stackrel{\text{def}}{=} c, V^H x = y$$

$$D = \begin{bmatrix} \Sigma & O \\ O & O \end{bmatrix}_{m \times n}, \quad \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_r \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \Sigma & O \\ O & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_m \end{bmatrix} \quad (\text{隐含 } c_{r+1} = 0, \dots, c_m = 0)$$

通解为

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_r \\ y_{r+1} \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1/\sigma_1 \\ \vdots \\ c_r/\sigma_r \\ k_1 \\ \vdots \\ k_{n-r} \end{bmatrix} \quad (k_1, \dots, k_{n-r} \text{ 是任意常数})$$

$$x = V y = \left( \frac{c_1}{\sigma_1} v_1 + \dots + \frac{c_r}{\sigma_r} v_r \right) + (k_1 v_{r+1} + \dots + k_{n-r} v_n)$$

[注]  $k_1 v_{r+1} + \dots + k_{n-r} v_n$  是  $A_{m \times n} x = 0$  的通解

$$\text{因为 } A \left( \frac{c_1}{\sigma_1} v_1 + \dots + \frac{c_r}{\sigma_r} v_r \right) = A V_1 \Sigma^{-1} \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_r \end{bmatrix} = U_1 \begin{bmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_r \end{bmatrix} = [U_1 \mid U_2] c = b$$

所以  $\frac{c_1}{\sigma_1} v_1 + \dots + \frac{c_r}{\sigma_r} v_r$  是  $A_{m \times n} x = b$  的一个特解

# 作业

- P195 3、 4
- P225 2、 3、 4、 5
- P233 1、 2、 4