

## 第2章 矩阵变换和计算

- 2.1 矩阵的三角分解及其应用
- 2.2 特殊矩阵的特征系统
- 2.3 矩阵的Jordan分解
- 2.4 矩阵的奇异值分解

## 2.1 矩阵的三角分解及其应用

- 2.1.1 Gauss消去法与矩阵的LU分解
- 2.1.2 Gauss列主元消去法与带列主元的LU分解
- 2.1.3 对称矩阵的Cholesky分解
- 2.1.4 三对角矩阵的三角分解
- 2.1.5 条件数与方程组的性态
- 2.1.6 矩阵的QR分解



## Gauss消去法

2.1.1 与

矩阵的LU分解



# 火连疆三大学

以下系数矩阵对应的线性方程组哪个容易求 解?或者哪个容易计算行列式和特征值?

$$\begin{pmatrix}
1 & 0 & 0 \\
0 & -2 & 0 \\
0 & 0 & 3
\end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix}
1 & 4 & 7 \\
0 & -2 & -9 \\
0 & 0 & 3
\end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix}
1 & 4 & 7 \\
6 & -2 & -9 \\
-5 & 8 & 3
\end{pmatrix}$$

对角矩阵 上(下)三角矩阵

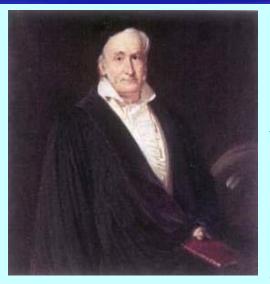
满矩阵



转化



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



## 高斯 (C.F.Gauss,1777.4.30~1855.2.23)

高斯是德国数学家、物理学家和天文学家,出生于德国布 伦兹维克的一个贫苦家庭。父亲先后当过护堤工、泥瓦匠和园 丁。

在全世界广为流传的一则故事说,高斯10岁时算出老师给 学生们出的将1到100的所有整数加起来的算术题,老师刚叙述 完题目,高斯就算出了正确答案。不过,据考证老师当时给孩

子们出的是一道更难的加法题: 81297+81495+81693+···+10089 。当然,这也是一个等差数列的求和问题(公差为198,项数为100)。当老师刚一写完时,高斯也算完并把写有答案的小石板交了上去。

高斯有"数学王子"、"数学家之王"的美称、被认为是人类有史以来"最伟大的四位数学家之一"(阿基米德、牛顿、高斯和欧拉)。

高斯的研究领域,遍及纯粹数学和应用数学的各个领域,并且开辟了许多新的数学领域。人们评价到:若把18世纪的数学家想象为一系列的高山峻岭,那么最后一个令人肃然起敬的巅峰就是高斯;如果把19世纪的数学家想象为一条条江河,那么其源头就是高斯。



## 例1 Gauss消去法求解线性方程组 Ax = b

$$\begin{cases} 2x_1 + x_2 + x_3 = 4 & r_1^{(0)} \\ 4x_1 + 3x_2 + 3x_3 + x_4 = 11 & r_2^{(0)} \\ 8x_1 + 7x_2 + 9x_3 + 5x_4 = 29 & r_3^{(0)} \\ 6x_1 + 7x_2 + 9x_3 + 8x_4 = 30 & r_4^{(0)} \end{cases}$$

第一步,消去  $r_2^{(0)}$  、  $r_3^{(0)}$  和  $r_4^{(0)}$  中的  $x_1$  ,即用

$$r_2^{(0)} + \left(-\frac{4}{2}\right) \times r_1^{(0)}$$
、 $r_3^{(0)} + \left(-\frac{8}{2}\right) \times r_1^{(0)}$ 和  $r_4^{(0)} + \left(-\frac{6}{2}\right) \times r_1^{(0)}$ 得





$$\begin{cases} 2x_1 + x_2 + x_3 = 4 & r_1^{(0)} \\ x_2 + x_3 + x_4 = 3 & r_2^{(1)} \\ 3x_2 + 5x_3 + 5x_4 = 13 & r_3^{(1)} \\ 4x_2 + 6x_3 + 8x_4 = 18 & r_4^{(1)} \end{cases}$$

第二步,消去
$$r_3^{(1)}$$
和 $r_4^{(1)}$ 中的 $X_2$ ,即用
$$r_3^{(1)} + \left(-\frac{3}{1}\right) \times r_2^{(1)}$$
和 $r_4^{(1)} + \left(-\frac{4}{1}\right) \times r_2^{(1)}$ 得



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$\begin{cases} 2x_1 + x_2 + x_3 &= 4 & r_1^{(0)} \\ x_2 + x_3 + x_4 &= 3 & r_2^{(1)} \\ 2x_3 + 2x_4 &= 4 & r_3^{(2)} \\ 2x_3 + 4x_4 &= 18 & r_4^{(2)} \end{cases}$$

第三步,消去 $r_4^{(2)}$ 中的 $X_3$ ,即用

$$r_4^{(1)} + \left(-\frac{2}{2}\right) \times r_3^{(2)}$$
 得



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$\begin{cases} 2x_1 + x_2 + x_3 = 4 & r_1^{(0)} \\ x_2 + x_3 + x_4 = 3 & r_2^{(1)} \\ 2x_3 + 2x_4 = 4 & r_3^{(2)} \\ 2x_4 = 2 & r_4^{(3)} \end{cases}$$



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$2x_{1} + x_{2} + x_{3} = 4 \implies 2x_{1} + x_{2} + x_{3} = 2 - 2$$

$$x_{2} + x_{3} + x_{4} = 3 \implies x_{2} + x_{3} + x_{4} = 1 - 2$$

$$2x_{3} + 2x_{4} = 4 \implies 2x_{3} + 2 + x_{4} = 2 - 2$$

$$2x_{4} = 2 \implies 2x_{4} = 2 - = 1$$

上述为回代求解过程,  ${\{x = (1, 1, 1, 1)^T\}}$ 。

Gauss消去法的实质是首先通过一系列的初等行变换将增广矩阵 (A|b) 化成上三角矩阵 (U|c),然后通过回代求与 Ax = b三角方程组 Ux = c 的解。



## DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

我们来观察Gauss消去法求Ax = b的解,增广矩阵(A|b) 化成上三角矩阵(U|c) 的过程,其中

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 4 & 3 & 3 & 1 \\ 8 & 7 & 9 & 5 \\ 6 & 7 & 9 & 8 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 4 \\ 11 \\ 29 \\ 30 \end{pmatrix}$$



解(A|b)





## 三次消元过程写成矩阵的形式分别为:

$$\boldsymbol{L}_{1}\boldsymbol{A} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ -2 & 1 & & \\ -4 & & 1 & \\ -3 & & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 & \\ 4 & 3 & 3 & 1 & \\ 8 & 7 & 9 & 5 & \\ 6 & 7 & 9 & 8 & \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 & \\ 0 & 1 & 1 & 1 & \\ 0 & 3 & 5 & 5 & \\ 0 & 4 & 6 & 8 & \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{L}_{2}(\boldsymbol{L}_{1}\boldsymbol{A}) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & -3 & 1 & \\ & -4 & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 3 & 5 & 5 \\ 0 & 4 & 6 & 8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \end{pmatrix}$$





$$\boldsymbol{L}_{3}(\boldsymbol{L}_{2}\boldsymbol{L}_{1}\boldsymbol{A}) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} = \boldsymbol{U}$$





## 再注意到:

$$\boldsymbol{L}_{1} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ -2 & 1 & & \\ -4 & & 1 & \\ -3 & & & 1 \end{pmatrix} \boldsymbol{L}_{2} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & -3 & 1 & \\ & -4 & & 1 \end{pmatrix} \boldsymbol{L}_{3} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\updownarrow \qquad \qquad \updownarrow \qquad \qquad \updownarrow \qquad \qquad \updownarrow$$



## 所以,刚才的计算过程可以表示为

$$L_3^{-1}L_{23}^{-1}L_{12}^{-1}L_1A = L_1^{-1}L_2^{-1}L_3^{-1}$$

$$\boldsymbol{L} = \boldsymbol{L}_{1}^{-1} \boldsymbol{L}_{2}^{-1} \boldsymbol{L}_{3}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 0 \\ 4 & 3 & 1 & 0 \\ 3 & 4 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

从而有

$$= \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 2 & 3 & 3 & 1 \\ 8 & 3 & 2 & 2 \\ 6 & 7 & 9 & 2 \end{pmatrix}$$

H

定
即得到短摩A的方路分解如果存在n的单位下
三角矩阵 L 和 n 阶上三角矩阵 U,使得 A = LU

则称其为矩阵A的 LU分解,也称 Doolittle分解。





## Doolittle方法求解线性方程组:

$$Ax = b_n \Leftrightarrow (LU)x = b_n \quad n = 1, 2, \cdots$$



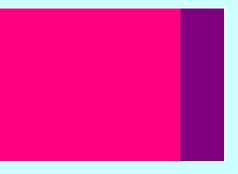
$$\begin{cases} Ly = b_n & n = 1, 2, \dots \\ Ux = y \end{cases}$$

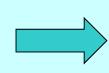


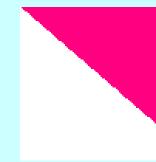
下面对一般n阶方阵 A 进行 LU分解。通过前例我们可以想到



首先将A化为上三角 阵,再回代求解。









## 步骤如下:

第一步 第
$$i$$
行 - 第 $1$ 行 ×  $\frac{a_{i1}}{a_{11}}$ ,  $i = 2, \dots, n$ 

运算量(乘除法): (n-1)\*(n+1)





$$L_{1} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ -l_{21} & 1 & & \\ \vdots & & \ddots & \\ -l_{n1} & & 1 \end{pmatrix}$$

$$l_{i1} = \frac{a_{i1}^{(0)}}{a_{11}^{(0)}}, i = 2, \dots, n$$

$$l_{i1} = \frac{a_{i1}^{(0)}}{a_{11}^{(0)}}, i = 2, \dots, n$$

$$\boldsymbol{L}_{1}(\boldsymbol{A} \mid \boldsymbol{b}) = \begin{pmatrix} a_{11}^{(0)} & a_{12}^{(0)} & \cdots & a_{1n}^{(0)} & b_{1}^{(0)} \\ 0 & a_{22}^{(1)} & \cdots & a_{2n}^{(1)} & b_{2}^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n2}^{(1)} & \cdots & a_{nn}^{(1)} & b_{n}^{(1)} \end{pmatrix}$$



第二步: 第i行 - 第2行 × 
$$\frac{a_{i2}^{(1)}}{a_{22}^{(1)}}$$
,  $i = 3, \dots, n$ 

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} & b_1 \\ 0 & a_{22}^{(1)} & \cdots & a_{2n}^{(1)} & b_2^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n2}^{(1)} & \cdots & a_{nn}^{(1)} & b_n^{(1)} \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} a_{i1}^{(1)} & a_{12} & a_{13} & \cdots & a_{1n} & b_1 \\ 0 & a_{22}^{(1)} & a_{23}^{(1)} & \cdots & a_{2n}^{(1)} & b_2^{(1)} \\ 0 & 0 & a_{33}^{(2)} & \cdots & a_{3n}^{(2)} & b_3^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & a_{n3}^{(2)} & \cdots & a_{nn}^{(2)} & b_n^{(2)} \end{pmatrix}$$

运算量: (n-2)\*(1+n-1)=(n-2)n



第k步: 第i行 - 第k行 × 
$$l_{i,k}$$
 (=  $\frac{a_{ik}^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}}$ ),  $i = k+1, \dots, n$ 

$$L_k \cdots L_2 L_1(A \mid b) =$$

$$L_{k} = \begin{pmatrix} 1 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & 1 & & & \\ & & -l_{k+1,k} & 1 & & \\ & \vdots & & \ddots & \\ & & -l_{n,k} & & 1 \end{pmatrix}$$

$$egin{align*} oldsymbol{L}_k \cdots oldsymbol{L}_2 oldsymbol{L}_1(A \,|\, oldsymbol{b}) = \ & egin{align*} oldsymbol{L}_k \cdots oldsymbol{L}_2(A \,|\, oldsymbol{b}) = \ & egin{align*} oldsymbol{A}_{1,1}^{(0)} & \cdots & a_{1,k}^{(0)} & a_{1,k+1}^{(0)} & \cdots & a_{1,n}^{(0)} & b_1^{(0)} \ & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \ & a_{k}^{(k-1)} & a_{k,k+1}^{(k-1)} & \cdots & a_{k,n}^{(k-1)} & b_k^{(k-1)} \ & & a_{k+1,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{k+1,n}^{(k)} & b_{k+1}^{(k)} \ & & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \ & & a_{n,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{n,n}^{(k)} & b_n^{(k)} \ \end{pmatrix}$$

运算量: (n-k)\*(1+n-k+1)=(n-k)(n-k+2)



## n-1步以后,我们可以得到变换后的矩阵为:

$$L_{n-1}L_{n-2}\cdots L_{2}L_{1}(A | b) = (U | c)$$

$$egin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & \cdots & a_{1n} & b_1 \ 0 & a_{22}^{(1)} & a_{23}^{(1)} & \cdots & a_{2n}^{(1)} & b_2^{(1)} \ 0 & 0 & a_{33}^{(2)} & \cdots & a_{3n}^{(2)} & b_3^{(2)} \ dots & dots & dots & dots & dots \ 0 & 0 & \cdots & a_{nn}^{(n-1)} & b_n^{(n-1)} \end{pmatrix}$$





$$\boldsymbol{L} = (\boldsymbol{L}_{n-1}\boldsymbol{L}_{n-2}\cdots\boldsymbol{L}_{2}\boldsymbol{L}_{1})^{-1}$$

$$\begin{pmatrix}
1 \\
l_{2,1} & 1 \\
\vdots & \vdots & \ddots \\
l_{n-1,1} & l_{n-1,2} & \cdots & 1 \\
l_{n,1} & l_{n,2} & \cdots & l_{n,n-1} & 1
\end{pmatrix}$$

$$L^{-1}(A | b) = (U | c)$$

$$A = LU$$

$$Ax = b \Leftrightarrow L(Ux) = b \Leftrightarrow \begin{cases} Lc = b \\ Ux = c \end{cases}$$





## 第k步运算量:

$$(n-k)*(1+n-k+1)=(n-k)(n-k+2)$$

因此, n-1步的总运算量为:

$$\sum_{k=1}^{n-1} (n-k)(n-k+2) = \frac{n^3}{3} + \frac{n^2}{2} - \frac{5n}{6}$$

$$\begin{pmatrix}
a_{11}^{(0)} & a_{12}^{(0)} & \cdots & a_{1n}^{(0)} \\
& a_{22}^{(1)} & \cdots & a_{2n}^{(1)} \\
& & \ddots & \vdots \\
& & a_{nn}^{(n-1)}
\end{pmatrix}
\begin{pmatrix}
x_1 \\
x_2 \\
\vdots \\
x_n
\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}
b_1^{(0)} \\
b_2^{(1)} \\
\vdots \\
b_n^{(n-1)}
\end{pmatrix}$$

$$\stackrel{\mathbf{P}}{\longrightarrow} Ux = c + \stackrel{\mathbf{P}}{\longrightarrow} \stackrel{\mathbf{E}}{\longrightarrow} \underbrace{\mathbf{P}}_{\mathbf{E}}$$

$$\vdots \\
b_n^{(n-1)}$$

$$\sum_{i=1}^{n} (n-i+1) = \frac{n(n+1)}{2}$$



## DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

Gauss消去法求解n阶线性方程组的总计算量(乘除法次数)为:

$$\left(\frac{n^3}{3} + \frac{n^2}{2} - \frac{5n}{6}\right) + \left(\frac{n^2}{2} + \frac{n}{2}\right) =$$

$$\frac{n^3}{3} + n^2 - \frac{n}{3}$$
 = 3060 (n=20)

当n较大时,它和

同阶的。





Gauss消去法可执行的条件?

回忆

A 的k 阶顺序主子式

主元 
$$a_{kk}^{(k-1)} \neq 0$$

$$\boldsymbol{A} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{L}_1^* & \boldsymbol{O} \\ * & \boldsymbol{L}_2^* \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{U}_1 & \boldsymbol{U}_2 \\ \boldsymbol{O} & \boldsymbol{U}_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{L}_1^* \boldsymbol{U}_1 & * \\ * & * \end{pmatrix}$$





定理2.1(矩阵LU分解的存在和唯一性) 充分条件 如果n阶矩阵A的各阶顺序主子式 $D_k$ (k=1,...,n)均不为零,则必有单位下三角矩阵L和上三角矩阵U,使得A=LU,而且L和U是唯一存在的。

证明唯一性,设  $L_1U_1 = L_2U_2$ 

$$L_2^{-1}L_1 = U_2U_1^{-1} = I$$
  $L_2 = L_1, U_2 = U_1$ 

单位下三 角阵

上三角阵





## 上面定理中条件可减弱为

$$D_k \neq 0 (k=1, \dots, n-1)$$

但证明过程略有不同,此时U<sub>1</sub>和U<sub>2</sub>均不可逆。

$$L_1 = \begin{pmatrix} L_{11} & \mathbf{0} \\ l_1^T & 1 \end{pmatrix} \qquad U_1 = \begin{pmatrix} U_{11} & u_1 \\ \mathbf{0}^T & 0 \end{pmatrix}$$

$$L_2 = \begin{pmatrix} L_{22} & \mathbf{0} \\ l_2^T & 1 \end{pmatrix} \qquad U_2 = \begin{pmatrix} U_{22} & u_2 \\ \mathbf{0}^T & 0 \end{pmatrix}$$

由 $L_1U_1 = L_2U_2$ 可得,

$$L_{11}U_{11} = L_{22}U_{22} \longrightarrow L_{11} = L_{22}, U_{11} = U_{22}$$

$$L_{11}u_{1} = L_{22}u_{2} \longrightarrow u_{1} = u_{2}$$

$$l_{1}^{T}U_{11} = l_{2}^{T}U_{22} \longrightarrow l_{1} = l_{2}$$

$$L_{11} = L_{22}U_{22} \longrightarrow l_{22}U_{22} \longrightarrow l_{23}U_{23}$$



P85 习题2 下述矩阵能否LU分解,是否唯一?

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 1 \\ 4 & 6 & 7 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 \\ -2 & 1 \\ -4 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & -5 \\ 0 & -2 & 5 \end{pmatrix}$$

不能做LU分解!

事实上, A的各阶顺序主子式为 1,0,-10



# 大连疆三大学

$$\boldsymbol{B} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 \\ 3 & 3 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{L}_{1}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 & 1 \\ -3 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{L}_{2}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{B} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 \\ 3 & 3 & 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{\boldsymbol{L}_{1}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 & 1 \\ -3 & 1 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix} = \boldsymbol{U}_{1}$$

$$\boldsymbol{L}_{2}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \boldsymbol{U}_{2}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \boldsymbol{U}_2$$

可以LU分解,但不唯一!  $B = L_1U_1 = (L_1L_2)U_2$ 

事实上,B的各阶顺序主子式为 1,0,0



# 大连疆三大学

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 6 \\ 2 & 5 & 15 \\ 6 & 15 & 46 \end{pmatrix} \xrightarrow{L_1^{-1} = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 & 1 \\ -6 & 1 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 6 \\ 0 & 1 & 3 \\ 0 & 3 & 10 \end{pmatrix}$$

$$L_2^{-1} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -3 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 6 \\ 0 & 1 & 3 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = U$$

$$\boldsymbol{L}_{1}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 & 1 \\ -6 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{L}_{2}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & -3 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix}
1 & 2 & 6 \\
0 & 1 & 3 \\
0 & 3 & 10
\end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 6 \\ 0 & 1 & 3 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \boldsymbol{U}$$

可以LU分解,且唯一!  $C = LU = (L_1L_2)U$ 

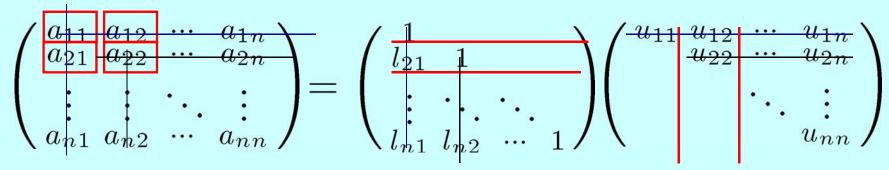
$$\boldsymbol{C} = \boldsymbol{L}\boldsymbol{U} = (\boldsymbol{L}_1\boldsymbol{L}_2)\boldsymbol{U}$$

事实上,C的各阶顺序主子式为 1,1,1



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 紧凑格式



## 比较等式两端得到

$$a_{1j} = u_{1j}$$
  $u_{1j} = a_{1j}, j = 1, 2, \dots, n$   
 $a_{j1} = l_{j1}u_{11}$   $l_{j1} = a_{j1}/u_{11}, j = 2, \dots, n$ 

对于
$$i=2$$

$$a_{22} = l_{21}u_{12} + u_{22} = c_{j} = 2, 3, \dots, n^{l_{32}}u_{2212} \Rightarrow l_{32} = \frac{a_{32} - l_{31}u_{12}}{u_{22}}$$

$$a_{23} = l_{21}u_{13} + u_{23} = j = 3, 4, \dots, n^{l_{32}}u_{2212} \Rightarrow l_{j2} = \frac{a_{j2} - l_{j1}u_{12}}{u_{22}}$$

$$a_{2j} = l_{21}u_{1j} + u_{2j} = a_{j2} = l_{j1}u_{12} + l_{j2}u_{2212} \Rightarrow l_{j2} = \frac{a_{j2} - l_{j1}u_{12}}{u_{22}}$$



# DUT 大连疆三大登

同样的方法,对于任意的  $i=2,3,\ldots,n$ 

$$\begin{cases} u_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj}, & j = i, i+1, \dots, n \\ l_{ji} = \frac{a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{jk} u_{ki}}{u_{ii}}, & j = i+1, \dots, n \end{cases}$$

## 计算顺序

$$u_{11} \rightarrow u_{12} \rightarrow \dots u_{1n} \rightarrow l_{21} \rightarrow l_{31} \rightarrow \dots \rightarrow l_{n1} \rightarrow u_{22} \rightarrow u_{23} \rightarrow \dots u_{2n} \rightarrow l_{32} \rightarrow l_{42} \rightarrow \dots \rightarrow l_{n2} \rightarrow \dots$$

以上计算公式称为Doolittle分解计算公式



观察: 固定i, 当算出 $u_{ij}$ 时, $a_{ij}$ 在计算中不再出现,故将 $u_{ij}$ 存储在 $a_{ij}$ 的位置上;当算出 $l_{ji}$ 时, $a_{ji}$ 在计算中不再出现,故将 $l_{ji}$ 存储在 $a_{ji}$ 的位置上.

当实现A的LU分解后,矩阵A变为

$$\begin{pmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ l_{21} & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ l_{n1} & \cdots & l_{nn-1} & u_{nn} \end{pmatrix}$$





### Doolittle分解算法

$$\begin{cases} a_{1j} = a_{1j}, j = 1, 2, \dots, n \\ a_{j1} = a_{j1}/u_{11}, j = 2, \dots, n \end{cases}$$

$$\begin{cases} a_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj}, & j = i, i+1, \dots, n \\ d_{ji} = \frac{a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{jk} u_{ki}}{u_{ii}}, & j = i+1, \dots, n \end{cases}$$

$$i = 2, 3, \dots, n$$



Crout分解算法: L是下三角矩阵, U是单位上三角矩阵

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{11} \\ l_{21} & l_{22} \\ \vdots & \ddots & \ddots \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & l_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ 1 & \cdots & u_{2n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

则可得到如下的Crout分解算法

$$\begin{cases} l_{j1} = a_{j1}, & j = 1, 2, \dots, n \\ u_{1j} = \frac{a_{1j}}{l_{11}}, & j = 2, \dots, n, \end{cases} \begin{cases} l_{ji} = a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{jk} u_{ki}, & j = i, i+1, \dots, n \\ a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj} \\ u_{ij} = \frac{a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj}}{l_{ii}}, & j = i+1, \dots, n, \end{cases}$$

### LDU分解

矩阵还可以做如下分解:

A = LDU

其中是L单位下三角矩阵,U是单位上三角矩阵 D是一个非奇异的对角矩阵,则称矩阵A有LDU分解



# 大连疆三大学

### UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$\begin{pmatrix}
2 & 1 & 1 & 0 \\
4 & 3 & 3 & 1 \\
8 & 7 & 9 & 5 \\
6 & 7 & 9 & 8
\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}
1 \\
2 & 1 \\
4 & 3 & 1 \\
3 & 4 & 1 & 1
\end{pmatrix} \begin{pmatrix}
2 & 1 & 1 & 0 \\
1 & 1 & 1 & 1 \\
2 & 2 & 2 \\
2 & 2
\end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 4 & 3 & 3 & 1 \\ 8 & 7 & 9 & 5 \\ 6 & 7 & 9 & 8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ 2 & 1 & & \\ 4 & 3 & 1 & \\ 3 & 4 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & & & \\ & 1 & & \\ & & 2 & \\ & & & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ & 1 & 1 & 1 \\ & & & 1 & 1 \\ & & & & 1 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix}
2 & 1 & 1 & 0 \\
4 & 3 & 3 & 1 \\
8 & 7 & 9 & 5 \\
6 & 7 & 9 & 8
\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}
2 \\
4 & 1 \\
8 & 3 & 2 \\
6 & 4 & 2 & 8
\end{pmatrix} \begin{pmatrix}
1 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\
1 & 1 & 1 \\
1 & -2 \\
1
\end{pmatrix}$$



例3 试利用LU分解求矩阵A的逆矩阵,其中

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 4 & 3 & 3 & 1 \\ 8 & 7 & 9 & 5 \\ 6 & 7 & 9 & 8 \end{pmatrix}$$

分析: 求解n阶矩阵的逆矩阵相当于求解n个线性方程组, 对于同时求解多个方程组,且系数矩阵相同的问题, 用矩阵分解的方法去解会减少计算量。





#### OF TECHNOLOGY

解: 设其逆矩阵为

$$X = A^{-1} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{14} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & x_{24} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} & x_{34} \\ x_{41} & x_{42} & x_{43} & x_{44} \end{pmatrix} = (X_1 \ X_2 \ X_3 \ X_4)$$

则根据逆矩阵的定义, 求逆等价于求解

$$AX_i = e_i, \quad i = 1, 2, 3, 4$$

$$\angle = \sum LUX_i = e_i \angle = \sum \left\{ \begin{aligned} LY_i = e_i, \\ UX_i = Y_i \end{aligned} \right.$$



# DUT 大连疆三大学

由
$$LY_1 = e_1$$
得, $Y_1 = (1, -2, 2, 3)^T$ 

曲
$$UX_1 = Y_1$$
得, $X_1 = (\frac{9}{4}, -3, -\frac{1}{2}, \frac{3}{2})^T$ 

同理可得,

$$X_2 = \left(-\frac{3}{4} \frac{5}{2} - 1 - \frac{1}{2}\right)^T$$
  $A^{-1} =$ 

$$X_3 = \left(-\frac{1}{4} - \frac{1}{2} \cdot 1 - \frac{1}{2}\right)^T$$

$$\boldsymbol{X}_4 = \left(\frac{1}{4} \ 0 \ -\frac{1}{2} \ \frac{1}{2}\right)^T$$

所以

$$A^{-1} =$$

$$\begin{pmatrix} \frac{9}{4} & -\frac{3}{4} & -\frac{1}{4} & \frac{1}{4} \\ -3 & \frac{5}{2} & -\frac{1}{2} & 0 \\ -\frac{1}{2} & -1 & 1 & -\frac{1}{2} \\ \frac{3}{2} & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$$



注意到,计算过程中 $a_{kk}^{(k-1)}$ 处在被除的位置,因此整个计算过程要保证它不为0。所以,**Gauss消元法的可行条件**为:

主元 
$$a_{kk}^{(k-1)} \neq 0$$

而这一条件的等价条件是要求A的各阶顺序主子式均不为0,即

$$\det\begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1i} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{ii} \end{bmatrix} \neq 0, \quad i = 1, \dots, n.$$

因此,有些有解的问题,不能用Gauss消元求解。

另外,如果某个 $a_{kk}^{(k-1)}$  很小的话,会引入大的误差。

于是便有了——



Gauss列主元消去法

2.1.2

与

带列主元的LU分解

## 1. Gauss列主元消去法

例4 在一台八位十进制的计算机上,用 Gauss消去法解线性方程组

$$\begin{pmatrix}
10^{-8} & 2 & 3 \\
-1 & 3.712 & 4.623 \\
-2 & 1.072 & 5.643
\end{pmatrix}
\begin{pmatrix}
x_1 \\
x_2 \\
x_3
\end{pmatrix} = \begin{pmatrix}
1 \\
2 \\
3
\end{pmatrix}$$



# DUT 大连疆三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

解:

$$(\mathbf{A} \mid \mathbf{b}) = \begin{pmatrix} 10^{-8} & 2 & 3 & 1 \\ -1 & 3.712 & 4.623 & 2 \\ -2 & 1.072 & 5.643 & 3 \end{pmatrix}$$

$$\xrightarrow{\hat{\mathfrak{A}} = \text{*} \times \text{*} \times$$

显然 (U|c)有无穷多解. 但实际上, $\det(A) \neq 0$  原线性方程组有唯一解。小主元作除数导致舍入误差 使解面目全非!

### Gauss列主元消去法:

为避免小主元作除数、或0作分母,在 Gauss消去法中增加选主元的过程,即在第k步  $(k = 1, 2, \dots, n - 1)$  消元时,首先在第k列主对角 元以下(含主对角元)元素中挑选绝对值最大 的数,并通过初等行交换,使得该数位于主对 角线上,然后再继续消元.称该绝对值最大的 数为列主元. 将在消元过程中, 每一步都按列 选主元的Guass消去法称之为Gauss列主元消去 法.



# DUT 大连疆三大学

#### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

例4 用Gauss列主元消去法解例2中的方程组。

解 
$$(A \mid b) = \begin{pmatrix} 10^{-8} & 2 & 3 & 1 \\ -1 & 3.712 & 4.623 & 2 \\ -2 & 1.072 & 5.643 & 3 \end{pmatrix}$$

用回代法求(U|c) 的解得

$$= (U \mid c)$$

$$\widetilde{\mathbf{x}} = (-0.49105820, -0.05088607, 0.36725739)^T$$



## 2. 带列主元的LU分解

由上述Gauss列主元消去过程可以得到矩阵的带有列选主元的LU分解,还是以例1中的系数矩阵A为例来说明。

实际上,上述过程可以表示为

$$\boldsymbol{L}_{3}\boldsymbol{P}_{3}\boldsymbol{L}_{2}\boldsymbol{P}_{2}\boldsymbol{L}_{1}\boldsymbol{P}_{1}\boldsymbol{A}=\boldsymbol{U}$$

显然, $L_3P_3L_2P_2L_1P_1$ 似乎并不是一个单位下三角矩阵. 我们将上式改写为

$$L_3(P_3L_2P_3^{-1})(P_3P_2L_1P_2^{-1}P_3^{-1})(P_3P_2P_1)A = U$$



# DUT 大连疆三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

由  $P_i$  的定义知  $P_i^{-1} = P_i$ , 即

$$\boldsymbol{P}_{1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \boldsymbol{P}_{1}^{-1} \qquad \boldsymbol{P}_{2} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \boldsymbol{P}_{2}^{-1}$$

$$\boldsymbol{P}_3 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \boldsymbol{P}_3^{-1}$$





### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

从而,记

$$\widetilde{\boldsymbol{L}}_2 = \boldsymbol{P}_3 \boldsymbol{L}_2 \boldsymbol{P}_3 =$$

L的下标比P 的下标小

$$\widetilde{\boldsymbol{L}}_1 = \boldsymbol{P}_3 \boldsymbol{P}_2 \boldsymbol{L}_1 \boldsymbol{P}_2 \boldsymbol{P}_3 =$$

$$\begin{pmatrix}
1 & & & & \\
 & \frac{1}{2} & & \\
 & \frac{7}{7} & & 1 \\
 & \frac{3}{7} & & 1
\end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix}
1 \\
-\frac{3}{4} & 1 \\
-\frac{1}{2} & 1 \\
-\frac{1}{4} & 1
\end{pmatrix}$$



# DUT 大连疆三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

显然, $\tilde{L}_2$ 和 $\tilde{L}_1$ 分别与 $L_2$ 和 $L_3$ 结构相同,只是下三角部分的元素进行相应的对调。

$$L_{3}(P_{3}L_{2}P_{3}^{-1})(P_{3}P_{2}L_{1}P_{2}^{-1}P_{3}^{-1})(P_{3}P_{2}P_{1})A = U$$

$$\updownarrow$$

$$\boldsymbol{L}_{3}\tilde{\boldsymbol{L}}_{2}\tilde{\boldsymbol{L}}_{1}(\boldsymbol{P}_{3}\boldsymbol{P}_{2}\boldsymbol{P}_{1})\boldsymbol{A}=\boldsymbol{U}$$

进一步,得

$$P_3 P_2 P_1 A = \widetilde{L}_1^{-1} \widetilde{L}_2^{-1} L_3^{-1} U$$

**\$** 

$$P = P_3 P_2 P_1, \tilde{L} = \tilde{L}_1^{-1} \tilde{L}_2^{-1} L_3^{-1}$$



# 大连疆三大学

### TECHNOLOGY

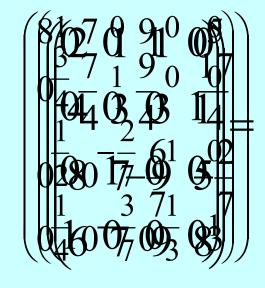
则有

$$L = \widetilde{L}_{1}^{-1}\widetilde{L}_{2}^{-1}L_{3}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0\\ \frac{3}{4} & 1 & 0 & 0\\ \frac{1}{4} & -\frac{2}{7} & 1 & 0\\ \frac{1}{4} & -\frac{3}{7} & \frac{1}{3} & 1 \end{bmatrix}$$



这样,我们得到另一种形式的矩阵分解:

$$PA = LU$$



A

L

一般地,如果A为n阶方阵,进行Gauss列主元消去过程为

$$\boldsymbol{L}_{n-1}\boldsymbol{P}_{n-1}\cdots\boldsymbol{L}_{2}\boldsymbol{P}_{2}\boldsymbol{L}_{1}\boldsymbol{P}_{1}\boldsymbol{A}=\boldsymbol{U}$$

类似的,可以改写成

$$(\boldsymbol{L}_{n-1}\widetilde{\boldsymbol{L}}_{n-2}\cdots\widetilde{\boldsymbol{L}}_{2}\widetilde{\boldsymbol{L}}_{1})(\boldsymbol{P}_{n-1}\cdots\boldsymbol{P}_{2}\boldsymbol{P}_{1})\boldsymbol{A}=\boldsymbol{U}$$



其中, $\widetilde{L}_k = P_{n-1} \cdots P_{k+1} L_k P_{k+1} \cdots P_{n-1} (k=1,2,...,n-2)$ 为与 $L_k$ 的结构相同,只是下三角部分元素经过了对调。因此,令

$$\boldsymbol{L} = (\boldsymbol{L}_{n-1}\widetilde{\boldsymbol{L}}_{n-2}\cdots\widetilde{\boldsymbol{L}}_{2}\widetilde{\boldsymbol{L}}_{1})^{-1} \qquad \boldsymbol{P} = \boldsymbol{P}_{n-1}\cdots\boldsymbol{P}_{2}\boldsymbol{P}_{1}$$

$$PA = LU$$

定理 对任意n阶矩阵A,均存在置换矩阵P、单位下三角矩阵L和上三角矩阵U,使得 PA = LU。 (P可以不同,分解不唯一)



$$\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{U}$$
  $\det(\mathbf{A}) = \det(\mathbf{L})\det(\mathbf{U}) = \det(\mathbf{U})$ 

$$Ax = b \Leftrightarrow L(Ux) = b \Leftrightarrow \begin{cases} Lc = b \\ Ux = c \end{cases}$$

$$PA = LU$$
  $\det(P)\det(A) = \det(PA) = \det(L)\det(U) = \det(U)$   $\det(P) = (-1)^s, s$ 为换行次数

$$Ax = b \Leftrightarrow PAx = Pb$$

$$\Leftrightarrow L(Ux) = Pb \Leftrightarrow \begin{cases} Lc = Pb \\ Ux = c \end{cases}$$



用Gauss列主元消去法解如下方程组并给出 PA=LU分解。

解:

$$(A \mid b) = \begin{pmatrix} 0 & -6 & -1 & -2 \\ 1 & 2 & 2 & 4 \\ 2 & -2 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$



# 大连醒三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



# 大连疆三大学

#### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$\begin{pmatrix}
2 & -2 & 1 & 1 \\
0 & -6 & -1 & -2 \\
0 & 0 & 1 & \frac{5}{2}
\end{pmatrix} = (U \mid c)$$

用回代法求的解得:

$$x_{3} = \frac{5}{2} \qquad x_{2} = \frac{-2 + \frac{5}{2}}{-6} = -\frac{1}{12} \qquad x_{2} = -\frac{5}{6}$$

$$\mathbb{R} x = \left(-\frac{5}{6}, -\frac{1}{12}, \frac{5}{2}\right)^{T} \circ$$

下面求相应的PA=LU分解



第一次选列主元,交换第1行和第3行, 左乘置换矩阵 $P_1$ 

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & -6 & -1 \\ 1 & 2 & 2 \\ 2 & -2 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 \\ 1 & 2 & 2 \\ 0 & -6 & -1 \end{pmatrix}$$

第一次消元,消去第一列主对角元以下的非零元, 左乘 L

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{2} & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 \\ 1 & 2 & 2 \\ 0 & -6 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 \\ 0 & 3 & \frac{3}{2} \\ 0 & -6 & -1 \end{pmatrix}$$



# 大连疆三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

第二次选列主元,交换第2行和第3行,左乘置换矩阵 $P_2$ 

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 \\ 0 & 3 & \frac{3}{2} \\ 0 & -6 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 \\ 0 & -6 & -1 \\ 0 & 3 & \frac{3}{2} \end{pmatrix}$$

第二次消元,消去第二列主对角元以下的非零元,

左乘  $L_2$ 

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 \\ 0 & -6 & -1 \\ 0 & 3 & \frac{3}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 \\ 0 & -6 & -1 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix} = U$$





### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

### 则分解应为:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & -6 & -1 \\ 1 & 2 & 2 \\ 2 & -2 & 1 \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{2} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 \\ 0 & -6 & -1 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$$



即有:

$$PA = LU$$

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & -6 & -1 \\ 1 & 2 & 2 \\ 2 & -2 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 \\ 0 & -6 & -1 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$$

### 练习题 用列主元Gauss消去法解如下方程组,得到带列主元的

LU分解,并求出 det(A)

解:

$$\begin{pmatrix} -3 & 2 & 6 \\ 10 & -7 & 0 \\ 5 & -1 & 5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \\ 7 \\ 6 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix}
-3 & 2 & 6 & 4 \\
10 & -7 & 0 & 7 \\
5 & -1 & 5 & 6
\end{pmatrix}
\xrightarrow{\mathbf{P}_1} = \begin{pmatrix}
0 & 1 & 0 \\
1 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 1
\end{pmatrix}
\begin{pmatrix}
10 & -7 & 0 & 7 \\
-3 & 2 & 6 & 4 \\
5 & -1 & 5 & 6
\end{pmatrix}$$



# DUT 大连疆三大学

$$\begin{pmatrix}
10 & -7 & 0 & 7 \\
0 & -\frac{1}{10} & 6 & \frac{61}{10} \\
0 & \frac{5}{2} & 5 & \frac{5}{2}
\end{pmatrix}$$

$$\mathbf{P}_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix}
10 & -7 & 0 & 7 \\
0 & -\frac{1}{10} & 6 & \frac{61}{10} \\
0 & \frac{5}{2} & 5 & \frac{5}{2}
\end{pmatrix}
\qquad
P_2 = \begin{pmatrix}
1 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 1 \\
0 & 1 & 0
\end{pmatrix}
\qquad
\begin{pmatrix}
10 & -7 & 0 & 7 \\
0 & \frac{5}{2} & 5 & \frac{5}{2} \\
0 & -\frac{1}{10} & 6 & \frac{61}{10}
\end{pmatrix}$$

$$L_{2} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1/25 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 10 & -7 & 0 & 7 \\ 0 & \frac{5}{2} & 5 & \frac{5}{2} \\ 0 & 0 & \frac{31}{5} & \frac{31}{5} \end{pmatrix} = (\boldsymbol{U} \mid \boldsymbol{c})$$

从而求得方程组解:  $x_1 = 0$   $x_2 = -1$   $x_3 = 1$ 





$$\boldsymbol{L}_{2}\boldsymbol{P}_{2}\boldsymbol{L}_{1}\boldsymbol{P}_{1}\boldsymbol{A}=\boldsymbol{U}$$

$$L_2 P_2 L_1 P_1 A = U$$
  $L_2 (P_2 L_1 P_2^{-1}) (P_2 P_1) A = U$ 

$$\mathbf{P} = \mathbf{P}_{2} \mathbf{P}_{1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \det(\mathbf{P}) = 1$$

$$\boldsymbol{L} = (\boldsymbol{L}_{2}\widetilde{\boldsymbol{L}}_{1})^{-1} = (\boldsymbol{L}_{2}\boldsymbol{P}_{2}\boldsymbol{L}_{1}\boldsymbol{P}_{2}^{-1})^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1/2 & 1 & 0 \\ -3/10 & -1/25 & 1 \end{pmatrix}$$

则 
$$PA = LU$$

$$\det(PA) = \det(LU) = 10 \times \frac{5}{2} \times \frac{31}{5} = 155, \det(A) = 155$$



# 2.1.3 对称矩阵的Cholesky分解





### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

将对称正定阵 A 做 LU 分解,得到L和U,进一步

$$U = \begin{pmatrix} u_{ij} \\ \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} u_{11} \\ u_{22} \\ \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vdots \\ u_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vdots \\ \vdots \\ u_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ u_{nn} \end{pmatrix}$$

即  $A = L(D\widetilde{U})$ ,由 A 对称,得  $L(D\widetilde{U}) = \widetilde{U}^T(DL^T)$  由 A 的 LU 分解的唯一性  $\longrightarrow$   $L = \widetilde{U}^T$  即  $A = LDL^T$ 

对称正定阵的分解为:

$$A = \widetilde{L}\widetilde{L}^T$$



## 定理: (Cholesky分解)

对任意n阶对称正定矩阵 A,均存在下三角矩阵L 使  $A=LL^T$  成立,称其为对称正定矩阵A的Cholesky分解. 进一步地,如果规定 L的对角元为正数,则 L是唯一确定的。



下面研究如何进行对称正定矩阵的Cholesky分解. 当然,上述的证明过程提供一种计算Cholesky分解的方法. 我们还可以使用下面将要介绍的直接分解方法。





$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} l_{11} & & & \\ l_{21} & l_{22} & & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & & \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & l_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} l_{11} & l_{21} & \cdots & l_{n1} \\ & l_{22} & \cdots & l_{n2} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & l_{nn} \end{pmatrix}$$

$$a_{11} = l_{11}^2$$
  $\Rightarrow l_{11} = \sqrt{a_{11}}$ 

$$a_{21} = l_{21}l_{11}$$
  $\Rightarrow l_{21} = a_{21} / l_{11}$ 

$$\cdots a_{n1} = l_{n1}l_{11} \qquad \Longrightarrow l_{n1} = a_{n1} / l_{11}$$

$$a_{22} = l_{21}^2 + l_{22}^2$$
  $\Rightarrow l_{22} = \sqrt{a_{22} - l_{21}^2}$ 





# 利用矩阵乘法规则和利用的下三角结构得到

$$a_{jj} = \sum_{k=1}^{j-1} l_{jk}^2 + l_{jj}^2, \quad j = 1, 2, ... n$$

$$a_{ij} = \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} l_{jk} + l_{ij} l_{jj}, \quad i = j, j+1, \dots, n$$

$$l_{jj} = \left(a_{jj} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{jk}^2\right)^{\frac{1}{2}}, j = 1, 2, ..., n$$

$$l_{ij} = \left(a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} l_{jk}\right) / l_{jj}, \quad i = j+1, j+2,...,n$$



# DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{L}\boldsymbol{L}^T$$

$$\det(\boldsymbol{A}) = \det(\boldsymbol{L}) \det(\boldsymbol{L}^T) = \prod_{j=1}^{n} l_{jj}^2$$

$$Ax = b \Leftrightarrow L(L^Tx) = b \Leftrightarrow \begin{cases} Ly = b \\ L^Tx = y \end{cases}$$



# DUT 大连疆三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

用平方根法解线性代数方程组的算法

(1) 对矩阵A进行Cholesky分解,即 $A=LL^T$ ,由矩阵乘法:对于 j=1,2,...,n 计算

$$l_{jj} = \left(a_{jj} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{jk}^2\right)^{\frac{1}{2}}$$

$$l_{ij} = \left(a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} l_{jk}\right) / l_{jj}$$
,  $i = j+1, j+2,...,n$ 

计算次序为 $l_{11}$ , $l_{21}$ ,…, $l_{n1}$ , $l_{22}$ , $l_{32}$ ,…, $l_{n2}$ ,…, $l_{nn}$ 

计算量 (乘除法次数) 
$$\sum_{i=1}^{n} j(n-j+1) = \frac{n^3}{6} + \frac{n^2}{2} - \frac{n}{3}$$





# (2) 求解下三角形方程组

$$y_1 = b_1 / l_{11}, y_i = \left(b_i - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} y_k\right) / l_{ii}$$
,  $i = 2, 3, \dots, n$ 

# (3) 求解 $L^Tx = v$

$$x_n = y_n / l_{nn}, x_i = \left( y_i - \sum_{k=i+1}^n l_{ki} x_k \right) / l_{ii}$$
,  $i = n-1, n-2, \dots, 1$ 

# 平方根法的数值稳定性

曲 
$$a_{jj} = \sum_{k=1}^{j} l_{jk}^2$$
 ,推出  $|l_{jk}| \leq \sqrt{a_{jj}}$  ,  $k=1, 2, \dots, j$ .

因此在分解过程中L的元素的数量级不会增长,故平方根法通常是数值稳定的,不必选主元。





P47 例4 用cholesky方法求解线性方程组

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 4 & -1 & 1 \\ -1 & 4.25 & 2.75 \\ 1 & 2.75 & 3.5 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 4 \\ 6 \\ 7.25 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} 2 \\ -0.5 & 2 \\ 0.5 & 1.5 & 1 \end{pmatrix}$$

- (2) 求解Ly=b,得 $y=\{2,3.5,1\}^{T}$
- (3) 求解 $L^{T}x=y$ , 得 $x=\{1,1,1\}^{T}$



# 2.1.4 三对角矩阵的三角分解



# DUT



#### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

# 设三对角矩阵 $A = \begin{pmatrix} b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ & \ddots & \ddots & \ddots \\ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} \\ & & & a_n & b_n \end{pmatrix}$

# 如果矩阵A可以进行LU分解A=LU,其中

$$\boldsymbol{L} = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ l_2 & 1 & & & \\ & l_3 & \ddots & & \\ & & \ddots & 1 & \\ & & & l_n & 1 \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{U} = \begin{pmatrix} u_1 & d_1 & & & \\ & u_2 & d_2 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & u_{n-1} & d_{n-1} \\ & & & u_n \end{pmatrix}$$



# DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$egin{align} d_{ii} &= d_i \ d_{ii} &= d_{ii}, & d_{ii} &= d_{ii$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & & & \\ l_2 & 1 & & & \\ & l_3 & \ddots & & \\ & & \ddots & 1 & & \\ & & & l_n & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1 & d_1 & & & \\ & u_2 & d_2 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & u_{n-1} & d_{n-1} \\ & & & u_n \end{pmatrix}$$





$$Ax = f \Leftrightarrow L(Ux) = f \Leftrightarrow \begin{cases} Ly = f \\ Ux = y \end{cases}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & & & \\ l_2 & 1 & & \\ & l_3 & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & l_n & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{n-1} \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_{n-1} \\ f_n \end{pmatrix} \qquad y_1 = f_1 \\ l_i \cdot y_{i-1} + y_i = f_i \\ \vdots \\ f_{n-1} \\ f_n \end{pmatrix}$$

$$y_1 = f_1$$

$$v_1 = f_1$$

$$v_1 = f_1$$

$$v_2 = f_1$$

$$v_2 = f_1$$

$$v_3 = f_1$$

$$v_4 = f_1$$

$$v_4 = f_1$$

$$v_6 = f_1$$

$$v_7 = f_1$$

$$v_8 = f_1$$

# 用追赶法解三对角形方程组的算法

(1) 对矩阵A进行LU分解,公式如下:

$$\begin{cases} d_{i} = c_{i}, i = 1, 2, \dots, n-1 \\ u_{1} = b_{1} \\ l_{i} = a_{i} / u_{i-1}, i = 2, 3, \dots, n \\ u_{i} = b_{i} - l_{i} c_{i-1}, i = 2, 3, \dots, n \end{cases}$$

计算次序是 $u_1 \rightarrow l_2 \rightarrow u_2 \rightarrow l_3 \rightarrow u_3 \rightarrow \cdots \rightarrow l_n \rightarrow u_n$ 

LU分解计算量: 乘除法2(n-1),加减法n-1



# DUT 大连疆三大学

#### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

(2) 求解下三角形方程组

$$y_1 = f_1$$
,  $y_i = f_i - l_i y_{i-1}, i = 2, 3, \dots, n$ 

(3) 求解Ux = y

$$x_n = y_n / u_n$$
,  $x_i = (y_i - c_i x_{i+1}) / u_i$ ,  $i = n - 1, n - 2, \dots, 1$ 

解方程计算量: 乘除法3(n-1)+1,加减法2(n-1)

追赶法总计算量:乘除法5n-4,加减法3(n-1)

定理 设具有三对角形式的矩阵A,满足条件

$$(1) |b_1| > |c_1| > 0$$

$$(2) \qquad |b_n| > |a_n| > 0$$

(3) 
$$|b_i| \ge |a_i| + |c_i|$$
,

对角占优

$$a_i c_i \neq 0, i = 2, 3, \dots n - 1$$

则方程组 Ax = f 可用追赶法求解,且解存在唯一.

注: 定理条件中 $a_i c_i \neq 0$ ,如果某个 $a_i = 0$ 或 $c_i = 0$ ,则可化成低阶方程组求解.



# 大连疆三大管

证明 己知 
$$u_1 = b_1, l_i = a_i / u_{i-1}, u_i = b_i - l_i \cdot c_{i-1}, i = 2,3,...,n$$

于是 
$$|b_1| > |c_1| > 0 \implies u_1 = b_1 \neq 0, \quad 0 < |c_1/u_1| < 1$$

归纳法证明 
$$u_i \neq 0$$
,  $0 < |c_i/u_i| < 1$ ,  $i = 2,3,...,n-1$ 

假设 
$$u_{i-1} \neq 0, 0 < |c_{i-1}/u_{i-1}| < 1$$
, 于是

 $|u_i| = |b_i - l_i \cdot c_{i-1}| = |b_i - a_i \cdot c_{i-1}| / |u_{i-1}|$ 

$$\geq |b_i| - |a_i| \cdot |c_{i-1}/u_{i-1}| > |b_i| - |a_i| \geq |c_i|$$

 $|u_n| = |b_n - l_n \cdot c_{n-1}| \ge |b_n| - |a_n| |c_{n-1}| / |u_{n-1}| > |b_n| - |a_n| > 0$ 

于是  $det(A) = det(L) det(U) = u_1 u_2 \cdots u_n \neq 0$  方程组的解存在唯一



# DUT 大连疆三大学

#### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

### 追赶法的优点:

- · 计算量小,共8n-7次四则运算
- 存储量小,仅需要4个一维数组a,b,c,f,其中d,l,u,x分别存在c,a,b,f中。
- · 当A为对角占优时,数值稳定(中间数有界)

$$|u_{i}| = |b_{i} - l_{i} \cdot c_{i-1}| = |b_{i} - a_{i} \cdot c_{i-1} / u_{i-1}|$$

$$\leq |b_{i}| + |a_{i}| \cdot |c_{i-1} / u_{i-1}| < |b_{i}| + |a_{i}|$$

$$|b_i| - |a_i| < |u_i| < |b_i| + |a_i|, d_i = c_i, |l_i| = |a_i| / |u_{i-1}|$$



# 2.1.5 条件数与方程组的性态



# DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 考虑线性方程组

$$\begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 6.00001 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 8 \\ 8.00001 \end{pmatrix}$$

它有准确解为:  $x = (1,1)^T$ 。

如果方程组的系数矩阵以及右端项发生微小的

变化,得  $\begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 5.99999 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 8 \\ 8.00002 \end{pmatrix}$ 

它有准确解:  $x = (10,-2)^T$ ,可以看出,方程组的解变

化非常大。



程组,矩阵A称为"良态"矩阵。

定义 如果线性方程组Ax=b中,A或b的元素的微小变化,就会引起方程组解的巨大变化,则称方程组为"病态"方程组,矩阵A称为"病态"矩阵. 否则称方程组为"良态"方

我们需要一种能刻画矩阵和方程组"病态"标准的量。



求解Ax = b时,A和b的误差对解x有何影响?

设A精确,b有误差 $\delta b$ ,得到的解为 $x+\delta x$ ,即

绝对误差放大因子

$$A(x + \delta x) = b + \delta b$$

$$\Rightarrow \delta x = A^{-1} \delta b \qquad \Rightarrow \|\delta x\| \le \|A^{-1}\| \cdot \|\delta b\|$$

$$||b|| = ||Ax|| \le ||A|| \cdot ||x||$$

相对误差放大因

子

相对误差

$$\frac{\parallel \delta x \parallel}{\parallel x \parallel} \leq \parallel A \parallel \cdot \parallel A^{-1} \parallel$$



# DUT 大连疆三大学

#### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

# 定义 设4为非奇异矩阵, 为矩阵的算子范数,

则称  $cond(A) = ||A||||A^{-1}||$  为矩阵A的条件数。

常用的条件数为:

$$\operatorname{cond}_{\infty}(A) = \|A\|_{\infty} \|A^{-1}\|_{\infty}$$

$$cond_1(A) = ||A||_1 ||A^{-1}||_1$$

cond<sub>2</sub>(A) = 
$$||A||_2 ||A^{-1}||_2 = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(A^H A)}{\lambda_{\min}(A^H A)}}$$

分别称为矩阵A的∞-条件数、1-条件数和2-条件数。



注意,由
$$A^{H}A = A^{-1}AA^{H}A = A^{-1}(AA^{H})A$$
  

$$\det(\lambda I - A^{-1}(AA^{H})A) = \det(A^{-1}(\lambda I - (AA^{H}))A)$$

$$= \det(A^{-1}) \cdot \det(\lambda I - AA^{H}) \cdot \det(A)$$

$$= \det(\lambda I - AA^{H})$$

$$\mathbb{M} \lambda_{\max}(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) = \lambda_{\max}(\mathbf{A}\mathbf{A}^H), \quad \|\mathbf{A}\|_2^2 = \lambda_{\max}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})$$

$$\|A^{-1}\|_{2}^{2} = \lambda_{\max}((A^{-1})^{H}A^{-1}) = \lambda_{\max}((A^{H})^{-1}A^{-1})$$

$$= \lambda_{\max}((AA^{H})^{-1}) = \lambda_{\max}((A^{H}A)^{-1}) = \lambda_{\min}^{-1}(A^{H}A)$$

故 
$$\operatorname{cond}_{2}(A) = ||A||_{2} ||A^{-1}||_{2} = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(A^{H}A)}{\lambda_{\min}(A^{H}A)}}$$



矩阵的条件数具有如下的性质:

(1) 
$$\operatorname{cond}(A) \ge 1$$
  
 $\operatorname{cond}(A) = ||A^{-1}|| ||A|| \ge ||A^{-1}A|| = ||I|| = 1$ 

(2) 
$$cond(A) = cond(A^{-1})$$

$$\operatorname{cond}(A^{-1}) = ||A^{-1}|| \cdot ||(A^{-1})^{-1}|| = ||A^{-1}|| \cdot ||A|| = \operatorname{cond}(A)$$

(3) 
$$\operatorname{cond}(\alpha A) = \operatorname{cond}(A)$$
,  $\alpha \neq 0$ ,  $\alpha \in \mathbb{R}$   
 $\operatorname{cond}(\alpha A) = \|\alpha A\| \cdot \|(\alpha A)^{-1}\| = |\alpha| \cdot \|A\| \cdot \frac{1}{|\alpha|} \cdot \|A^{-1}\|$   
 $= \|A\| \cdot \|A^{-1}\| = \operatorname{cond}(A)$ 



(4) 如果U为酉(正交)矩阵,则 cond<sub>2</sub>(U) = 1

$$\operatorname{cond}_2(UA) = \operatorname{cond}_2(AU) = \operatorname{cond}_2(A)$$

由第一章习题12酉矩阵与谱范数的性质可 得

(5) A, B可逆  $cond(AB) \le cond(A) \cdot cond(B)$ 

$$\operatorname{cond}(\boldsymbol{A}\boldsymbol{B}) = \|\boldsymbol{A}\boldsymbol{B}\| \|(\boldsymbol{A}\boldsymbol{B})^{-1}\|$$

$$\leq \|\boldsymbol{A}\| \cdot \|\boldsymbol{B}\| \cdot \|\boldsymbol{A}^{-1}\| \cdot \|\boldsymbol{B}^{-1}\| = \operatorname{cond}(\boldsymbol{A}) \cdot \operatorname{cond}(\boldsymbol{B})$$



$$\frac{\|\delta \mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \le cond(\mathbf{A}) \frac{\|\delta \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{b}\|}$$

cond(A)越大,解的相对误差界可能越大, A对求解线性方程组来说就越可能呈现病态。

但 cond(A)多大A算病态,通常没有具体的定量标准;反之,cond(A)越小,解的相对误差界越小,呈现良态。



# DUT



#### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## n阶Hilbert矩阵

$$H_{n} = (h_{ij})_{n \times n} = \left(\frac{1}{i+j-1}\right)_{n \times n} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{1}{2} & \cdots & \frac{1}{n} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & \cdots & \frac{1}{n+1} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \frac{1}{n} & \frac{1}{n+1} & \cdots & \frac{1}{2n-1} \end{pmatrix} \quad i, j = 1, 2, \dots, n$$

$$cond_2(\mathbf{H}_4) = 1.5514 \times 10^4$$

$$cond_2(\mathbf{H}_6) = 1.4951 \times 10^7$$

cond<sub>2</sub>(
$$\mathbf{H}_8$$
) = 1.525×10<sup>10</sup>

Hilbert矩阵常常出现在数据拟合和函数逼近的研究中。



# 与条件数有关的 一个数值例子、两个定理



### 一个数值例子:

在前面的例子中取  $\delta b = (0, 0.00001)^T, \delta A = O_{2\times 2^\circ}$ 

我们观察  $\delta b$  对x的影响, 由

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 6.00001 \end{pmatrix}, \quad \mathcal{B}_{\mathcal{R}}, \qquad A^{-1} = \begin{pmatrix} 300000.5 & -300000 \\ -100000 & 100000 \end{pmatrix}$$

则A的条件数为:

$$\operatorname{cond}_{\infty}(A) = ||A||_{\infty} ||A^{-1}||_{\infty}$$
$$= 8.00001 \times 600000.5$$
$$\approx 4800010 \approx 4.8 \times 10^{6}$$

则线性方程组的相对误差界为:

$$\frac{\|\boldsymbol{\delta x}\|_{\infty}}{\|\boldsymbol{x}\|_{\infty}} \le \operatorname{cond}_{\infty}(\boldsymbol{A}) \frac{\|\boldsymbol{\delta b}\|_{\infty}}{\|\boldsymbol{b}\|_{\infty}} \approx 4.8 \times 10^{6} \times \frac{0.00001}{8}$$
$$\approx 4.8 \times 10^{6} \times 0.125 \times 10^{-5}$$
$$\approx 6 \approx 600\%$$

可见,右端向量b其分量百分之一的变化,可能引起解向量x百分之六百的变化。

这说明矩阵A是严重病态矩阵,相应的线性方程组是病态方程组。



# DUT 大连疆三大学

#### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

### \*系数矩阵和右端项的扰动对解的影响\*

定理2.5 设 Ax = b, A为非奇异矩阵,b为非零向量且 A 和 b 均有扰动。若A的扰动  $\delta A$ 非常小,使得  $||A^{-1}|||\delta A||<1$ ,则

$$\frac{\left\|\boldsymbol{\delta x}\right\|}{\left\|\boldsymbol{x}\right\|} \leq \frac{\operatorname{cond}(\boldsymbol{A})}{1-\operatorname{cond}(\boldsymbol{A})\frac{\left\|\boldsymbol{\delta A}\right\|}{\left\|\boldsymbol{A}\right\|}} \left(\frac{\left\|\boldsymbol{\delta A}\right\|}{\left\|\boldsymbol{A}\right\|} + \frac{\left\|\boldsymbol{\delta b}\right\|}{\left\|\boldsymbol{b}\right\|}\right)$$

注: 当  $\delta A = \mathbf{0}$  时,上述不等式为:  $\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \operatorname{cond}(A) \frac{\|\delta b\|}{\|b\|}$ 



# DUT



证明 曲  $(A + \delta A)(x + \delta x) = b + \delta b = Ax + \delta Ax + A\delta x + \delta A\delta x$ 

$$\delta \mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1} \delta \mathbf{b} - \mathbf{A}^{-1} \delta \mathbf{A} \mathbf{x} - \mathbf{A}^{-1} \delta \mathbf{A} \delta \mathbf{x}$$

 $\|\delta \mathbf{x}\| \le \|A^{-1}\| \|\delta \mathbf{b}\| + \|A^{-1}\| \|\delta A\| \|\mathbf{x}\| + \|A^{-1}\| \|\delta A\| \|\delta \mathbf{x}\|$ 

$$(1 - ||A^{-1}||||\delta A||)||\delta x|| \le ||A^{-1}||(||\delta b|| + ||\delta A||||x||)$$

$$\|\delta x\| \leq \frac{\|A^{-1}\|(\|\delta b\| + \|\delta A\|\|x\|)}{1 - \|A^{-1}\|\|\delta A\|} \qquad \frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \frac{\|A^{-1}\|(\|\delta b\| / \|x\| + \|\delta A\|)}{1 - \|A^{-1}\|\|\delta A\|}$$

$$\frac{\left\|\delta \mathbf{x}\right\|}{\left\|\mathbf{x}\right\|} \leq \frac{\left\|\mathbf{A}^{-1}\right\| \left(\left\|\delta \mathbf{b}\right\| / \left\|\mathbf{x}\right\| + \left\|\delta \mathbf{A}\right\|\right)}{1 - \left\|\mathbf{A}^{-1}\right\| \left\|\delta \mathbf{A}\right\|}$$

$$\|\boldsymbol{b}\| \le \|\boldsymbol{A}\| \|\boldsymbol{x}\|$$

$$\Rightarrow \frac{1}{\|\boldsymbol{x}\|} \le \frac{\|\boldsymbol{A}\|}{\|\boldsymbol{b}\|}$$

$$\leq \frac{\|A^{-1}\|(\|\delta b\|\|A\|/\|b\|+\|\delta A\|)}{1-\|A^{-1}\|\|\delta A\|} \leq \frac{\|A\|\|A^{-1}\|(\frac{\|\delta b\|}{\|b\|}+\frac{\|\delta A\|}{\|A\|})}{1-\|A^{-1}\|\|A\|\frac{\|\delta A\|}{\|A\|}}$$



### \*近似解的余量与它的相对误差间的关系\*

定理2.6 设Ax = b,A为非奇异矩阵,b为非零向量,则方程组近似解 $\chi$ 的事后估计式为

$$\frac{1}{\operatorname{cond}(A)} \frac{\|\boldsymbol{b} - A\widetilde{\boldsymbol{x}}\|}{\|\boldsymbol{b}\|} \le \frac{\|\widetilde{\boldsymbol{x}} - \boldsymbol{x}\|}{\|\boldsymbol{x}\|} \le \operatorname{cond}(A) \frac{\|\boldsymbol{b} - A\widetilde{\boldsymbol{x}}\|}{\|\boldsymbol{b}\|}$$

其中称 $\|\mathbf{b} - A\widetilde{\mathbf{x}}\|$ 为近似解 $\widetilde{\mathbf{x}}$ 的余量,简称余量。

若cond(A)≈1时,余量的相对误差可作为解的相对误差的一个好的度量,对于病态方程组,虽然余量的相对误差已经很小,但解的相对误差仍然很大。





证明 由 
$$Ax = b$$
  $b - A\tilde{x} = Ax - A\tilde{x} = A(x - \tilde{x})$ 

$$x - \widetilde{x} = A^{-1}(b - A\widetilde{x})$$
  $||x - \widetilde{x}|| \le ||A^{-1}|| ||b - A\widetilde{x}||$ 

$$\frac{\|\boldsymbol{b}\| \leq \|\boldsymbol{A}\| \|\boldsymbol{x}\|}{\Rightarrow \frac{1}{\|\boldsymbol{x}\|} \leq \frac{\|\boldsymbol{A}\|}{\|\boldsymbol{b}\|}} = \frac{\|\boldsymbol{x} - \widetilde{\boldsymbol{x}}\|}{\|\boldsymbol{x}\|} \leq \frac{\|\boldsymbol{A}\| \|\boldsymbol{A}^{-1}\| \|\boldsymbol{b} - \boldsymbol{A}\widetilde{\boldsymbol{x}}\|}{\|\boldsymbol{b}\|} = \operatorname{cond}(\boldsymbol{A}) \frac{\|\boldsymbol{b} - \boldsymbol{A}\widetilde{\boldsymbol{x}}\|}{\|\boldsymbol{b}\|}$$

另一方面

$$\|\boldsymbol{b} - A\widetilde{\boldsymbol{x}}\| \leq \|\boldsymbol{A}\| \|\boldsymbol{x} - \widetilde{\boldsymbol{x}}\|$$

$$|\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b} \Rightarrow ||\mathbf{x}|| \leq ||\mathbf{A}^{-1}|| ||\mathbf{b}|| \Rightarrow \frac{1}{||\mathbf{x}||} \geq \frac{1}{||\mathbf{A}^{-1}|| ||\mathbf{b}||}$$

$$\Rightarrow \|x - \widetilde{x}\| \ge \frac{\|b - A\widetilde{x}\|}{\|A\|}$$

$$\Rightarrow \|x - \widetilde{x}\| \ge \frac{\|\boldsymbol{b} - A\widetilde{x}\|}{\|A\|} \Rightarrow \frac{\|x - \widetilde{x}\|}{\|x\|} \ge \frac{\|\boldsymbol{b} - A\widetilde{x}\|}{\|A\|\|A^{-1}\|\|\boldsymbol{b}\|} = \frac{1}{\operatorname{cond}(A)} \frac{\|\boldsymbol{b} - A\widetilde{x}\|}{\|\boldsymbol{b}\|}$$



# DUT 大连疆三大学

#### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

# 条件数的几何意义

定理2.7 设 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 非奇异,则

$$\min \left\{ \frac{\|\delta A\|_{2}}{\|A\|_{2}} : A + \delta A \, \text{奇异} \right\}$$

$$= \frac{1}{\|A^{-1}\|_{2} \cdot \|A\|_{2}} = \frac{1}{\operatorname{cond}_{2}(A)}$$

即在谱范数下,一个矩阵的条件数的倒数正好等于该矩阵与全体奇异矩阵所成集合的相对距离.



该定理表明,当矩阵A十分病态时,就说明A已十分接近一个奇异矩阵。

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 6.00001 \end{pmatrix} \qquad \det(A) = 0.00002$$

思考: 是否可以用行列式刻划矩阵的病态?

注意到 
$$\operatorname{cond}(A) = \operatorname{cond}(A^{-1})$$

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} 300000.5 & -300000 \\ -100000 & 100000 \end{pmatrix} \quad \det(A^{-1}) = 50000 = \det(A)^{-1}$$



# 病态方程的经验判断

判断一个矩阵是否病态需要计算条件数,而 计算矩阵的逆非常的麻烦,因此实际计算时 通常用实际经验来代替条件数的计算。

## 常用的判断方法有:

- 1. 在对矩阵进行三角化时出现小主元,大 多数情形下是病态的;
- 2.最大特征值与最小特征值之比非常大(按绝对值);



• 3.系数矩阵的行列式值很小,或者矩阵的某些行接近线性相关,此时矩阵接近于奇异矩阵;

但这并不是绝对的,例如  $\epsilon I$  ,尽管其行列式非常小,但其条件数为1,方程组状态良好;

• 4.系数矩阵A的元素之间数量级相差很大, 并且无一定的规则;



# 2.1.6 矩阵的QR分解



• 回忆: 求解线性方程组与矩阵的三角分解

$$Ax = b \qquad A = LU$$

$$\begin{cases} Ax = b \\ A = LU \end{cases} \Leftrightarrow LUx = b \Leftrightarrow \begin{cases} Ly = b \\ Ux = y \end{cases}$$

• 问题:条件数与方程组的性态

 $cond(A) = cond(LU) \le cond(L) \cdot cond(U)$ 

LU分解是否能保持条件数?



# DUT 大连疆三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

例

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 2 & 4 & 1 \\ 2 & 0 & 2 \end{pmatrix} = \mathbf{L}\mathbf{U} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ 2 & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 0 & 2 & -5 \\ 0 & 0 & -9 \end{pmatrix}$$

 $cond_2(\mathbf{A}) \approx 4.89894, cond_2(\mathbf{L}) \approx 14.9224, cond_2(\mathbf{U}) \approx 14.2208.$ 

良态方程组 Ax = b 变为病态方程组  $\begin{cases} Ly = b \\ Ux = y \end{cases}$ 

矩阵的LU分解不能保证条件数!



## DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 能否构造保持条件数的矩阵三角分解?

解决方法: 正交变换保持2-条件数,即若Q为正交

矩阵( $\mathbf{Q}^{-1} = \mathbf{Q}^T$ ),则

$$cond_2(\mathbf{Q}) = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(\mathbf{Q}^T\mathbf{Q})}{\lambda_{\min}(\mathbf{Q}^T\mathbf{Q})}} = 1,$$

$$cond_2(\mathbf{Q}\mathbf{A}) = cond_2(\mathbf{A}\mathbf{Q}) = cond_2(\mathbf{A})$$

$$\begin{cases} Ax = b \\ A = QR \end{cases} \Leftrightarrow QRx = b \Leftrightarrow \begin{cases} Qy = b \\ Rx = y \end{cases} \Leftrightarrow Rx = Q^{T}b$$



## 一般矩阵的QR分解的定义

定义: 如果  $A \in \mathbb{R}^{m \times n} (m \ge n), r(A) = n$ ,

$$A = Q \binom{R_I}{O} = QR$$

其中Q为正交阵, $R_1$ 为对角元大于零的上三角矩阵。 上面的矩阵分解式称为矩阵的QR分解。

注:对角元大于零的条件不是必须的。如果小于零,只要再乘以初等(正交)矩阵  $P(i(\mathbb{I}))$ 可。

以下考虑方阵的情形。



# DUT 大连疆三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 矩阵消元的几何观点

$$A = \begin{pmatrix} \times & \times & \times \\ \times & \times & \times \\ \times & \times & \times \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{用正交变换} \boldsymbol{\varrho}_1} \begin{pmatrix} \times & \times & \times \\ 0 & \times & \times \\ 0 & \times & \times \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{用正交变换} \boldsymbol{\varrho}_2} \begin{pmatrix} \times & \times & \times \\ 0 & \times & \times \\ 0 & 0 & \times \end{pmatrix} = \boldsymbol{R}$$

$$A = (\boldsymbol{a}_1, \boldsymbol{a}_2, \dots, \boldsymbol{a}_n), \quad \boldsymbol{a}_1 \to \boldsymbol{\varrho}_1 \boldsymbol{a}_1 = \begin{pmatrix} \times \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

几何上看,就是把空间中的一个向量通过正交变换,变为落在第一个坐标轴上的向量。

正交变换:旋转和镜面反射,特点是保持向量的内积和长度(2-范数)不变。

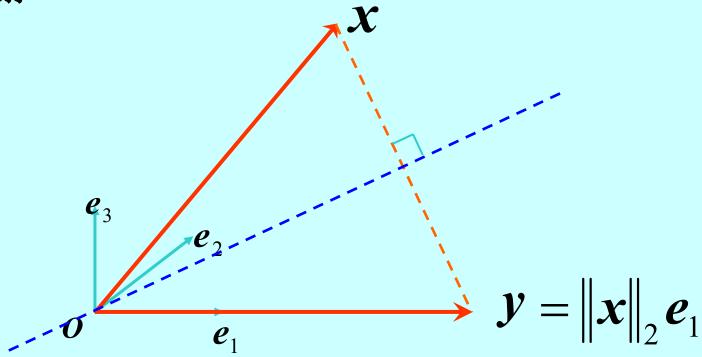


## DUT

# 大连疆三大学

## DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

镜面反射

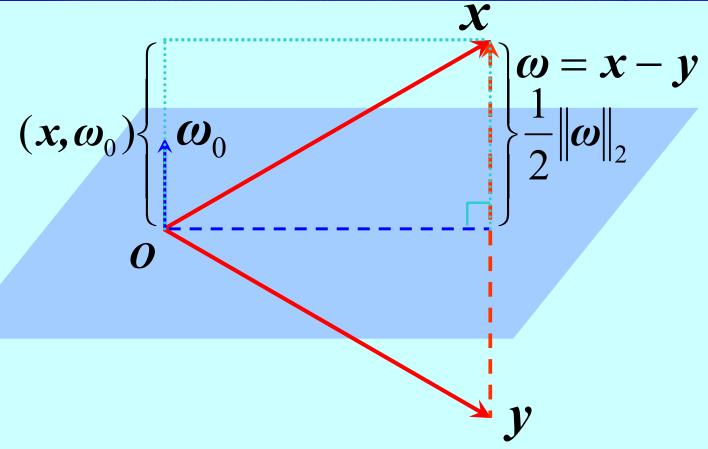


如何将任意非零向量 x变为落在第一个坐标轴 e上的向量  $y = ||x||_{2} e_{1}$ ?





## TECHNOLOGY



$$\boldsymbol{\omega}_0 = \frac{\boldsymbol{\omega}}{\|\boldsymbol{\omega}\|_2}, \quad \boldsymbol{\omega} = \boldsymbol{x} - \boldsymbol{y} = \|\boldsymbol{\omega}\|_2 \boldsymbol{\omega}_0, \quad (\boldsymbol{x}, \boldsymbol{\omega}_0) = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|_2$$



# DUT 大连疆三大学

$$\boldsymbol{\omega}_0 = \frac{\boldsymbol{\omega}}{\|\boldsymbol{\omega}\|_2}, \ \boldsymbol{\omega} = \boldsymbol{x} - \boldsymbol{y} = \|\boldsymbol{\omega}\|_2 \boldsymbol{\omega}_0, \ \|\boldsymbol{\omega}\|_2 = 2(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{\omega}_0) = 2\boldsymbol{\omega}_0^T \boldsymbol{x}$$

$$\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y} = \boldsymbol{\omega}_0 \cdot 2(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{\omega}_0) = 2\boldsymbol{\omega}_0(\boldsymbol{\omega}_0^T \boldsymbol{x}) = 2\frac{\boldsymbol{\omega}(\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{x})}{\|\boldsymbol{\omega}\|_2^2} = 2\frac{(\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\omega}^T)\boldsymbol{x}}{\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega}}$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} - 2\frac{\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\omega}^T}{\boldsymbol{\omega}^T\boldsymbol{\omega}}\mathbf{x} = (\mathbf{I} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}^T\boldsymbol{\omega}}\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\omega}^T)\mathbf{x} := H(\boldsymbol{\omega})\mathbf{x}$$

定义2.4 设  $\omega \in \mathbb{R}^n, \omega \neq 0$ , 称初等矩阵

$$H(\omega) = I - \frac{2}{\omega^T \omega} \omega \omega^T$$
 (2-33) 为Householder矩阵(简称H阵),或称Householder

变换矩阵.





## Householder矩阵的性质

1. 对称性:  $H(\omega)^T = H(\omega)$ 

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega})^{T} = \left(\boldsymbol{I} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}^{T} \boldsymbol{\omega}} \boldsymbol{\omega} \boldsymbol{\omega}^{T}\right)^{T} = \boldsymbol{I} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}^{T} \boldsymbol{\omega}} \left(\boldsymbol{\omega} \boldsymbol{\omega}^{T}\right)^{T} = \boldsymbol{I} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}^{T} \boldsymbol{\omega}} \boldsymbol{\omega} \boldsymbol{\omega}^{T} = \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega})$$

2. 正交性:  $H(\omega)^T H(\omega) = I$ 

$$H(\boldsymbol{\omega})^{T}H(\boldsymbol{\omega}) = \left(\boldsymbol{I} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}^{T}\boldsymbol{\omega}}\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\omega}^{T}\right)^{2} = \boldsymbol{I} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}^{T}\boldsymbol{\omega}}\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\omega}^{T} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}^{T}\boldsymbol{\omega}}\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\omega}^{T} + \left(\frac{2}{\boldsymbol{\omega}^{T}\boldsymbol{\omega}}\right)^{2}\left(\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\omega}^{T}\right)\left(\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\omega}^{T}\right)$$
$$= \boldsymbol{I} - \frac{4}{\boldsymbol{\omega}^{T}\boldsymbol{\omega}}\boldsymbol{\omega}\boldsymbol{\omega}^{T} + \frac{4}{\left(\boldsymbol{\omega}^{T}\boldsymbol{\omega}\right)^{2}}\boldsymbol{\omega}\left(\boldsymbol{\omega}^{T}\boldsymbol{\omega}\right)\boldsymbol{\omega}^{T} = \boldsymbol{I}$$



# DUT 大连疆三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

3. 如果  $H(\omega)x = y$ ,则  $\|y\|_{2} = \|x\|_{2}$  (长度不变)

$$\|\mathbf{y}\|_{2}^{2} = \mathbf{y}^{T} \mathbf{y} = (\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})\mathbf{x})^{T} (\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})\mathbf{x}) = \mathbf{x}^{T} (\mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})^{T} \mathbf{H}(\boldsymbol{\omega})) \mathbf{x} = \mathbf{x}^{T} \mathbf{x} = \|\mathbf{x}\|_{2}^{2}$$

**4.** 设  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^n$ 且 $x \neq 0$ ,取  $\omega = x - ||x||_2 e_1$ 则

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega})\boldsymbol{x} = \boldsymbol{H}(\boldsymbol{x} - \|\boldsymbol{x}\|_{2}\boldsymbol{e}_{1})\boldsymbol{x} = \begin{pmatrix} \|\boldsymbol{x}\|_{2} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = \|\boldsymbol{x}\|_{2}\boldsymbol{e}_{1}.$$

## 对于n阶复矩阵A

推论2.1: 设  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{C}^n$ 且  $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ ,

则存在Householder矩阵

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}) = \boldsymbol{I} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}^H \boldsymbol{\omega}} \boldsymbol{\omega} \boldsymbol{\omega}^H$$

使得 $H(\boldsymbol{\omega})\mathbf{x} = \alpha \mathbf{e}_1$ , 其中 $|\alpha| = \|\mathbf{x}\|_2$ 且  $\alpha \mathbf{x}^H \mathbf{e}_1$ 为实数.

## 例10 已知向量

(1) 
$$\mathbf{x} = (-3, 0, 4)^T, \mathbf{y} = (0, 0, 5)^T,$$

(2) 
$$\mathbf{x} = (i, -2i, 0, 2)^T, \mathbf{y} = (3i, 0, 0, 0)^T,$$

试求Householder矩阵H, 使得y = Hx.





(1) 
$$\mathbf{x} = (-3, 0, 4)^T, \mathbf{y} = (0, 0, 5)^T$$

$$\mathbf{w} = \mathbf{x} - \mathbf{y} = (-3, 0, -1)^T, \|\mathbf{\omega}\|_2^2 = 10$$
 于是

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}) = \boldsymbol{I} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega}} \boldsymbol{\omega} \boldsymbol{\omega}^T$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 1 \end{pmatrix} - \frac{1}{5} \begin{pmatrix} -3 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix} (-3 \ 0 \ -1) = \begin{pmatrix} -\frac{4}{5} & 0 & -\frac{3}{5} \\ 0 & 1 & 0 \\ -\frac{3}{5} & 0 & \frac{4}{5} \end{pmatrix}$$





(2) 
$$\mathbf{x} = (i, -2i, 0, 2)^T, \mathbf{y} = (3i, 0, 0, 0)^T$$

解 由推论2.1可知

$$|\alpha| = ||x||_2 = \sqrt{|-2i|^2 + |i|^2 + 2^2} = 3$$

且  $\alpha x^H e_1 = -\alpha i$  为实数,所以取  $\alpha = 3i$  。故

$$\boldsymbol{\omega} = \boldsymbol{x} - \alpha \boldsymbol{e}_1 = (-2i, -2i, 0, 2)^T, \|\boldsymbol{\omega}\|_2^2 = 12$$

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}) = \boldsymbol{I} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}^{H} \boldsymbol{\omega}} \boldsymbol{\omega} \boldsymbol{\omega}^{H} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & & 1 \end{pmatrix} - \frac{1}{6} \begin{pmatrix} -2i \\ -2i \\ 0 \\ 2 \end{pmatrix} (2i \ 2i \ 0 \ 2)$$





## OF TECHNOLOGY

$$= \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 & -2 & 0 & 2i \\ -2 & 1 & 0 & 2i \\ 0 & 0 & 3 & 0 \\ -2i & -2i & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

即

$$\frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 & -2 & 0 & 2i \\ -2 & 1 & 0 & 2i \\ 0 & 0 & 3 & 0 \\ -2i & -2i & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -i \\ -2i \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3i \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$





## 利用一系列H阵进行矩阵的QR分解

例11 利用Householder变换求A的分解,其中

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & 3 & 1 \\ 2 & 1 & -5 \end{pmatrix}.$$

解:将A按列分块为 $A = (a_1, a_2, a_3)$ ,其中

$$a_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{pmatrix}, ||a_1||_2 = 3, |\omega_1 = a_1 - ||a_1||_2 e_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 2 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 3 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -2 \\ 2 \\ 2 \end{pmatrix}$$



## DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$Q_{1} = \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}_{1}) = \boldsymbol{I} - \frac{2}{\boldsymbol{\omega}_{1}^{T} \boldsymbol{\omega}_{1}} \boldsymbol{\omega}_{1} \boldsymbol{\omega}_{1}^{T} = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & \frac{-2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{-2}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix},$$

$$H(\boldsymbol{\omega}_1)A = (H(\boldsymbol{\omega}_1)\boldsymbol{a}_1, H(\boldsymbol{\omega}_1)\boldsymbol{a}_2, H(\boldsymbol{\omega}_1)\boldsymbol{a}_3) = \begin{pmatrix} 3 & 3 & -\frac{7}{3} \\ 0 & 1 & \frac{13}{3} \\ 0 & -1 & -\frac{5}{3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{\theta} & A_2 \end{pmatrix},$$





$$\boldsymbol{A}_{2} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{13}{3} \\ -1 & -\frac{5}{3} \end{pmatrix} = (\widetilde{\boldsymbol{a}}_{1}, \widetilde{\boldsymbol{a}}_{2}), \ \widetilde{\boldsymbol{a}}_{1} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}, \ \|\widetilde{\boldsymbol{a}}_{1}\|_{2} = \sqrt{2}$$

$$\boldsymbol{\omega}_2 = \widetilde{\boldsymbol{a}}_1 - \|\widetilde{\boldsymbol{a}}_1\|_2 \boldsymbol{e}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \sqrt{2} \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 - \sqrt{2} \\ -1 \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}_2) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} - \frac{1}{2 - \sqrt{2}} \begin{pmatrix} 3 - 2\sqrt{2} & -1 + \sqrt{2} \\ -1 + \sqrt{2} & 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} \sqrt{2} & -\sqrt{2} \\ -\sqrt{2} & -\sqrt{2} \end{pmatrix},$$

$$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}_2)\boldsymbol{A}_2 = \left(\boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}_2)\widetilde{\boldsymbol{a}}_1, \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}_2)\widetilde{\boldsymbol{a}}_2\right) = \begin{pmatrix} \sqrt{2} & 3\sqrt{2} \\ 0 & -\frac{4}{3}\sqrt{2} \end{pmatrix}.$$





$$\mathbf{Q}_2 = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{0}^{\mathrm{T}} \\ \mathbf{0} & \mathbf{H}(\mathbf{\omega}_2) \end{pmatrix}_{3 \times 3}$$

$$\boldsymbol{Q}_{2}\boldsymbol{Q}_{1}\boldsymbol{A} = \begin{pmatrix} 1 & \boldsymbol{\theta}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{\theta} & \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}_{2}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{\theta} & \boldsymbol{A}_{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{\theta} & \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}_{2}) \boldsymbol{A}_{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{\theta} & \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\omega}_{2}) \boldsymbol{A}_{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & 3 & -\frac{7}{3} \\ 0 & \sqrt{2} & 3\sqrt{2} \\ 0 & 0 & -\frac{4}{3}\sqrt{2} \end{pmatrix} = \boldsymbol{R}$$

$$\mathbf{Q} = (\mathbf{Q}_{2}\mathbf{Q}_{1})^{T} = \mathbf{Q}_{1}\mathbf{Q}_{2} = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & \frac{-2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{-2}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{2} & -\frac{\sqrt{2}}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & 0 & -\frac{2\sqrt{2}}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{6} \\ \frac{2}{3} & -\frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{6} \end{pmatrix}$$

$$A = QR$$





$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} 3 & 3 & -\frac{7}{3} \\ 0 & \sqrt{2} & 3\sqrt{2} \\ 0 & 0 & -\frac{4}{3}\sqrt{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 3 & -\frac{7}{3} \\ 0 & \sqrt{2} & 3\sqrt{2} \\ 0 & 0 & \frac{4}{3}\sqrt{2} \end{pmatrix} = \mathbf{Q}_{3}\widetilde{\mathbf{R}},$$

$$A = QR = (QQ_3)\widetilde{R} = \widetilde{Q}\widetilde{R}$$



# DUT 大连疆三大学

## DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

小结

利用Householder矩阵对矩阵 A 进行QR分解,保持矩阵的条件数,数值稳定,但计算量比LU分解大。

1. 
$$H(\omega) = I - \frac{2}{\omega^{T}\omega}\omega\omega^{T}$$
 的定义,性质和几何意义。

2. QR分解的算法过程, "降阶一变换一镶边一升阶一合并"。



## • 思考题:

- 1. 能不能利用其它正交变换(如旋转)进行QR 分解?
- 2. 除了QR分解,是否有别的分解(如带列主元的LU分解)能够保持矩阵的条件数? 或者如何修正LU分解,使其保持矩阵条件数?



# 2.2 特殊矩阵的特征系统

本节将介绍理论上和特征系统计算上 非常重要的矩阵分解,即Schur分解.

定理 2.7 (Schur定理) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ,则存在

酉阵 $U \in \mathbb{C}^{n \times n}$  使得

 $A = URU^H$ 

酉相似

其中 $R \in \mathbb{C}^{n \times n}$  为上三角矩阵。

 $A = URU^H$  也称为矩阵的Schur分解

证明 对矩阵阶数n用数学归纳法

n=1时,定理显然成立

设n=k时定理成立,证明n=k+1时定理仍成立

记 $\lambda$ 为k+1阶方阵A的一个特征值,于是存在

$$u_1 \in C^{k+1}, ||u_1|| = 1$$
  $Au_1 = \lambda u_1$ 

将 $u_1$ 扩充为 $C^{k+1}$ 的一组标准正交基,记为

$$U_1 = (u_1, u_2, \dots, u_{k+1}) \in C^{(k+1) \times (k+1)}$$



$$U_1 = (u_1, u_2, \dots, u_{k+1}) \in C^{(k+1)\times(k+1)}$$
为酉阵

$$\boldsymbol{U}_{1}^{H} \boldsymbol{A} \boldsymbol{U}_{1} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{u}_{1}^{H} \\ \boldsymbol{u}_{2}^{H} \\ \vdots \\ \boldsymbol{u}_{k+1}^{H} \end{pmatrix} (\boldsymbol{A} \boldsymbol{u}_{1}, \boldsymbol{A} \boldsymbol{u}_{2}, \dots, \boldsymbol{A} \boldsymbol{u}_{k+1}) = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\lambda} & \boldsymbol{c}^{T} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{A}_{1} \end{pmatrix}$$

其中 $c \in C^k, A_1 \in C^{k \times k}$ 

由归纳假设,存在酉阵  $U_{2} \in \mathbb{C}^{k \times k}$ ,上三角阵  $\mathbb{R}_{1} \in \mathbb{C}^{k \times k}$ 

$$\boldsymbol{A}_1 = \boldsymbol{U}_2 \boldsymbol{R}_1 \boldsymbol{U}_2^H$$





$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{U}_{1} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\lambda} & \boldsymbol{c}^{T} \\ \boldsymbol{\theta} & \boldsymbol{A}_{1} \end{pmatrix} \boldsymbol{U}_{1}^{H} = \boldsymbol{U}_{1} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\lambda} & \boldsymbol{c}^{T} \\ \boldsymbol{\theta} & \boldsymbol{U}_{2} \boldsymbol{R}_{1} \boldsymbol{U}_{2}^{H} \end{pmatrix} \boldsymbol{U}_{1}^{H}$$

$$= \boldsymbol{U}_{1} \begin{pmatrix} 1 & \boldsymbol{0}^{T} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{U}_{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda & \widetilde{\boldsymbol{c}}^{T} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{R}_{1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \boldsymbol{0}^{T} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{U}_{2}^{H} \end{pmatrix} \boldsymbol{U}_{1}^{H}$$

$$\sharp + \widetilde{\boldsymbol{c}}^T \boldsymbol{U}_2^H = \boldsymbol{c}^T \Rightarrow \widetilde{\boldsymbol{c}}^T = \boldsymbol{c}^T \boldsymbol{U}_2 \Rightarrow \widetilde{\boldsymbol{c}} = \boldsymbol{U}_2^T \boldsymbol{c} \in \boldsymbol{C}^k$$

记
$$U = U_1 \begin{pmatrix} 1 & \boldsymbol{0}^T \\ \boldsymbol{0} & U_2 \end{pmatrix}, R = \begin{pmatrix} \lambda & \widetilde{\boldsymbol{c}}^T \\ \boldsymbol{0} & R_1 \end{pmatrix}$$
 
$$A = URU^H$$

$$A = URU^{H}$$

$$\boldsymbol{U}^{H}\boldsymbol{U} = \begin{pmatrix} 1 & \boldsymbol{\theta}^{T} \\ \boldsymbol{\theta} & \boldsymbol{U}_{2}^{H} \end{pmatrix} \boldsymbol{U}_{1}^{H}\boldsymbol{U}_{1} \begin{pmatrix} 1 & \boldsymbol{\theta}^{T} \\ \boldsymbol{\theta} & \boldsymbol{U}_{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \boldsymbol{\theta}^{T} \\ \boldsymbol{\theta} & \boldsymbol{U}_{2}^{H} \boldsymbol{U}_{2} \end{pmatrix} = \boldsymbol{I}$$

Schur定理还可以表示为:任意n阶方阵酉相似于一个以其特征值为对角元的上三角矩阵R。 R 通常称为A的Schur标准型。

定义2.5 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 若 $A^H A = AA^H$ 

则称矩阵A为正规矩阵。

常见正规矩阵的有:

Hermite阵:  $A^H = A$  实对称矩阵:  $A^T = A$ 

斜Hermite阵:  $A^{H} = -A$  实反对称矩阵:  $A^{T} = -A$ 

酉阵:  $A^H A = AA^H = I$ 

正交矩阵:  $A^T A = AA^T = I$ 

以上矩阵均为正规矩阵。

# 推论 2.2 设 A为n阶方阵,则A为正规矩阵 的充分必要条件是存在n阶酉阵U,使得

 $A = UDU^H$ 

其中 $D \in \mathbb{C}^{n \times n}$  为对角矩阵。



## DUT



## DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

证明: 充分性 (⇐)

.由于A=UDUH,则

$$\boldsymbol{A}^{H}\boldsymbol{A} = \left(\boldsymbol{U}\boldsymbol{D}\boldsymbol{U}^{H}\right)^{H}\left(\boldsymbol{U}\boldsymbol{D}\boldsymbol{U}^{H}\right)$$

$$= UD^{H}U^{H}UDU^{H} = U(D^{H}D)U^{H}$$

$$AA^{H} = (UDU^{H})(UDU^{H})^{H}$$
$$= UDU^{H}UD^{H}U^{H} = U(DD^{H})U^{H}$$



## DUT



## DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

而

$$\boldsymbol{D}^{H}\boldsymbol{D} = \begin{pmatrix} \overline{d}_{1} & & \\ & \ddots & \\ & & \overline{d}_{n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_{1} & & \\ & \ddots & \\ & & d_{n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} |d_{1}|^{2} & & \\ & \ddots & \\ & & |d_{n}|^{2} \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} d_{1} & & \\ & & \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \overline{d}_{1} & & \\ & & \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} d_1 & & \\ & \ddots & \\ & & d_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \overline{d}_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \overline{d}_n \end{pmatrix} = \mathbf{D} \mathbf{D}^H$$

故

$$A^H A = AA^H$$

即4为正规矩阵.



必要性  $(\Rightarrow)$  由Schur分解定理知, $A = URU^H$   $U \in \mathbb{C}^{n \times n}$  为酉阵,R为上三角阵。那么,由假设知A为 正规矩阵,即  $A^HA = AA^H \Rightarrow R^HR = RR^H$ ,即 R为正规矩阵。而上三角阵R正规矩阵。 $\Leftrightarrow R$ 为对角矩阵。事实上,设

$$\boldsymbol{R} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & r_{nn} \end{pmatrix} \quad \boldsymbol{R}^{H} = \begin{pmatrix} \overline{r}_{11} & & & \\ \overline{r}_{12} & \overline{r}_{22} & & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & & \\ \overline{r}_{1n} & \overline{r}_{2n} & \cdots & \overline{r}_{nn} \end{pmatrix}$$



### 再注意到.

$$\mathbf{R}^{H}\mathbf{R} = \begin{pmatrix} |r_{11}|^{2} & * & \cdots & * \\ * & |r_{22}|^{2} + |r_{12}|^{2} & \cdots & * \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ * & * & \cdots & \sum_{i=1}^{n} r_{in}|^{2} \end{pmatrix} = \mathbf{R}\mathbf{R}^{H} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^{n} r_{1i}|^{2} & * & \cdots & * \\ * & \sum_{i=1}^{n} r_{2i}|^{2} & \cdots & * \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ * & * & \cdots & |r_{nn}|^{2} \end{pmatrix}$$

## 从而可得:

$$|r_{11}|^2 = |r_{11}|^2 + |r_{12}|^2 + \dots + |r_{1n}|^2 \Rightarrow r_{1j} = \overline{r}_{1j} = 0, \quad j = 2, \dots, n$$

$$|r_{12}|^2 + |r_{22}|^2 = |r_{22}|^2 + |r_{23}|^2 + \dots + |r_{2n}|^2 \Rightarrow r_{2j} = \overline{r}_{2j} = 0, \quad j = 3, \dots, n$$

总之有:  $r_{ii} = \overline{r}_{ii} = 0$ ,  $1 \le i < j \le n$ 。 即**R**为对角矩阵。

推论 2.3设 A为n阶方阵,则<math>A为Hermite矩阵 的充分必要条件是存在n阶酉阵U,使得

 $A = UDU^H$ 

其中 $D \in \mathbb{R}^{n \times n}$  为实对角矩阵。

证明:由推论2.2,存在 n 阶酉阵 U,使得  $A=UDU^H$  其中D为n阶对角阵。 而  $A^H=A$ ,则可得  $D^H=D$ ,即D的对角元素均为实数。注意到,由

$$d_i = a + ib = a - ib = \overline{d}_i \Longrightarrow b = 0,$$
 
$$d_i = \overline{d}_i = a$$

从而D为n阶实对角阵。

# 推论 2.3°设 A为n阶方阵,则A为斜Hermite矩阵 的充分必要条件是存在n阶酉阵U,使得

$$A = UDU^H$$

其中D是对角矩阵,且对角元素为纯虚数。

证明:由推论2.2,存在 n 阶酉阵 U,使得  $A=UDU^H$  其中D为n阶对角阵。而  $A^H=-A$ ,则可得  $D^H=-D$ ,即D的对角元素均为纯虚数。注意到,由

$$d_i = a + ib = -(a - ib) = -\overline{d}_i \Rightarrow a = 0,$$
 
$$d_i = \overline{d}_i = ib$$

从而D为n阶纯虚对角阵。

# 推论 2.4设 A为n阶方阵,则A为酉阵 的充分必要条件是存在n阶酉阵U,使得

 $A = UDU^H$ 

其中 $D \in \mathbb{C}^{n \times n}$  为对角矩阵,其对角元的模均为1。





证明: 由推论2.2,存在n阶酉阵U使得  $A=UDU^H$ 

而 
$$A$$
为酉阵,则有  $A^H A = AA^H = I$ 

$$\Rightarrow U(DD^H)U^H = U(D^HD)U^H = I$$

$$\Rightarrow DD^H = D^HD = I$$

即

$$\mathbf{D}^{H}\mathbf{D} = \mathbf{D}\mathbf{D}^{H} = \begin{pmatrix} |d_{11}|^{2} & & \\ & \ddots & \\ & |d_{nn}|^{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & & \\ & \ddots & \\ & & 1 \end{pmatrix} \Rightarrow |d_{ii}| = 1$$

$$i = 1, \dots, n$$

即D为n阶对角阵,其对角元的模均为1.



## 矩阵的基本分类

I 在正规矩阵的集合中,特征值均为实数的子集为 Hermite矩阵的集合;矩阵的特征值的模均为1的子集 为酉阵的集合。

- Ⅱ 一般矩阵 □ 可对角化矩阵
  - → 正规矩阵

□ { Hermite矩阵□实对称矩阵 } 西矩阵□实正交矩阵 ]



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

定理 设A为n阶方阵,则存在n阶酉阵U和V,使得

$$\|UA\|_{F} = \|AV\|_{F} = \|UAV\|_{F} = \|A\|_{F}$$

称之为F-范数的酉不变性。

$$\|UA\|_F^2 = \operatorname{tr}((UA)^H(UA)) = \operatorname{tr}(A^HU^HUA) = \operatorname{tr}(A^HA) = \|A\|_F^2$$
$$\|AV\|_F^2 = \operatorname{tr}((AV)^H(AV)) = \operatorname{tr}((VA)(AV)^H)$$
$$= \operatorname{tr}(AV^HVA^H) = \operatorname{tr}(AA^H) = \|A\|_F^2$$

最后,

$$\left\| \mathbf{U} \mathbf{A} \mathbf{V} \right\|_F = \left\| \mathbf{A} \mathbf{V} \right\|_F = \left\| \mathbf{A} \right\|_F$$



### 习题11 证明 Schur不等式:

$$\sum_{i=1}^{n} |\lambda_{i}|^{2} \leq \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}|^{2}$$

其中 $\lambda_i$ 为A的特征值,并且Schur不等式等号成立的充分必要条件是A为正规矩阵。

证:根据Schur定理,存在n阶酉阵U使得  $A = URU^H$ 

$$\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \left| a_{ij} \right|^{2} = \left\| \mathbf{A} \right\|_{F}^{2} = \left\| \mathbf{U} \mathbf{R} \mathbf{U}^{H} \right\|_{F}^{2} = \left\| \mathbf{R} \right\|_{F}^{2} = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=i+1}^{n} \left| r_{ij} \right|^{2} \ge \sum_{i=1}^{n} \left| r_{ii} \right|^{2} = \sum_{i=1}^{n} \left| \lambda_{i} \right|^{2}$$

要使得等号成立, 只需  $r_{ij} = 0, 1 \le i < j \le n$  即**D**为阶对角阵,

则由推论2.2,可知其充分必要条件是A为正规矩阵。



定理2.9 设A为n阶方阵, $\epsilon > 0$ ,则存在  $\mathbf{C}^{n \times n}$  上的一种算子范数  $\| \|_{M}$  (依赖矩阵 A 和常数  $\epsilon$  ),使得  $\| \mathbf{I} \|_{M} = 1$ 

$$\|A\|_{M} \le \rho(A) + \varepsilon \qquad \left( \text{ if } \mathbf{\mathring{E}} \right)$$

证明 由Schur定理,存在n阶酉阵U,使得上三角矩阵

$$\begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & r_{nn} \end{pmatrix} = \mathbf{R} = \mathbf{U}^H \mathbf{A} \mathbf{U}$$





$$\mathbb{R} \delta = \min \left\{ 1, \frac{\varepsilon}{(n-1) \max_{1 \leq i < j \leq n} |r_{ij}|} \right\},$$

$$\mathbf{D} = \operatorname{diag}(1, \delta, \delta^2, \dots, \delta^{n-1})$$

$$\boldsymbol{D}^{-1}\boldsymbol{R}\boldsymbol{D} =$$

$$\mathbb{E}[\mathcal{S}] = \min \left\{ 1, \frac{\mathcal{E}}{(n-1) \max_{1 \leq i < j \leq n} |r_{ij}|} \right\}, \quad \mathbf{D} = \operatorname{diag}(1, \delta, \delta^2, \dots, \delta^{n-1})$$

$$\mathbf{D}^{-1} \mathbf{R} \mathbf{D} = \begin{pmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} \delta & r_{1,3} \delta^2 & \dots & r_{1,n} \delta^{n-1} \\ & r_{2,2} & r_{2,3} \delta & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & \ddots & r_{n-2,n} \delta^2 \\ & & \ddots & \ddots & r_{n-1,n} \delta \end{pmatrix}$$

$$\left\| \boldsymbol{D}^{-1} \boldsymbol{U}^{H} \boldsymbol{A} \boldsymbol{U} \boldsymbol{D} \right\|_{1} = \left\| \boldsymbol{D}^{-1} \boldsymbol{R} \boldsymbol{D} \right\|_{1}$$

$$\leq \max_{1\leq i\leq n} |\lambda_i| + \max_{1\leq i< j\leq n} |r_{i,j}| (1+\delta+\cdots+\delta^{n-2})\delta$$

$$\leq \rho(A) + (n-1) \max_{1 \leq i < j \leq n} |r_{i,j}| \delta \leq \rho(A) + \varepsilon$$

记
$$\|A\|_{M} = \|D^{-1}U^{H}AUD\|_{1}$$
 见 $\|I\|_{M} = 1$ ,  $\|A\|_{M} \le \rho(A) + \varepsilon$ 



推论2.5 若  $\rho(A) < 1$ ,则存在范数 || | 使得 || A || < 1

证明: 特取 
$$\varepsilon = \frac{1}{2}(1-\rho(A)) > 0$$
, 则存在一种矩阵

范数 ||| 使得

$$||A||_{M} \le \rho(A) + \varepsilon$$

$$= \rho(A) + \frac{1}{2}(1 - \rho(A))$$

$$= \rho(A) + \frac{1}{2} - \frac{1}{2}\rho(A)$$

$$= \frac{1}{2}(1 + \rho(A)) < \frac{1}{2} \times 2 = 1$$



# 2.3 矩阵的Jordan分解



定义 2.6 设A为n阶方阵, A的特征多项式为

$$\det(\lambda \mathbf{I}_n - \mathbf{A}) = (\lambda - \lambda_1)^{m_1} (\lambda - \lambda_2)^{m_2} \cdots (\lambda - \lambda_s)^{m_s} \qquad (2-42)$$

其中  $m_i(i=1,2,...,s)$  均为正整数,  $\sum_{i=1}^{s} m_i = n, \lambda_1, \lambda_2,..., \lambda_s$ 

为A的不同特征值,称 $m_i$ 为 $●_i$ 的代数重数;

把与 $\bullet_i$ 对应的线性无关的特征向量的个数,即子空间 $N(\lambda_i I_n - A)$ (即  $(\lambda_i I_n - A)x = 0$  的解空间,称为  $\lambda_i I_n - A$ 的零空间)的维数, 称为 $\bullet_i$ 的几何重数,记为 $\alpha_i$ ,  $\alpha_i = n - \text{rank}(\lambda_i I_n - A)$ .



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

### 代数重数 $\mu$ 几何重数 $m_i \ge \alpha_i$

取特征子空间  $N(\lambda_i I_n - A)$  的一组基  $x_1, ..., x_{\alpha_i}$ 

扩充为 $\mathbf{R}^n$  的基  $\mathbf{x}_1, ..., \mathbf{x}_{\alpha_i}, \mathbf{y}_1, ..., \mathbf{y}_{n-\alpha_i}$ 

$$\diamondsuit U = (\boldsymbol{x}_1, \dots, \boldsymbol{x}_{\alpha_i}, \boldsymbol{y}_1, \dots, \boldsymbol{y}_{n-\alpha_i})$$

$$U^{-1}AU = U^{-1}(Ax_1,...,Ax_{\alpha_i},Ay_1,...,Ay_{n-\alpha_i})$$

$$=(\lambda_i \boldsymbol{U}^{-1}\boldsymbol{x}_1,\ldots,\lambda_i \boldsymbol{U}^{-1}\boldsymbol{x}_{\alpha_i},\boldsymbol{U}^{-1}\boldsymbol{A}\boldsymbol{y}_1,\ldots,\boldsymbol{U}^{-1}\boldsymbol{A}\boldsymbol{y}_{n-\alpha_i})=\begin{pmatrix}\lambda_i \boldsymbol{I}_{\alpha_i} & \boldsymbol{B}\\ \boldsymbol{O} & \boldsymbol{C}\end{pmatrix}$$

$$\det(\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}) = \det(\lambda \mathbf{I}_{\alpha_i} - \lambda_i \mathbf{I}_{\alpha_i}) \cdot \det(\lambda \mathbf{I}_{\alpha_i} - \mathbf{C})$$

$$= (\lambda - \lambda_i)^{\alpha_i} \cdot \det(\lambda \boldsymbol{I}_{\alpha_i} - \boldsymbol{C})$$

定义2.7 设A为n阶方阵, $\bullet_i$ 为其特征值, $m_i$ 和 $\mathfrak{S}_i$ 分别为其代数重数和几何重数. 如果 $m_i$ = $\mathfrak{S}_i$ ,则称特征值 $\bullet_i$ 为半单的;如果 $m_i$ > $\mathfrak{S}_i$ ,则称特征值 $\bullet_i$ 为亏损的.

- •代数重数为1的特征值一定是半单的.
- •不同特征值对应的特征向量是线性无关的.
- 每个特征值都是半单的矩阵称为单纯矩阵(有完备的特征向量系) 可对角化.
- •存在亏损的特征值的矩阵称为亏损矩阵 ← 不可对角化.



定理2.10 n 阶方阵 A 可对角化的充分必要条件是每一个特征值  $\lambda_i$  均为半单的,即  $m_i = \alpha_i$ ,  $i = 1, 2, \ldots, s$ .

A 是不可对角化的矩阵的充分必要条件是它有亏损的特征值,

即存在  $i_0$ , 使得  $m_{i_0} > \alpha_{i_0}$ .



例1 下列矩阵是否可以对角化?

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

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 2 \\ 3 & -3 & 6 \\ 2 & -2 & 4 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} -5 & 6 & -3 \\ -1 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & -1 \end{pmatrix} \qquad \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 2 \\ 3 & -3 & 6 \\ 2 & -2 & 4 \end{pmatrix} \qquad \mathbf{C} = \begin{pmatrix} 17 & 0 & -25 \\ 0 & 3 & 0 \\ 9 & 0 & -13 \end{pmatrix}$$

(1) 
$$\det(\lambda \mathbf{I}_3 - \mathbf{A}) = (\lambda - 2)(\lambda^2 - 2\lambda - 2)$$

$$\lambda_1 = 2, \lambda_2 = 1 + \sqrt{3}, \lambda = 1 - \sqrt{3}$$

A为单纯矩阵,可对角化



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

(2)  $\det(\lambda \mathbf{I}_3 - \mathbf{B}) = \lambda^2 (\lambda - 2)$ 

$$\lambda_1 = 0, m_1 = 2, \lambda_2 = 2, m_2 = 1$$
  $rank(\lambda_1 I_3 - B) = rank(B) = 1,$ 

几何重数 $\alpha_1 = 3 - 1 = 2 \Rightarrow \lambda$ 是半单的

B为单纯矩阵,可对角化

(3)  $\det(\lambda I_3 - C) = (\lambda - 2)^2 (\lambda - 3)$ 

$$\lambda_1 = 2, m_1 = 2, \lambda_2 = 3, m_2 = 1$$
  $rank(\lambda_1 I_3 - C) = 2,$ 

几何重数 $\alpha_1 = 3 - 2 = 1 \Rightarrow \lambda_1$ 是亏损的

C为亏损矩阵,不可对角化



### 定义2.8 称下面的 $k \times k$ 阶方阵为Jordan块

$$oldsymbol{J}_k(\lambda) = egin{pmatrix} \lambda & 1 & & & & \\ & \lambda & 1 & & & \\ & & \ddots & \ddots & & \\ & & & \lambda & 1 & \\ & & & & \lambda \end{pmatrix}$$

$$J_4(0) = \begin{pmatrix} 0 & 1 & & \\ & 0 & 1 & \\ & & 0 & 1 \\ & & & 0 \end{pmatrix} \qquad J_3(2) = \begin{pmatrix} 2 & 1 & \\ & 2 & 1 \\ & & 2 \end{pmatrix} \qquad J_2(1) = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ & 1 \end{pmatrix}$$

定义2.9 由若干个Jordan块排成的块对角矩阵为Jordan阵.

$$J = \begin{pmatrix} J_3(2) & & \\ & J_4(0) & \\ & & J_2(1) \end{pmatrix} = \text{diag}(J_3(2), J_4(0), J_2(1))$$

定理2.12 设A为n阶方阵,则存在n阶可逆矩阵T使得

$$A = TJT^{-1} \tag{2-43}$$

 $\sharp + \boldsymbol{J} = \operatorname{diag}(\boldsymbol{J}_{n_1}(\lambda_1), \boldsymbol{J}_{n_2}(\lambda_2), \dots, \boldsymbol{J}_{n_k}(\lambda_k)), n_1 + n_2 + \dots + n_k = n.$ 

称(2-43)为A的Jordan分解,J称为A的Jordan标准型,T称为变换矩阵。若不计Jordan块的次序,则Jordan标准型唯一.



### (一) 关于Jordan标准型J

Jordan标准型是一个块对角矩阵,对角元是矩阵J的特征值.

对于特征值  $\bullet_i$ ,它的代数重数是Jordan标准型中以 $\bullet_i$  为特征值的Jordan块的阶数之和. 不同Jordan块的特征值可能相同.

对于特征值  $\bullet_i$ ,它的几何重数,即与 $\bullet_i$  对应的线性无关的特征向量的个数,恰为以 $\bullet_i$ 为特征值的Jordan块的个数.



# DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

例2 求矩阵A的Jordan标准型J,其中

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

解  $\det(\lambda I - A) = (\lambda + 1)^3$ 

$$\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = -1$$
  $3 - \text{rank}(\lambda_1 \mathbf{I} - \mathbf{A}) = 3 - \text{rank} \begin{pmatrix} -4 & 0 & -8 \\ -3 & 0 & -6 \\ 2 & 0 & 4 \end{pmatrix} = 2$ 

代数重数为3,以-1为特征值的Jordan块的阶数之和为3.

几何重数为2,以-1为特征值的Jordan块的个数为2.

$$\boldsymbol{J} = \begin{pmatrix} -1 & & & \\ & -1 & 1 & & \\ & & -1 \end{pmatrix} \qquad \overrightarrow{\mathbb{Z}}\boldsymbol{J} = \begin{pmatrix} -1 & 1 & & \\ & -1 & & \\ & & -1 \end{pmatrix}$$



# 大连疆三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

定理2.13 设A为n阶方阵, $\bullet_i$ 为其特征值,则A的Jordan标准型J中以 $\bullet_i$ 为特征值,阶数为l的Jordan块的个数为

$$r_{l+1} + r_{l-1} - 2r_l$$

其中 $r_l = \operatorname{rank}(\lambda_i \boldsymbol{I} - \boldsymbol{A})^l$ .

$$r_0 = \operatorname{rank}(\lambda_i \boldsymbol{I} - \boldsymbol{A})^0 = \operatorname{rank}(\boldsymbol{I}) = n$$





解 
$$\det(\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}) = (\lambda - 2)^4$$

例4 求矩阵
$$A$$
的 $J$ ordan标准型 $J$ , 其中 
$$A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 3 \end{pmatrix}.$$

$$\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \lambda_4 = 2,$$
  $4 - \operatorname{rank}(\lambda_1 \mathbf{I} - \mathbf{A}) = 2$ 

代数重数为4,以2为特征值的.Jordan块的阶数之和为4.

几何重数为2,以2为特征值的Jordan块的个数为2.

$$J =$$
  $\begin{pmatrix} 2 & & & & \\ & 2 & 1 & & \\ & & 2 & 1 \\ & & & 2 \end{pmatrix}$  或 $J = \begin{pmatrix} 2 & 1 & & \\ & 2 & & \\ & & & 2 & 1 \\ & & & & 2 \end{pmatrix}$ 



# DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

(1) 
$$l = 1$$
  $r_1 = \text{rank}(\lambda_1 I - A) = \text{rank}(2I - A) = 2$ 

$$r_2 = \operatorname{rank}(\lambda_1 \boldsymbol{I} - \boldsymbol{A})^2 = \operatorname{rank}(2\boldsymbol{I} - \boldsymbol{A})^2 = 0$$

以2为特征值,阶数为1的Jordan块的个数为

$$r_2 + r_0 - 2r_1 = 0 + 4 - 2 \times 2 = 0$$

(2) 
$$l = 2$$

$$r_3 = \operatorname{rank}(\lambda_1 \boldsymbol{I} - \boldsymbol{A})^3 = \operatorname{rank}(2\boldsymbol{I} - \boldsymbol{A})^3 = 0$$

以2为特征值, 阶数为2的Jordan块的个数为



例5 求矩阵A的Jordan标准型J, 其中

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 3 & 1 & 0 & 0 \\ -4 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}.$$
 解 将A写成分块的形式  $A = \begin{bmatrix} A_1 & \\ & A_2 \end{bmatrix}$  其中

$$A_1 = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ -4 & -1 \end{bmatrix} \quad A_2 = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

下面只需分别求出两个子矩阵的Jordan标准型即可





### OF TECHNOLOGY

### 根据上面的求解方法可得标准型

$$A_1 \longrightarrow J_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad A_2 \longrightarrow J_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

### 于是得到矩阵A的Jordan标准型为

$$J = \begin{bmatrix} J_1 \\ J_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$





### (二) 关于变换矩阵T

$$A = TJT^{-1} \Rightarrow AT = TJ$$
  $T = (T_1, T_2, ..., T_k), T_i$ 为 $n \times n_i$ 阶矩阵. 
$$AT_i = T_i J_{n_i}(\lambda_i), \quad T_i = (t_1^i, t_2^i, ..., t_{n_i}^i),$$

$$A(m{t}_{1}^{i},m{t}_{2}^{i},\ldots,m{t}_{n_{i}}^{i}) = (m{t}_{1}^{i},m{t}_{2}^{i},\ldots,m{t}_{n_{i}}^{i}) = (m{t}_{1}^{i},m{t}_{2}^{i},\ldots,m{t}_{n_{i}}^{i}) = (m{t}_{1}^{i},m{t}_{n_{i}}^{i}) = (m{t}_{1}^{i},m{t}_{n_{i}}^{i},\ldots,m{t}_{n_{i}}^{i}) = (m{t}_{1}^{i},m{t}_{n_{i}}^{i},\ldots,m{t}_{n_{i}}^{i}) = (m{t}_{1}^{i},m{t}_{n_{i}}^{i},\ldots,m{t}_{n_{i}}^{i}) = (m{t}_{1}^{i},m{t}_{n_{i}}^{i},\ldots,m{t}_{n$$

 $t_1^l, t_2^l, \ldots, t_{n_i}^l$  构成一条关于特征值 $\bullet$ ,的长度为n,的Jordan链.

$$(A - \lambda_i \mathbf{I}_n) \mathbf{t}_1^i = 0, \quad (A - \lambda_i \mathbf{I}_n) \mathbf{t}_j^i = \mathbf{t}_{j-1}^i, j = 2, 3, ..., n_i$$

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$(A - \lambda_i I_n) t_1^i = 0, \quad (A - \lambda_i I_n) t_j^i = t_{j-1}^i, j = 2, 3, ..., n_i$$
 (2-45)

 $t_1^i$  是矩阵A的关于特征值 $\bullet_i$ 的一个特征向量,称为链首.

注意: 并不是任何一个特征向量都可以做链首, 还要求可以利用(2-45)求出Jordan链中的其余向量, 因此需要从●<sub>i</sub>的特征子空间中选取适当的向量作为链首, 使得方程组(2-45)可解.

例4 计算例2中矩阵A化Jordan标准型的变换矩阵T.

回忆

解

由
$$A$$
的 $J$ ordan标准型  $J = \begin{pmatrix} -1 & & \\ & -1 & 1 \\ & & -1 \end{pmatrix}$ 

●<sub>1</sub>对应两个Jordan块,即有两条Jordan链,长度为1和2. 求出●<sub>1</sub>所对应的线性无关的特征向量

$$\mathbf{x}_1 = (2,0,-1)^T, \mathbf{x}_2 = (0,1,0)^T.$$

但以 $x_1$ 或 $x_2$ 为链首时都无法求出下一个Jordan链向量.

需要 $y \in span\{x_1, x_2\}$ , 使得 $(A - \lambda_1 I)z = y$ 可解



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$\diamondsuit y = k_1 x_1 + k_2 x_2$$

$$(A - \lambda_1 \mathbf{I} \mid \mathbf{y}) = \begin{pmatrix} 4 & 0 & 8 & 2k_1 \\ 3 & 0 & 6 & k_2 \\ -2 & 0 & -4 & -k_1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 4 & 0 & 8 & 2k_1 \\ 0 & 0 & 0 & k_2 - 3k_1 / 2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

由
$$(\mathbf{A} - \lambda_1 \mathbf{I})\mathbf{z} = \mathbf{y}$$
解出 $\mathbf{z} = (1,0,0)^T$ 



# DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

### 定理2.12 (Hamilton-Caylay)

设
$$A \in C^{n \times n}, \psi(\lambda) = \det(\lambda I - A), 则 \psi(A) = \mathbf{0}$$
 (证略)

证明 存在 $P \in C^{n \times n}$ ,使得 $P^{-1}AP = J$ 

$$oldsymbol{J} = egin{pmatrix} \lambda_1 & \delta & & & & & & \\ & \lambda_2 & \ddots & & & & \\ & & \ddots & \delta & & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix}, \delta = 0$$
或者1.

$$\psi(\lambda) = \det(\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}) = (\lambda - \lambda_1)(\lambda - \lambda_2) \cdots (\lambda - \lambda_n)$$





$$\psi(A) = (A - \lambda_1 I)(A - \lambda_2 I) \cdots (A - \lambda_n I)$$

$$= (PJP^{-1} - \lambda_1 I)(PJP^{-1} - \lambda_2 I) \cdots (PJP^{-1} - \lambda_n I)$$

$$= P(J - \lambda_1 I)P^{-1}P(J - \lambda_2 I)P^{-1} \cdots P(J - \lambda_n I)P^{-1}$$

$$= P(J - \lambda_1 I)(J - \lambda_2 I) \cdots (J - \lambda_n I)P^{-1}$$

$$= \mathbf{P} \begin{pmatrix} 0 & \delta & & & \\ & \lambda_2 - \lambda_1 & \ddots & & \\ & & \ddots & \delta & \\ & & & \lambda_n - \lambda_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 & \delta & & & \\ & 0 & \ddots & & \\ & & \ddots & \delta & \\ & & & \lambda_n - \lambda_2 \end{pmatrix} \cdots \begin{pmatrix} \lambda_1 - \lambda_n & \delta & & & \\ & \ddots & \ddots & & \\ & & & \lambda_{n-1} - \lambda_n & \delta \\ & & & & 0 \end{pmatrix} \mathbf{P}^{-1}$$

$$= P egin{pmatrix} 0 & 0 & * & \cdots & * \ 0 & 0 & * & \cdots & * \ \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots \ 0 & 0 & & * \end{pmatrix} \cdots egin{pmatrix} \lambda_1 - \lambda_n & \delta & & & & & \\ & \ddots & \ddots & & & & \\ & & \lambda_{n-1} - \lambda_n & \delta & & \\ & & & & 0 \end{pmatrix} P^{-1}$$

$$=\cdots = \boldsymbol{O}_{n\times n}$$



### 大连疆三大学 DUT

例5 已知矩阵 
$$A = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 \\ -4 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$
, 计算

(1) 
$$A^7 - A^5 - 19A^4 + 28A^3 + 6A - 4I$$
;

(2) 
$$A^{-1}$$
; (3)  $A^{100}$ .

$$(1) \diamondsuit f(\lambda) = \lambda^7 - \lambda^5 - 19\lambda^4 + 28\lambda^3 + 6\lambda - 4$$
$$= (\lambda^4 + 4\lambda^3 + 10\lambda^2 + 3\lambda - 2)\psi(\lambda) - 3\lambda^2 + 22\lambda - 8$$

$$f(A) = -3A^{2} + 22A - 8I = \begin{pmatrix} -19 & 6 & 0 \\ -64 & 43 & 0 \\ 19 & -3 & 24 \end{pmatrix}$$





(2)由
$$\psi(A) = A^3 - 4A^2 + 5A - 2I = 0$$
得

$$A\left(\frac{1}{2}(A^2 - 4A + 5I)\right) = I$$

$$A^{-1} = \frac{1}{2}(A^2 - 4A + 5I) = \begin{pmatrix} 3 & -1 & 0 \\ 4 & -1 & 0 \\ -\frac{3}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$$





$$(3) 设 \lambda^{100} = g(\lambda)\psi(\lambda) + a\lambda^2 + b\lambda + c$$

由
$$\psi(\lambda) = (\lambda - 2)(\lambda - 1)^2$$
, 有 $\psi(2) = \psi(1) = \psi'(1) = 0$ 

$$\begin{cases} 2^{100} = 4a + 2b + c \\ 1 = a + b + c \\ 100 = 2a + b \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} a = 2^{100} - 101 \\ b = -2^{101} + 302 \\ c = 2^{100} - 200 \end{cases}$$

$$A^{100} = g(A)\psi(A) + aA^{2} + bA + cI = aA^{2} + bA + cI$$

$$= \begin{pmatrix} -199 & 100 & 0 \\ -400 & 201 & 0 \\ 201 - 2^{100} & 2^{100} - 101 & 2^{100} \end{pmatrix}.$$



## 2.4 矩阵的奇异值分解



对于方阵,利用其特征值和特征向量可以刻 画矩阵的结构。对长方阵情形,这些方法已经不适 用. 而推广的特征值--矩阵的奇异值分解理论能改 善这种情况。利用奇异值和奇异向量不仅可以刻 画矩阵的本身结构,而且还可以进一步刻画线代数 方程组的解的结构,是构造性的研究线代数问题的 有利的工具。



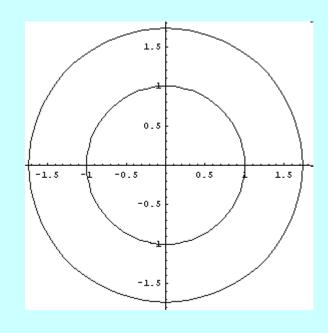


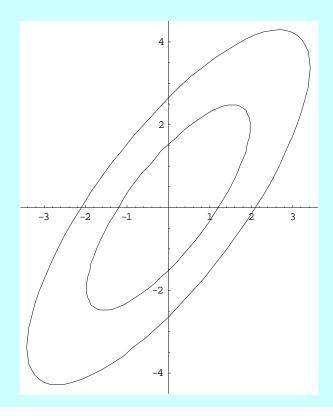
### 2.4.1 矩阵奇异值分解的几何意义

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.96 & 1.72 \\ 2.28 & 0.96 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = A^{-1} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix}$$

$$0.96 \left| \begin{pmatrix} x_2 \\ x_2 \end{pmatrix} \right| = A^{-1} \left| \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \right|$$

$$x_1^2 + x_2^2 = 1, x_1^2 + x_2^2 = 3$$







$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0.96 & 1.72 \\ 2.28 & 0.96 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.6 & -0.8 \\ 0.8 & 0.6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0.8 & 0.6 \\ 0.6 & -0.8 \end{pmatrix}^{T} = \mathbf{UDV}^{T}$$

$$AV = UD$$

$$V = (v_1, v_2), U = (u_1, u_2), D = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2),$$

$$\mathbf{v}_1 = (0.8, 0.6)^T, \mathbf{v}_2 = (0.6, -0.8)^T, \mathbf{u}_1 = (0.6, 0.8)^T, \mathbf{u}_2 = (-0.8, 0.6)^T,$$
  
 $\sigma_1 = 3, \sigma_2 = 1$ 

$$\boldsymbol{v}_1^T \boldsymbol{v}_2 = 0, \boldsymbol{u}_1^T \boldsymbol{u}_2 = 0,$$

$$(\mathbf{A}\mathbf{v}_1, \mathbf{A}\mathbf{v}_2) = (3\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2)$$

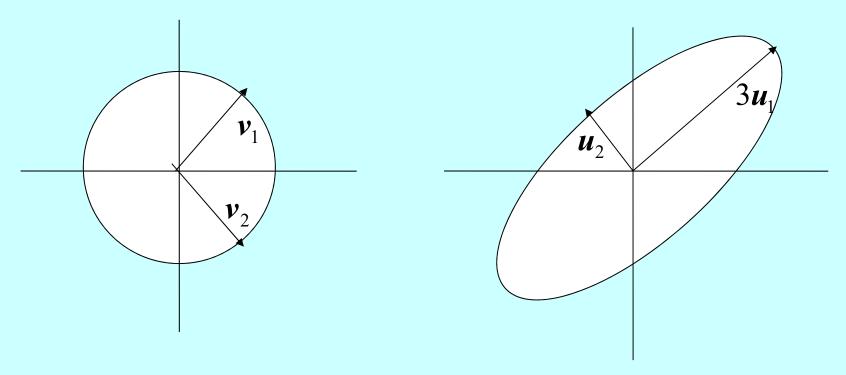


## DUT

# 大连疆三大学

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$(Av_1, Av_2) = (3u_1, u_2)$$



与特征值和特征向量对比:设A有两个线性无关(未必正交)的特征向量 $x_1, x_2$ 对应的特征值为  $\bullet_1, \bullet_2$ 

$$(A\mathbf{x}_1, A\mathbf{x}_2) = (\lambda_1 \mathbf{x}_1, \lambda_2 \mathbf{x}_2)$$

### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

对一般的  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , 不妨设  $m \ge n$ , rank (A) = r, 将其分解为

$$A = (\boldsymbol{u}_1, \boldsymbol{u}_2, \dots, \boldsymbol{u}_m) \begin{pmatrix} \operatorname{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n) \\ \boldsymbol{O}_{(m-n) \times n} \end{pmatrix} (\boldsymbol{v}_1, \boldsymbol{v}_2, \dots, \boldsymbol{v}_n)^T$$

$$= \boldsymbol{U} \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}$$

其中U和V分别是m 阶和 n 阶正交阵.

$$\sigma_1 \ge \sigma_2 \ge \cdots \ge \sigma_r > 0, \ \sigma_{r+1} = \sigma_{r+2} = \cdots = \sigma_n = 0$$



$$AV = U\Sigma$$

则y=Ax 是将 $\mathbb{R}^n$  中的单位球  $S^n = \{x \in \mathbb{R}^n ||x||_2 = 1\}$  变成了 $\mathbb{R}^m$ 中的"超椭球" $\mathbf{E}^m = \{ \mathbf{y} \in \mathbf{R}^m | \mathbf{y} = A\mathbf{x}, \mathbf{x} \in \mathbf{R}^n, ||\mathbf{x}||_2 = 1 \}$  .  $\mathbf{R}^m$ 中的"超椭球"就是将  $R^m$  中的单位球沿某些正交 $\bar{a}$ ,  $\bar{a}$ ,  $\dots$ ,  $u_m$ 分别以拉伸因子  $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n, 0, \dots, 0$  拉伸而成的曲面, $\{\sigma_i \mathbf{u}_i\}$ 为  $E^m$  的主半轴,  $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$  为主半轴的长度, 它恰好是 矩阵A的奇异值.



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

定义2. 10 设  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ,  $k = \min(m, n)$ 

Hermite半正定矩阵  $A^HA$  的特征值为

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_k \geq 0$$

称非负实数

$$\sigma_i(A) = \sqrt{\lambda_i} \quad i = 1, 2, \dots k$$

为矩阵A的奇异值。



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

### 矩阵A的奇异值满足如下性质:

定理2.13 设  $A \setminus B \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , 如果存在m阶、n阶酉阵 $U \setminus V$ ,使得 A = UBV, 则矩阵 $A \setminus B$ 的奇异值相同。

证:由  $U^HAV=B$ ,则有

$$B^{H}B = (U^{H}AV)^{H}(U^{H}AV) = V^{H}A^{H}(UU^{H})AV$$
$$= V^{H}(A^{H}A)V$$

即  $B^H B$  与  $A^H A$ 相似, 故它们具有相同的特征值, 进而命题得证。



定理 2.14 设  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , 且其秩 $\operatorname{rank}(A) = r$ , 则存在 m阶、n阶酉阵U、V使得

$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{U} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \boldsymbol{V}^H \tag{2-47}$$

 $\sigma_i(i=1,2,\cdots,r)$  为矩阵A的非零奇异值。



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

证明  $rank(A^{H}A) = rank(AA^{H}) = rank(A^{H}) = rank(A)$ 

$$Ax = 0 \Rightarrow A^H Ax = 0$$

$$A^{H}Ax = 0 \Rightarrow x^{H}A^{H}Ax = 0 \Rightarrow (Ax)^{H}Ax = 0 \Rightarrow Ax = 0$$

方程组同解,则系数矩阵的秩相等.

$$A^{H}Ax = \lambda x \Rightarrow AA^{H}Ax = A\lambda x \Rightarrow AA^{H}(Ax) = \lambda(Ax)$$

说明AHA和AAH的非零特征值相等,也即秩相等.

 $A^{H}A$  是秩为r 的n 阶Hermite半正定矩阵,由Schur定理的推论2.2,比存在n 阶酉阵,使得

$$\boldsymbol{V}^{H}(\boldsymbol{A}^{H}\boldsymbol{A})\boldsymbol{V} = \begin{pmatrix} \lambda_{1} & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_{n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}^{2} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$





$$\boldsymbol{A}^{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{V} = \boldsymbol{V} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}^{2} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$V = (V_1 \mid V_2), V_1 \in \mathbb{C}^{n \times r}, V_2 \in \mathbb{C}^{n \times (n-r)}$$

$$\boldsymbol{A}^{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{V}_{1}=\boldsymbol{V}_{1}\boldsymbol{\Sigma}^{2},\boldsymbol{A}^{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{V}_{2}=0.$$

(1) 
$$V_1^H A^H A V_1 = \Sigma^2 \Rightarrow (A V_1 \Sigma^{-1})^H (A V_1 \Sigma^{-1}) = I_r$$

(2) 
$$V_2^H A^H A V_2 = \mathbf{0} \implies A V_2 = \mathbf{0}$$





### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

因此矩阵  $U_1 = (u_1, u_2, \dots, u_r)$  的列是 $C^m$  中的一个标准正交 向量组,将其扩充为 $C^m$  的一组标准正交基

$$\boldsymbol{u}_1, \boldsymbol{u}_2, \cdots, \boldsymbol{u}_r, \boldsymbol{u}_{r+1}, \boldsymbol{u}_{r+2}, \cdots, \boldsymbol{u}_m$$

$$\diamondsuit U_2 = (u_{r+1}, u_{r+2}, \cdots, u_m)$$
 则 $U = (U_1, U_2)$ 是一个 $m$ 阶酉阵

于是
$$U^H A V = U^H (A V_1, A V_2)$$

$$\boldsymbol{U}^{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{V} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{U}_{1}^{H} \\ \boldsymbol{U}_{2}^{H} \end{pmatrix} (\boldsymbol{U}_{1}\boldsymbol{\Sigma} \quad \boldsymbol{O}) = \begin{pmatrix} \boldsymbol{U}_{1}^{H}\boldsymbol{U}_{1}\boldsymbol{\Sigma} & \boldsymbol{O} \\ \boldsymbol{U}_{2}^{H}\boldsymbol{U}_{1}\boldsymbol{\Sigma} & \boldsymbol{O} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma} & \boldsymbol{O} \\ \boldsymbol{O} & \boldsymbol{O} \end{pmatrix}$$

(2-47) 称为矩阵A 的奇异值分解,亦称为矩阵A的满的奇异值分解。定理2.14简称SVD定理。

关系式亦可写为

$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{U}_1 \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{V}_1^H$$

其中  $U_1 \in \mathbb{C}^{m \times r}$ ,  $V_1 \in \mathbb{C}^{n \times r}$ 。

并称它为矩阵 A 约化的奇异值分解。



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$A = U_1 \Sigma V_1^H \implies AV_1 = U_1 \Sigma, \quad U_1^H A = \Sigma V_1^H$$

$$A\mathbf{v}_i = \boldsymbol{\sigma}_i \mathbf{u}_i, \quad \mathbf{u}_i^H A = \boldsymbol{\sigma}_i \mathbf{v}_i^H, \quad i = 1, 2, \dots, r$$

U与V的列向量  $u_1, u_2, \dots, u_m$ 和  $v_1, v_2, \dots, v_n$  分别称为矩阵A的与奇异值 $\bullet_i$ 对应的左奇异向量和右奇异向量.

$$AA^{H}U = UU^{H}AV(U^{H}AV)^{H} = U\begin{bmatrix} \Sigma^{2} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{A}^{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{V} = \boldsymbol{V}(\boldsymbol{U}^{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{V})^{H}\boldsymbol{U}^{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{V} = \boldsymbol{V}\begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}^{2} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

左奇异向量  $u_1, u_2, \dots, u_m$  为 $AA^H$ 的单位正交特征向量, 右奇异向量  $v_1, v_2, \dots, v_n$  为 $A^HA$ 的单位正交特征向量.



### DUT 大连醒三大学

例1 求矩阵 
$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$
 的奇异值分解。

求解次序为:  $\Sigma$ , V,  $V_1$ ,  $U_1$ , U。 计算矩阵

$$A^{H} A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

$$\det(\lambda I - A^{H} A) = \begin{vmatrix} \lambda - 1 & 0 & -1 \\ 0 & \lambda - 1 & -1 \\ -1 & -1 & \lambda - 2 \end{vmatrix} = (\lambda - 1)^{2} (\lambda - 2) - 2(\lambda - 1)$$

$$= (\lambda - 1)[\lambda^2 - 3\lambda + 2 - 2] = \lambda(\lambda - 1)(\lambda - 3) = 0$$





则  $A^H A$  的特征值和A的奇异值分别为

$$\lambda_1 = 3$$
,  $\lambda_2 = 1$ ,  $\lambda_3 = 0$ ;  $\sigma_1 = \sqrt{3}$ ,  $\sigma_2 = 1$ ,  $\sigma_3 = 0$ 

所以

$$\boldsymbol{\varSigma} = \begin{pmatrix} \sqrt{3} & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

再求出1/,由

$$\begin{pmatrix} 2 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \iff 2x_1 - x_3 = 0 \\ \Rightarrow 2x_2 - x_3 = 0 \Rightarrow p_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{pmatrix}$$



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \iff x_3 = 0 \implies p_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \iff x_1 + x_2 + 2x_3 = 0 \implies p_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

对应的标准正交的特征向量为:

$$v_{1} = \frac{p_{1}}{\|p_{1}\|_{2}} = \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{pmatrix} 1\\1\\2 \end{pmatrix} \qquad v_{2} = \frac{p_{2}}{\|p_{2}\|_{2}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1\\-1\\0 \end{pmatrix} \qquad v_{3} = \frac{p_{3}}{\|p_{3}\|_{2}} = \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{pmatrix} -1\\-1\\1 \end{pmatrix}$$



## DUT

# 大连疆三大学

即得 
$$V = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{3}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix}$$

即得 
$$V = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{3}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix}$$
, 因rank(A)=2,故有( $V_1$ )<sub>3×2</sub> = 
$$\begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \end{pmatrix}$$

进一步计算得出,

进一步计算得出,
$$(U_1)_{3\times 2} = AV_1 \Sigma^{-\frac{1}{2}} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$



## DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 得约化的奇异值分解

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}_{1} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{V}_{1}^{H} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{3} & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix}$$
$$= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$



计算 $U_2$ ,使其与 $U_1$ 构成 $\mathbb{R}^3$ 的一组标准正交基,可取  $U_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$ 

$$\boldsymbol{U} = (\boldsymbol{U}_1 \ \boldsymbol{U}_2) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0\\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

是酉阵,故矩阵A的奇异值分解(满的奇异值分解)为

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0\\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{3} & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0\\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{2}{\sqrt{6}}\\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0\\ \frac{-1}{\sqrt{3}} & \frac{-1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix}$$



## 2.4.3 利用矩阵的奇异值分解讨论矩阵的性质

定理2.15 矩阵A的非零奇异值的个数恰为矩阵A的秩.

$$rank(\mathbf{A}^{H}\mathbf{A}) = rank(\mathbf{A}\mathbf{A}^{H}) = rank(\mathbf{A}^{H}) = rank(\mathbf{A})$$

定理2.16  $\mathbf{R}(A) = \text{span}\{u_1, u_2, \dots, u_r\}, N(A) = \text{span}\{v_{r+1}, v_{r+2}, \dots, v_n\}$ 

其中 $u_i$ 和 $v_i$ 分别为矩阵U和V的正交向量;  $\mathbf{R}(A)$ 为由A的列向量生成的子空间, 称为A的值域或像空间.即

$$R(\mathbf{A}) = \operatorname{span}\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r\}$$

N(A)称为A的零空间或核空间,即  $N(A) = \{x | Ax = 0\}$ 

$$AV_1 = U_1 \Sigma$$
  $AV_2 = O$ 

## DUT



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

定理**2.17** 设  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_r > 0$  则

$$\|\mathbf{A}\|_{2} = \sigma_{1} \qquad \|\mathbf{A}\|_{F} = \sqrt{\sigma_{1}^{2} + \sigma_{2}^{2} + \dots + \sigma_{r}^{2}}$$

$$\|\mathbf{A}\|_{2} = \sqrt{\lambda_{\max}(\mathbf{A}^{H}\mathbf{A})} \qquad \|\mathbf{A}\|_{F} = \sqrt{\operatorname{trace}(\mathbf{A}^{H}\mathbf{A})}$$

定理2.18 如果A为Hermite矩阵,则A的奇异值即为A的特征值的绝对值.

$$A^H A = A^2$$

$$\sigma(A) = \sqrt{\lambda(A^{H}A)} = \sqrt{\lambda(A^{2})} = \sqrt{\lambda(A)^{2}} = |\lambda(A)|$$



## DUT 大連



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

定理**2.19** 如果A为n阶方阵,则  $\left|\det(A)\right| = \prod_{i=1}^{n} \sigma_{i}$ 

$$\sqrt{\det(\mathbf{A}^H \mathbf{A})} = \sqrt{\prod_{i=1}^n \sigma_i^2} = \prod_{i=1}^n \sigma_i$$

$$= \sqrt{\det(A^H)\det(A)} = \sqrt{\overline{\det(A)}\det(A)} = \sqrt{|\det(A)|^2}$$



### DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

定理2.20 秩为r的  $m \times n$  阶矩阵A可以表示为 r 个秩为1 的矩阵的和

$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{\sigma}_1 \boldsymbol{u}_1 \boldsymbol{v}_1^H + \boldsymbol{\sigma}_2 \boldsymbol{u}_2 \boldsymbol{v}_2^H + \dots + \boldsymbol{\sigma}_r \boldsymbol{u}_r \boldsymbol{v}_r^H$$

$$A = U_1 \Sigma V_1^H = (\boldsymbol{u}_1, \dots, \boldsymbol{u}_r) \begin{pmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{v}_1^H \\ \vdots \\ \boldsymbol{v}_r^H \end{pmatrix}$$
$$= (\sigma_1 \boldsymbol{u}_1, \dots, \sigma_r \boldsymbol{u}_r) \begin{pmatrix} \boldsymbol{v}_1^H \\ \vdots \\ \boldsymbol{v}_r^H \end{pmatrix} = \sigma_1 \boldsymbol{u}_1 \boldsymbol{v}_1^H + \dots + \sigma_r \boldsymbol{u}_r \boldsymbol{v}_r^H$$

$$rank(\boldsymbol{u}_{i}\boldsymbol{v}_{i}^{H}) = rank(\boldsymbol{v}_{i}^{H}\boldsymbol{u}_{i}) = 1$$



## 第2章结束

作者姓名: 张宏伟、金光日、李崇君

工作单位: 大连理工大学应用数学系

联系方式: E-mail: hwzhwdl@sohu.com