



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

Gauss消去法

2.1.1 与

矩阵的LU分解



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

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



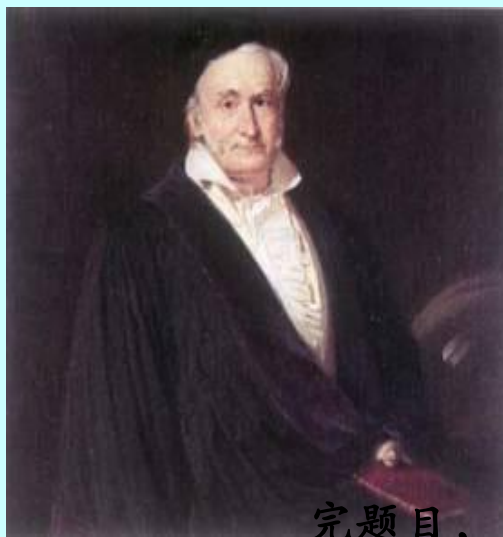
转化



DUT

大连理工大学

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： $81297+81495+81693+\cdots+10089$ 。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。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

从方程组角度考虑Gauss消去法



# 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

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





$$\left\{ \begin{array}{l} 2x_1 + x_2 + x_3 = 4 \quad r_1^{(0)} \\ x_2 + x_3 + x_4 = 3 \quad r_2^{(1)} \\ 3x_2 + 5x_3 + 5x_4 = 13 \quad r_3^{(1)} \\ 4x_2 + 6x_3 + 8x_4 = 18 \quad r_4^{(1)} \end{array} \right.$$

第二步，消去  $r_3^{(1)}$  和  $r_4^{(1)}$  中的  $x_2$ ，即用

$\left(-\frac{3}{1}\right) \times r_2^{(1)} + r_3^{(1)}$  和  $\left(-\frac{4}{1}\right) \times r_2^{(1)} + r_4^{(1)}$  得





$$\left\{ \begin{array}{lcl} 2x_1 + x_2 + x_3 & = & 4 \quad r_1^{(0)} \\ & x_2 + x_3 + x_4 = & 3 \quad r_2^{(1)} \\ & 2x_3 + 2x_4 = & 4 \quad r_3^{(2)} \\ & 2x_3 + 4x_4 = & 18 \quad r_4^{(2)} \end{array} \right.$$

第三步，消去  $r_4^{(2)}$  中的  $x_3$ ，即用

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$\left\{ \begin{array}{lcl} 2x_1 + x_2 + x_3 & = & 4 \quad r_1^{(0)} \\ x_2 + x_3 + x_4 & = & 3 \quad r_2^{(1)} \\ 2x_3 + 2x_4 & = & 4 \quad r_3^{(2)} \\ 2x_4 & = & 2 \quad r_4^{(3)} \end{array} \right.$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$2x_1 + x_2 + x_3 = 4 \Rightarrow 2x_1 + x_2 + x_3 = 4 - 2$$

$$x_2 + x_3 + x_4 = 3 \Rightarrow x_2 + x_3 + x_4 = 3 - 2$$

$$2x_3 + 2x_4 = 4 \Rightarrow 2x_3 + 2x_4 = 4 - 2$$

$$2x_4 = 2 \Rightarrow 2x_4 = 2 - 1 = 1$$

上述为回代求解过程，得  $x = (1, 1, 1, 1)^T$ 。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

从增广矩阵角度考虑Gauss消去法

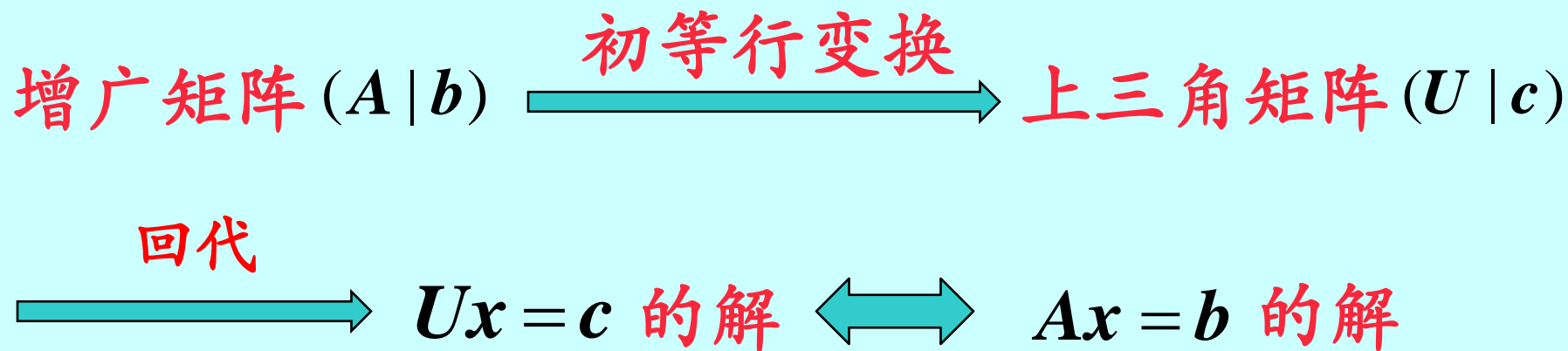


DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

Gauss消去法:





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

增广矩阵  $(A | b)$  化成上三角矩阵  $(U | c)$

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

解  $(A | b)$

第三次消元

$$\rightarrow \left( \begin{array}{ccccc|c} 2 & 1 & 1 & 0 & 4 & 11 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 13 & 3 \\ 0 & 7 & 2 & 5 & 24 & 3 \\ 0 & 7 & 0 & 8 & 3 & 3 \end{array} \right) (U | c)$$





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

矩阵变换角度考虑Gauss消去法



三次消元过程写成矩阵的形式分别为：

$$L_1 A = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ -2 & 1 & & \\ -4 & & 1 & \\ -3 & & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 4 & 3 & 3 & 1 \\ 8 & 7 & 9 & 5 \\ 6 & 7 & 9 & 8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 3 & 5 & 5 \\ 0 & 4 & 6 & 8 \end{pmatrix}$$

$$L_2(L_1 A) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ -3 & & 1 & \\ -4 & & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 3 & 5 & 5 \\ 0 & 4 & 6 & 8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \end{pmatrix}$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$\mathbf{L}_3(\mathbf{L}_2\mathbf{L}_1\mathbf{A}) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 4 \end{pmatrix}$$

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$L_i = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & -l_{i+1,i} & \ddots & \\ & & \vdots & & \ddots \\ & & -l_{ni} & & 1 \end{pmatrix} \longrightarrow L_i^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & l_{i+1,i} & \ddots & \\ & & \vdots & & \ddots \\ & & l_{ni} & & 1 \end{pmatrix}$$

注意到

$$L_i L_k = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & -l_{i+1,i} & \ddots & \\ & & \vdots & & 1 \\ & & \vdots & & -l_{k+1,k} & \ddots \\ & & \vdots & & \vdots & & \ddots \\ & & -l_{ni} & & -l_{nk} & & 1 \end{pmatrix}$$



从而

$$\mathbf{L}_1 = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ -2 & 1 & & \\ -4 & & 1 & \\ -3 & & & 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{L}_2 = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ -3 & & 1 & \\ -4 & & & 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{L}_3 = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & -1 & 1 \end{pmatrix}$$



$$\mathbf{L}_1^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ 2 & 1 & & \\ 4 & & 1 & \\ 3 & & & 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{L}_2^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ 3 & & 1 & \\ 4 & & & 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{L}_3^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & 1 & 1 \end{pmatrix}$$



刚才的计算过程可以表示为

$$L_3^{-1} L_2^{-1} L_1^{-1} A = U_1^{-1} L_2^{-1} L_3^{-1}$$

令

$$L = L_1^{-1} L_2^{-1} L_3^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 0 \\ 4 & 3 & 1 & 0 \\ 3 & 4 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$



从而有

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



**定义 2.1** 矩阵  $A$  的  $LU$  分解。如果存在  $n$  阶单位下三角矩阵  $L$  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**。





DUT

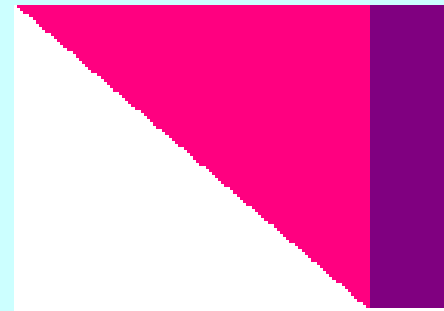
大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## Doolittle方法求解线性方程组：

思路

将 $A$ 化为上三角阵，再回代求解。



$$Ax = b \Leftrightarrow (LU)x = b \Leftrightarrow \begin{cases} Ly = b \\ Ux = y \end{cases}$$



# LU分解方法及其计算量

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

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} & b_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} & b_n \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} & b_1 \\ 0 & a_{22}^{(1)} & \cdots & a_{2n}^{(1)} & b_2^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n2}^{(1)} & \cdots & a_{nn}^{(1)} & b_n^{(1)} \end{pmatrix}$$

运算量(乘法):  $(n-1)*(n+1)$



$$\mathbf{L}_1 = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ -l_{21} & 1 & & \\ \vdots & & \ddots & \\ -l_{n1} & & & 1 \end{pmatrix}$$

行乘子(数)

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

$$\mathbf{L}_1(\mathbf{A} | \mathbf{b}) = \begin{pmatrix} a_{11}^{(0)} & a_{12}^{(0)} & \cdots & a_{1n}^{(0)} & b_1^{(0)} \\ 0 & a_{22}^{(1)} & \cdots & a_{2n}^{(1)} & b_2^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n2}^{(1)} & \cdots & a_{nn}^{(1)} & b_n^{(1)} \end{pmatrix}$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

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

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

运算量：  $(n-2) \times (1+n-1) = (n-2)n$



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

$$L_k \cdots L_2 L_1 (A | \mathbf{b}) =$$

$$L_k = \begin{pmatrix} 1 & & & & & & \\ & \ddots & & & & & \\ & & 1 & & & & \\ & & -l_{k+1,k} & 1 & & & \\ & & \vdots & & \ddots & & \\ & & -l_{n,k} & & & 1 & \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{1,1}^{(0)} & \cdots & a_{1,k}^{(0)} & a_{1,k+1}^{(0)} & \cdots & a_{1,n}^{(0)} & b_1^{(0)} \\ & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ & & a_{kk}^{(k-1)} & a_{k,k+1}^{(k-1)} & \cdots & a_{k,n}^{(k-1)} & b_k^{(k-1)} \\ & & a_{k+1,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{k+1,n}^{(k)} & b_{k+1}^{(k)} \\ & & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ & & a_{n,k+1}^{(k)} & \cdots & a_{n,n}^{(k)} & b_n^{(k)} \end{pmatrix}$$

运算量：  $(n-k) \cdot (1 + n - k + 1) = (n-k)(n-k+2)$



$n-1$ 步以后，我们可以得到变换后的矩阵为：

$$L_{n-1}L_{n-2}\cdots L_2L_1(A|b) = (U|c)$$

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



$$L_{n-1}L_{n-2}\cdots L_2L_1(A|b) = (U|c)$$

$$L = (L_{n-1}L_{n-2}\cdots L_2L_1)^{-1}$$

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

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

$$A = LU$$

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





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:

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

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

解  $Ux=c$  计算量

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



Gauss消去法求解n阶线性方程组的总计算量(乘除法次数)为:

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

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

当n较大时, 它和同阶的。



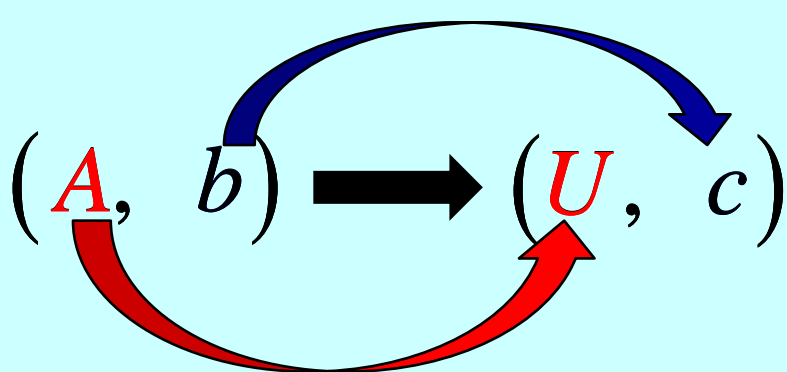
DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## Gauss消去法 VS LU分解方法

对于单个线性方程组  $Ax = b$



$$Ux = c$$

$$A = LU$$

$$Ly = b$$

$$Ux = y$$

计算量相同



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## Gauss消去法 VS LU分解方法

$$Ax = b_1 \quad (A|b_1) \Rightarrow (U, c_1) \quad Ux = c_1$$

...

...

$$Ax = b_m \quad (A|b_m) \Rightarrow (U, c_m), c_n \quad Ux = c_m$$



1  
次  
LU  
分  
解

对于多个线性方程组  $Ax = b_1, \dots, b_n$

$$A = LU$$

$$Ly_1 = b_1 \quad Ux = y_1$$

$$Ly_m = b_m \quad Ux = y_m$$

1  
次  
LU  
分  
解



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## Gauss消去法 VS LU分解方法

对于迭代公式  $Ax^{(k+1)} = x^{(k)}$ ,  $x^{(0)}$  给定, 求  $x^{(m)}$

$$\left( A, x^{(0)} \right) \Rightarrow \left( U, y^{(0)} \right)$$
$$Ux^{(1)} = y^{(0)}$$

$\vdots$

$$\left( A, x^{(m-1)} \right) \Rightarrow \left( U, y^{(m-1)} \right)$$
$$Ux^{(m)} = y^{(m-1)}$$

m  
次  
LU  
分  
解

$$A = LU$$

$$Ly^{(0)} = x^{(0)}$$

$$Ux^{(1)} = y^{(0)}$$

$\vdots$

$$Ly^{(m)} = x^{(m-1)}$$

$$Ux^{(m)} = y^{(m)}$$

1次LU分解

右端项无法直接列出, LU分解方法节省计算量



## Gauss消去法 VS LU分解方法

对于线性方程组  $A^2 B^2 x = b$

1、首先计算系数矩阵，再LU分解方法

$$\frac{10}{3}n^3 \quad C = A^2 B^2 \quad Cx = b$$

V 2、单个矩阵递进计算

$$\frac{4}{3}n^3 \quad AAB Bx = b \quad Az_1 = b, Az_2 = z_1, Bz_3 = z_2, Bx = z_3$$

V 3、LU分解算法

$$\frac{2}{3}n^3 \quad A = L_1 U_1, B = L_2 U_2 \quad L_1 U_1 L_1 U_1 L_2 U_2 L_2 U_2 x = b$$



Gauss消去法可执行的条件?

$A$  的  $k$  阶顺序主子式

主元  $a_{kk}^{(k-1)} \neq 0$

$$A = \begin{pmatrix} L_1^* & O \\ * & L_2^* \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_1 & U_2 \\ O & U_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_1^* U_1 & * \\ * & * \end{pmatrix}$$

$$D_k = \det(L_1^* U_1) = \det(L_1^*) \det(U_1) = \det(U_1)$$

$$= a_{11}^{(0)} a_{22}^{(1)} \cdots a_{kk}^{(k-1)} = D_{k-1} a_{kk}^{(k-1)}$$

$$\text{令 } D_0 = 1 \quad \text{则} \quad a_{kk}^{(k-1)} = \frac{D_k}{D_{k-1}}, k = 1, 2, \dots, n-1$$





## 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 $D_k(k=1, \dots, n)$ 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  $L_1 U_1 = L_2 U_2$

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

单位下三角阵

上三角阵



P50 习题5 下述矩阵能否LU分解，是否唯一？

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

不能做LU分解！

事实上， $A$ 的各阶顺序主子式为 1,0,-10



$$\begin{aligned} \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 \\ 3 & 3 & 1 \end{pmatrix} & \xrightarrow{\mathbf{L}_1^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & \\ -2 & 1 & \\ -3 & & 1 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix} = \mathbf{U}_1 \\ & \xrightarrow{\mathbf{L}_2^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & -2 & 1 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \mathbf{U}_2 \end{aligned}$$

可以LU分解，但不唯一！

事实上， $B$ 的各阶顺序主子式为 1,0,0



$$C = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 6 \\ 2 & 5 & 15 \\ 6 & 15 & 46 \end{pmatrix} \xrightarrow{L_1^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & \\ -2 & 1 & \\ -6 & & 1 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 6 \\ 0 & 1 & 3 \\ 0 & 3 & 10 \end{pmatrix} \xrightarrow{L_2^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & -3 & 1 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 6 \\ 0 & 1 & 3 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = U$$

可以LU分解，且唯一！

事实上， $C$ 的各阶顺序主子式为 1,1,1



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

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：

$$\text{主元 } a_{kk}^{(k-1)} \neq 0$$

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

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

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——



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

Gauss列主元消去法

2.1.2

与

带列主元的LU分解



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

# 1. Gauss列主元消去法

例2 在一台八位十进制的计算机上，用 Gauss消去法解线性方程组

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



解:

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

$$\xrightarrow{\text{第三次消元}} \begin{pmatrix} 10^{-8} & 2 & 3 & 1 \\ 0 & 0.2 \times 10^9 & 0.3 \times 10^9 & 0.1 \times 10^9 \\ 0 & 0.4 \times 10^9 & 0.6 \times 10^9 & 0.2 \times 10^9 \end{pmatrix} = (U | c)$$

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!





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 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。



例3 用Gauss列主元消去法解例2中的方程组。

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

选列主元消去法  

$$\begin{pmatrix} 10^{-8} & 2 & 3 & 1 \\ -1 & 3.712 & 4.623 & 2 \\ -2 & 1.072 & 5.643 & 3 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 10^{-8} & 2 & 3 & 1 \\ 0 & 0.31756 \times 10^0 & 0.18652 \times 10^0 & 0.5 \\ 0 & 0.20 \times 10^{-8} & 0.18652 \times 10^0 & 3.06851 \times 10^0 \end{pmatrix}$$

用回代法求  $(U | c)$  的解得  $= (U | c)$

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



## 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。

回忆

~~第一次消元, 选主元, 划去第一行, 第一列, 得到第二, 三, 四行的第一列元素~~  
~~第二次消元, 选主元, 划去第二行, 第二列, 得到第三, 四行的第二列元素~~  
~~第三次消元, 选主元, 划去第三行, 第三列, 得到第四行的第三列元素~~  
 最后得到上三角矩阵 $U$ 和置换矩阵 $P$ 乘 $L_3$ :

$$\begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & 1 & & & \\ & & 1 & & \\ & & & 1 & \\ & & & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & 1 & & & \\ & & 1 & & \\ & & & 1 & \\ & & & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 8 & 7 & 7 & 9 & 5 \\ 8 & 7 & 7 & 9 & 5 \\ 8 & 7 & 7 & 9 & 5 \\ 8 & 7 & 7 & 9 & 5 \\ 8 & 7 & 7 & 9 & 5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 8 & 7 & 7 & 9 & 5 \\ 8 & 7 & 7 & 9 & 5 \\ 8 & 7 & 7 & 9 & 5 \\ 8 & 7 & 7 & 9 & 5 \\ 8 & 7 & 7 & 9 & 5 \end{pmatrix} = U$$



上述过程可以表示为

$$L_3 P_3 L_2 P_2 L_1 P_1 A = U$$

显然,  $L_3 P_3 L_2 P_2 L_1 P_1$  并不是一个单位下三角矩阵.

我们将上式改写为

$$L_3 (P_3 L_2 P_3^{-1}) (P_3 P_2 L_1 P_2^{-1} P_3^{-1}) (P_3 P_2 P_1) A = U$$



由 $P_i$ 的定义知  $P_i^{-1} = P_i$ , 即

$$P_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = P_1^{-1} \quad P_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} = P_2^{-1}$$

$$P_3 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = P_3^{-1}$$



从而，记

$$\tilde{L}_2 = P_3 L_2 P_3 = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & \frac{2}{7} & 1 & \\ & \frac{3}{7} & & 1 \end{pmatrix}$$

$L$ 的下标比 $P$   
的下标小

$$\tilde{L}_1 = P_3 P_2 L_1 P_2 P_3 = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ -\frac{3}{4} & 1 & & \\ -\frac{1}{2} & & 1 & \\ -\frac{1}{4} & & & 1 \end{pmatrix}$$



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。

$$L_3(P_3 L_2 P_3^{-1})(P_3 P_2 L_1 P_2^{-1} P_3^{-1})(P_3 P_2 P_1)A = U$$
$$\Downarrow$$

$$L_3 \tilde{L}_2 \tilde{L}_1 (P_3 P_2 P_1)A = U$$

进一步, 得

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

令

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





则有

$$\mathbf{P} = \mathbf{P}_3 \mathbf{P}_2 \mathbf{P}_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{L} = \tilde{\mathbf{L}}_1^{-1} \tilde{\mathbf{L}}_2^{-1} \mathbf{L}_3^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{3}{4} & 1 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & -\frac{2}{7} & 1 & 0 \\ \frac{1}{4} & -\frac{3}{7} & \frac{1}{3} & 1 \end{pmatrix}$$





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

得到另一种形式的矩阵分解:

$$PA = LU$$

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

$P$

$A$

$L$

$U$



如果 $A$ 为 $n$ 阶方阵，进行Gauss列主元消去过程为

$$L_{n-1}P_{n-1} \cdots L_2P_2L_1P_1A = U$$

类似的，可以改写成

$$(L_{n-1}\tilde{L}_{n-2} \cdots \tilde{L}_2\tilde{L}_1)(P_{n-1} \cdots P_2P_1)A = U$$

其中  $\tilde{L}_k = P_{n-1} \cdots P_{k+1}L_kP_{k+1} \cdots P_{n-1}$  ( $k=1,2,\cdots,n-2$ )

与 $L_k$ 的结构相同，仅下三角部分元素经过了对调。

$$\text{令 } L = (L_{n-1}\tilde{L}_{n-2} \cdots \tilde{L}_2\tilde{L}_1)^{-1} \quad P = P_{n-1} \cdots P_2P_1$$

则

$$PA = LU$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

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

$$PA = LU \quad (P, L \text{ 可以不同, 分解不唯一})$$

LU分解不一定存在; 若存在则唯一。列主  
元LU分解一定存在, 但不一定唯一 ( $P$ 、 $L$   
不唯一)。



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

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

$$\mathbf{PA} = \mathbf{LU} \quad \det(\mathbf{P}) \det(\mathbf{A}) = \det(\mathbf{PA}) = \det(\mathbf{L}) \det(\mathbf{U}) = \det(\mathbf{U})$$

$\det(\mathbf{P}) = (-1)^s, s$ 为换行次数

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \Leftrightarrow \mathbf{PAx} = \mathbf{Pb}$$

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



例 用Gauss列主元消去法解如下方程组并给出  
 $PA=LU$ 分解。

解：

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

选列主元，交换第 1和第三行

$$\rightarrow \begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 2 & 4 \\ 0 & -6 & -1 & -2 \end{pmatrix}$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

第一次消元  $\rightarrow$

$$\begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 & 1 \\ 0 & 3 & \frac{3}{2} & \frac{7}{2} \\ 0 & -6 & -1 & -2 \end{pmatrix}$$

选列主元，第二次消元  $\rightarrow$

$$\begin{pmatrix} 2 & -2 & 1 & 1 \\ 0 & -6 & -1 & -2 \\ 0 & 3 & \frac{3}{2} & \frac{7}{2} \end{pmatrix}$$



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

用回代法求的解得：

$$x_3 = \frac{5}{2} \quad x_2 = \frac{-2 + \frac{5}{2}}{-6} = -\frac{1}{12} \quad x_1 = -\frac{5}{6}$$

即  $\mathbf{x} = \left( -\frac{5}{6}, -\frac{1}{12}, \frac{5}{2} \right)^T$ 。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 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  $L_1$

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





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  $L_2$

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



则分解应为：

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

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

即有：

$$PA = LU$$

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

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  $\det(A)$

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

解：

$$\begin{pmatrix} -3 & 2 & 6 & 4 \\ 10 & -7 & 0 & 7 \\ 5 & -1 & 5 & 6 \end{pmatrix} \xrightarrow{P_1 = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 10 & -7 & 0 & 7 \\ -3 & 2 & 6 & 4 \\ 5 & -1 & 5 & 6 \end{pmatrix}$$
$$\xrightarrow{L_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 3/10 & 1 & 0 \\ -1/2 & 0 & 1 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 10 & -7 & 0 & 7 \\ 0 & -\frac{1}{10} & 6 & \frac{61}{10} \\ 0 & \frac{5}{2} & 5 & \frac{5}{2} \end{pmatrix}$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$$\begin{pmatrix} 10 & -7 & 0 & 7 \\ 0 & -\frac{1}{10} & 6 & \frac{61}{10} \\ 0 & \frac{5}{2} & 5 & \frac{5}{2} \end{pmatrix} \xrightarrow{P_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 10 & -7 & 0 & 7 \\ 0 & \frac{5}{2} & 5 & \frac{5}{2} \\ 0 & -\frac{1}{10} & 6 & \frac{61}{10} \end{pmatrix}$$
$$\xrightarrow{L_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1/25 & 1 \end{pmatrix}} \begin{pmatrix} 10 & -7 & 0 & 7 \\ 0 & \frac{5}{2} & 5 & \frac{5}{2} \\ 0 & 0 & \frac{31}{5} & \frac{31}{5} \end{pmatrix} = (U | c)$$

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

$$\det(A) = (-1)^2 \det(U) = 10 \times \frac{5}{2} \times \frac{31}{5} = 155$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 2.1.3 对称矩阵的Cholesky分解



将对称正定阵  $A$  做  $LU$  分解，得到  $L$  和  $U$ ，进一步

$$U = \begin{bmatrix} \text{blue triangle} \\ u_{ij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} & & \\ & u_{22} & \\ & & u_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & * \\ & & & 1 \end{bmatrix} \quad \text{记为 } \underline{\underline{D\tilde{U}}}$$

即  $A = L(D\tilde{U})$ ，由  $A$  对称，得  $L(D\tilde{U}) = \tilde{U}^T(DL^T)$

由  $A$  的  $LU$  分解的唯一性  $\longrightarrow L = \tilde{U}^T$  即  $A = LDL^T$

$$\text{记 } D^{1/2} = \begin{bmatrix} \sqrt{u_{11}} & & \\ & \sqrt{u_{22}} & \\ & & \sqrt{u_{nn}} \end{bmatrix} \quad \text{则 } \tilde{L} = LD^{1/2} \text{ 是下三角矩阵}$$

对称正定阵的分解为：

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 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。





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 对称正定矩阵的Cholesky分解：

- 证明过程
- 直接分解方法

**DUT****大连理工大学****DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY**

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

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

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

$$a_{n1} = l_{n1}l_{11} \Rightarrow l_{n1} = a_{n1} / l_{11}$$

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

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

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

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



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

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

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \Leftrightarrow \mathbf{L}(\mathbf{L}^T \mathbf{x}) = \mathbf{b} \Leftrightarrow \begin{cases} \mathbf{L}\mathbf{y} = \mathbf{b} \\ \mathbf{L}^T \mathbf{x} = \mathbf{y} \end{cases}$$



## 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  $j=1, 2, \dots, n$  计算

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

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

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

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

(2) 求解下三角形方程组  $Ly=b$

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

(3) 求解上三角线性方程组  $L^T x = y$

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 平方根法的数值稳定性

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

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。



## P28 例4 用Cholesky方法求解线性方程组

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

解 (1) 计算  $L = \begin{pmatrix} 2 & & \\ -0.5 & 2 & \\ 0.5 & 1.5 & 1 \end{pmatrix}$

(2) 求解  $Ly=b$ , 得  $y=\{2,3.5,1\}^T$

(3) 求解  $L^T x=y$ , 得  $x=\{1,1,1\}^T$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 2.1.4 三对角矩阵的三角分解





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

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

**DUT****大连理工大学****DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY**

$$\begin{pmatrix} b_1 & c_1 & & \\ a_2 & b_2 & c_2 & \\ & \ddots & \ddots & \ddots \\ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} \\ & & & a_n & b_n \end{pmatrix}$$

$$d_{ii} = d_i$$

$$b_1 = b_1, \quad b_{ii} = b_i \cdot d_{i-1} \cdot u_{i-1}$$

$$d_i = b_i \cdot u_{i+1}$$

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

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 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：

$$\begin{cases} d_i = c_i, & i = 1, 2, \dots, n-1; \\ u_1 = b_1, \\ l_i = a_i / u_{i-1}, & i = 2, 3, \dots, n; \\ u_i = b_i - l_i c_{i-1}, & i = 2, 3, \dots, n. \end{cases}$$

LU分解计算量：乘除法 $2(n-1)$ , 加减法 $n-1$



## (2) 求解下三角形方程组

$$\begin{pmatrix} 1 & & & & \\ l_2 & 1 & & & \\ & l_3 & \ddots & & \\ & & \ddots & 1 & \\ & & & l_n & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{n-1} \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_{n-1} \\ f_n \end{pmatrix}$$

$$y_1 = f_1$$

$$l_i \cdot y_{i-1} + y_i = f_i$$

$$y_i = f_i - l_i \cdot y_{i-1}$$

计算量：乘除法n-1,加减法n-1



### (3) 求解上三角形方程组

$$\begin{pmatrix} u_1 & d_1 & & & \\ & u_2 & d_2 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & u_{n-1} & d_{n-1} \\ & & & & u_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{n-1} \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{n-1} \\ y_n \end{pmatrix}$$

$x_n = y_n / u_n$   
 $u_i \cdot x_i + d_i x_{i+1} = y_i$   
 $x_i = (y_i - d_i x_{i+1}) / u_i$

解方程计算量：乘除法 $2(n-1)+1$ , 加减法 $n-1$



定理 设具有三对角形式的矩阵 $A$ , 满足条件

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

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

对角占优

$$(3) \quad |b_i| \geq |a_i| + |c_i|, \quad a_i c_i \neq 0, i = 2, 3, \dots, n-1$$

则方程组  $Ax = f$  可用追赶法求解, 且解存在唯一.



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

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

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

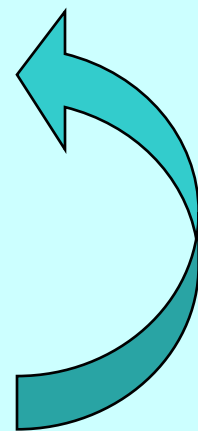
归纳法证明  $u_i \neq 0, 0 < |c_i / u_i| < 1, i = 2, 3, \dots, n-1$

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

$$\begin{aligned} |u_i| &= |b_i - l_i \cdot c_{i-1}| = |b_i - a_i \cdot c_{i-1} / u_{i-1}| \\ &\geq |b_i| - |a_i| \cdot |c_{i-1} / u_{i-1}| > |b_i| - |a_i| \geq |c_i| \end{aligned}$$

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

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





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)

$$\begin{aligned} |u_i| &= |b_i - l_i \cdot c_{i-1}| = |b_i - a_i \cdot c_{i-1} / u_{i-1}| \\ &\leq |b_i| + |a_i| \cdot |c_{i-1} / u_{i-1}| < |b_i| + |a_i| \end{aligned}$$

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





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 2.1.5 条件数与方程组的性态



## 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。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

**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”方程组, 矩阵  $A$  称为“良态”矩阵。

寻找刻画矩阵和方程组“病态”标准的量



求解  $Ax = b$  时,  $A$  和  $b$  的误差对解  $x$  有何影响?

$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \text{??????} \frac{\|\delta b\|}{\|b\|}$$

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

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

$$\Rightarrow \delta x = A^{-1} \delta b \quad \Rightarrow \quad \|\delta x\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\delta b\|$$

又  $\|b\| = \|Ax\| \leq \|A\| \cdot \|x\|$

相对误差放大因子

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

相对误差



**定义** 设 $A$ 为非奇异矩阵,  $\|\cdot\|$  为矩阵的算子范数,

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

常用的条件数为:

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

$$\text{cond}_1(A) = \|A\|_1 \|A^{-1}\|_1$$

$$\text{cond}_2(A) = \|A\|_2 \|A^{-1}\|_2 = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(A^H A)}{\lambda_{\min}(A^H A)}}$$

分别称为矩阵 $A$ 的 $\infty$ -条件数、1-条件数和2-条件数。



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

$$\begin{aligned}\det(\lambda I - A^{-1} (A A^H) A) &= \det(A^{-1} (\lambda I - (A A^H)) A) \\ &= \det(A^{-1}) \cdot \det(\lambda I - A A^H) \cdot \det(A) \\ &= \det(\lambda I - A A^H)\end{aligned}$$

则  $\lambda_{\max}(A^H A) = \lambda_{\max}(A A^H), \|A\|_2^2 = \lambda_{\max}(A^H A)$

$$\begin{aligned}\|A^{-1}\|_2^2 &= \lambda_{\max}((A^{-1})^H A^{-1}) = \lambda_{\max}((A^H)^{-1} A^{-1}) \\ &= \lambda_{\max}((A A^H)^{-1}) = \lambda_{\max}((A^H A)^{-1}) = \lambda_{\min}^{-1}(A^H A)\end{aligned}$$

故

$$\text{cond}_2(A) = \|A\|_2 \|A^{-1}\|_2 = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(A^H A)}{\lambda_{\min}(A^H A)}}$$



矩阵的条件数具有如下的性质：

$$(1) \quad \text{cond}(A) \geq 1$$

$$\text{cond}(A) = \|A^{-1}\| \|A\| \geq \|A^{-1}A\| = \|I\| = 1$$

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

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

$$(3) \quad \text{cond}(\alpha A) = \text{cond}(A), \quad \alpha \neq 0, \quad \alpha \in \mathbf{R}$$

$$\begin{aligned} \text{cond}(\alpha A) &= \|\alpha A\| \cdot \|(\alpha A)^{-1}\| = |\alpha| \cdot \|A\| \cdot \frac{1}{|\alpha|} \cdot \|A^{-1}\| \\ &= \|A\| \cdot \|A^{-1}\| = \text{cond}(A) \end{aligned}$$





(4) 如果 $U$ 为酉 (正交) 矩阵, 则

$$\text{cond}_2(U) = 1$$

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

由第一章习题4酉矩阵与谱范数的性质可得

(5)  $A, B$ 可逆  $\text{cond}(AB) \leq \text{cond}(A) \cdot \text{cond}(B)$

$$\text{cond}(AB) = \|AB\| \|(AB)^{-1}\|$$

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





$$\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} \leq \text{cond}(A) \frac{\|\delta b\|}{\|b\|}$$

- $\text{cond}(A)$  越大，解的相对误差界可能越大，对求解线性方程组来说就越可能呈现病态。
- $\text{cond}(A)$  多大  $A$  算病态，通常没有具体的定量标准；
- $\text{cond}(A)$  越小，解的相对误差界越小，呈现良态。



## $n$ 阶Hilbert矩阵

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

$$\text{cond}_2(\mathbf{H}_4) = 1.5514 \times 10^4$$

$$\text{cond}_2(\mathbf{H}_6) = 1.4951 \times 10^7$$

$$\text{cond}_2(\mathbf{H}_8) = 1.525 \times 10^{10}$$

Hilbert矩阵常常出现在数据拟合和函数逼近的研究中。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

与条件数有关的  
一个数值例子、两个定理



## 数值例子:

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

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 6.00001 \end{pmatrix}, \text{ 易求 } A^{-1} = \begin{pmatrix} 300000.5 & -300000 \\ -100000 & 100000 \end{pmatrix}$$

则  $A$  的条件数为:

$$\begin{aligned} \text{cond}_{\infty}(A) &= \|A\|_{\infty} \|A^{-1}\|_{\infty} \\ &= 8.00001 \times 600000.5 \\ &\approx 4.8 \times 10^6 \end{aligned}$$


解的相对误差界为:

$$\begin{aligned} \frac{\|\delta x\|_{\infty}}{\|x\|_{\infty}} &\leq \text{cond}_{\infty}(A) \frac{\|\delta b\|_{\infty}}{\|b\|_{\infty}} \\ &\approx 4.8 \times 10^6 \times \frac{0.00001}{8} \\ &\approx 6 \approx 600\% \end{aligned}$$

矩阵  $A$  是严重病态矩阵, 相应的线性方程组是病态方程组。



**\*系数矩阵和右端项的扰动对解的影响\***

原方程组  $Ax = b$   扰动后的方程组  $(A + \delta A)(x + \delta x) = b + \delta b$

$$\begin{aligned}\frac{\|\delta x\|}{\|x\|} &= \frac{\|(A + \delta A)^{-1}(\delta b - \delta Ax)\|}{\|x\|} \\ &\leq \|(A + \delta A)^{-1}\| \left( \frac{\|\delta b\|}{\|x\|} + \|\delta A\| \right) \\ &\leq \|A^{-1}\| \|(I + \delta A \cdot A^{-1})^{-1}\| \left( \frac{\|\delta b\|}{\|x\|} + \|\delta A\| \right) \\ &\leq \frac{\|A^{-1}\|}{1 - \|\delta A\| \|A^{-1}\|} \left( \frac{\|A\| \|\delta b\|}{\|b\|} + \|\delta A\| \right) \\ &\leq \frac{\|A^{-1}\| \|A\|}{1 - \|\delta A\| \|A^{-1}\|} \left( \frac{\|\delta b\|}{\|b\|} + \frac{\|\delta A\|}{\|A\|} \right).\end{aligned}$$

**定理：**对于线性方程组  $Ax = b$ ,  $A$  为非奇异矩阵,  $\delta A$  和  $\delta b$  分别为  $A$  和  $b$  的扰动。若扰动  $\delta A$  非常小, 使得

$$\|A^{-1}\| \|\delta A\| < 1,$$

则

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



\*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  $\tilde{x}$  的事后估计式为

$$\frac{1}{\text{cond}(A)} \frac{\|b - A\tilde{x}\|}{\|b\|} \leq \frac{\|\tilde{x} - x\|}{\|x\|} \leq \text{cond}(A) \frac{\|b - A\tilde{x}\|}{\|b\|}$$

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

若  $\text{cond}(A) \approx 1$  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  $Ax = b$        $b - A\tilde{x} = Ax - A\tilde{x} = A(x - \tilde{x})$

$$x - \tilde{x} = A^{-1}(b - A\tilde{x}) \quad \|x - \tilde{x}\| \leq \|A^{-1}\| \|b - A\tilde{x}\|$$

$$\begin{aligned} \|b\| &\leq \|A\| \|x\| \\ \Rightarrow \frac{1}{\|x\|} &\leq \frac{\|A\|}{\|b\|} \end{aligned}$$

$$\frac{\|x - \tilde{x}\|}{\|x\|} \leq \frac{\|A\| \|A^{-1}\| \|b - A\tilde{x}\|}{\|b\|} = \text{cond}(A) \frac{\|b - A\tilde{x}\|}{\|b\|}$$

另一方面

$$\|b - A\tilde{x}\| \leq \|A\| \|x - \tilde{x}\|$$

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

$$\begin{aligned} \Rightarrow \|x - \tilde{x}\| &\geq \frac{\|b - A\tilde{x}\|}{\|A\|} \Rightarrow \frac{\|x - \tilde{x}\|}{\|x\|} \geq \frac{\|b - A\tilde{x}\|}{\|A\| \|A^{-1}\| \|b\|} = \frac{1}{\text{cond}(A)} \frac{\|b - A\tilde{x}\|}{\|b\|} \end{aligned}$$





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

关于条件数的补充：有定理表明，当矩阵A十分病态时，就说明A已十分接近一个奇异矩阵。

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





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 2.1.6 矩阵的 $QR$ 分解



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

- 回忆：求解线性方程组与矩阵的三角分解

$$Ax = b \quad A = LU$$

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

- 问题：条件数与方程组的性态

$$\text{cond}(A) = \text{cond}(LU) \leq \text{cond}(L) \cdot \text{cond}(U)$$

LU分解是否能保持条件数？



例

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

$$\text{cond}_2(A) \approx 4.89894, \text{cond}_2(L) \approx 14.9224, \text{cond}_2(U) \approx 14.2208.$$

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!



## 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（ $Q^{-1} = Q^T$ ），则

$$\text{cond}_2(Q) = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(Q^T Q)}{\lambda_{\min}(Q^T Q)}} = 1,$$

$$\text{cond}_2(QA) = \text{cond}_2(AQ) = \text{cond}_2(A)$$

若 $A=QR$ ， $Q$ 为正交阵， $R$ 为上三角阵

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

利用正交变换实现矩阵的上三角化



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 一般矩阵的QR分解的定义

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

$$A = Q \begin{pmatrix} R_1 \\ O \end{pmatrix} = QR$$

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）矩阵即可。



## 矩阵消元的几何观点

$$A = \begin{pmatrix} \times & \times & \times \\ \times & \times & \times \\ \times & \times & \times \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{用正交变换 } Q_1} \begin{pmatrix} \times & \times & \times \\ 0 & \times & \times \\ 0 & \times & \times \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{用正交变换 } Q_2} \begin{pmatrix} \times & \times & \times \\ 0 & \times & \times \\ 0 & 0 & \times \end{pmatrix} = R$$

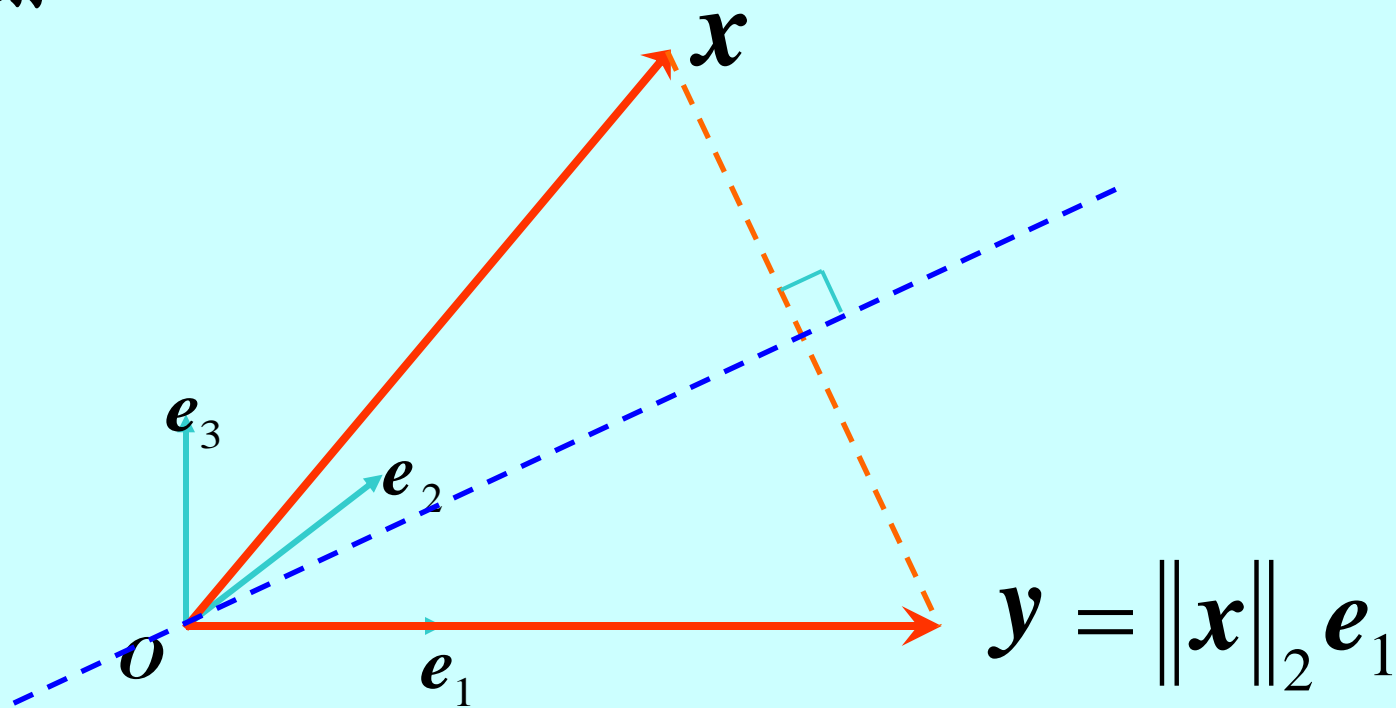
$$A = (a_1, a_2, \dots, a_n), \quad a_1 \rightarrow Q_1 a_1 = \begin{pmatrix} \times \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

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。



## 镜面反射



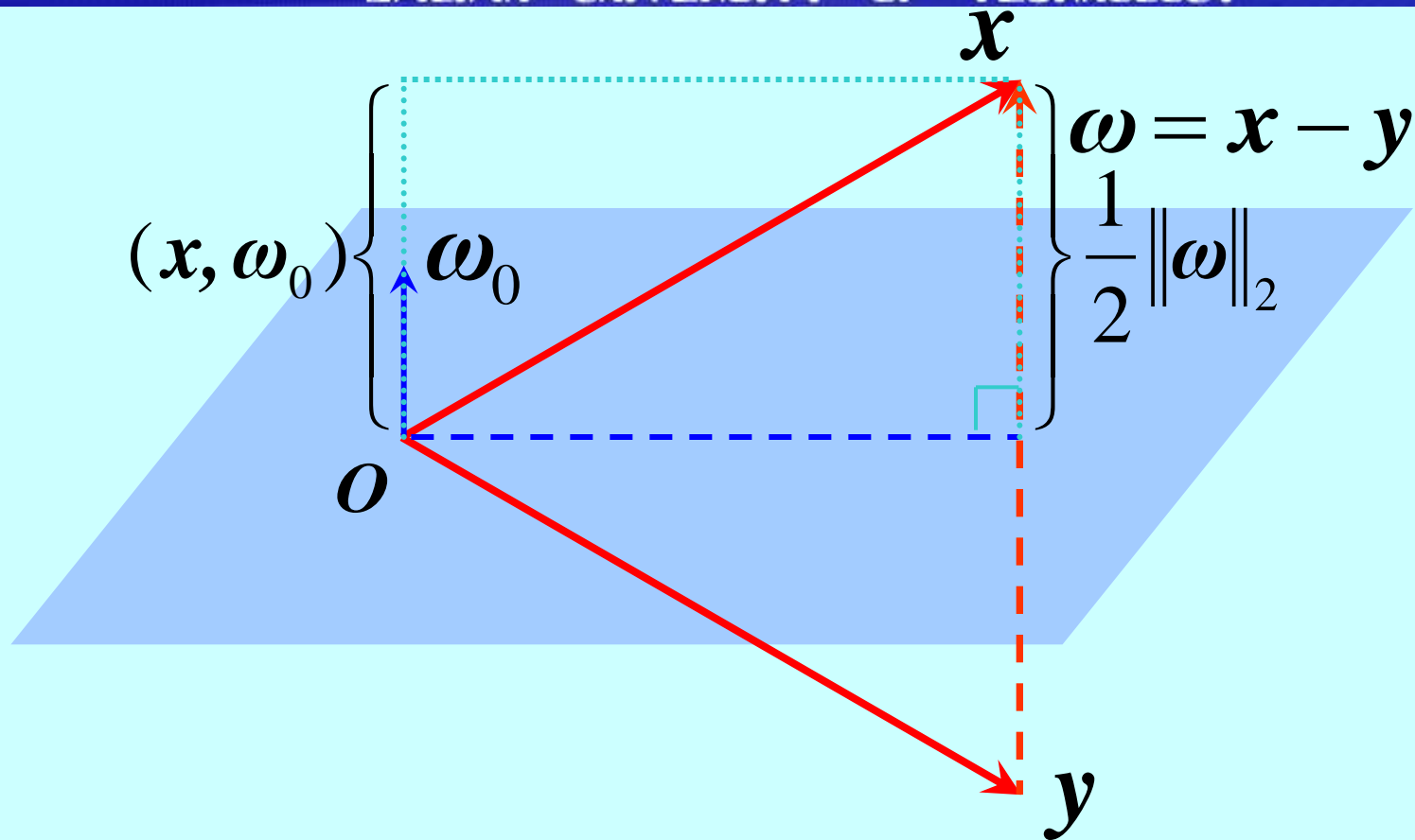
如何将任意非零向量  $x$  变为落在第一个坐标轴  $e_1$  上的向量  $y = \|x\|_2 e_1$  ?



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY



$$w_0 = \frac{w}{\|w\|_2}, \quad w = x - y = \|w\|_2 w_0, \quad (x, w_0) = \frac{1}{2} \|w\|_2$$





$$\omega_0 = \frac{\omega}{\|\omega\|_2}, \quad \omega = x - y = \|\omega\|_2 \omega_0, \quad \|\omega\|_2 = 2(x, \omega_0) = 2\omega_0^T x$$

$$x - y = \omega_0 \cdot 2(x, \omega_0) = 2\omega_0(\omega_0^T x) = 2 \frac{\omega(\omega^T x)}{\|\omega\|_2^2} = 2 \frac{(\omega\omega^T)x}{\omega^T \omega}$$

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

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

$$H(\omega) = I - \frac{2}{\omega^T \omega} \omega\omega^T \quad (2-33)$$

为Householder矩阵（简称H阵），或称Householder变换矩阵。单位矩阵的秩一修正。



## Householder矩阵的性质

1. 对称性:  $H(\omega)^T = H(\omega)$

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

2. 正交性:  $H(\omega)^T H(\omega) = I$

$$\begin{aligned} H(\omega)^T H(\omega) &= \left( I - \frac{2}{\omega^T \omega} \omega \omega^T \right)^2 = I - \frac{2}{\omega^T \omega} \omega \omega^T - \frac{2}{\omega^T \omega} \omega \omega^T + \left( \frac{2}{\omega^T \omega} \right)^2 (\omega \omega^T)(\omega \omega^T) \\ &= I - \frac{4}{\omega^T \omega} \omega \omega^T + \frac{4}{(\omega^T \omega)^2} \omega (\omega^T \omega) \omega^T = I \end{aligned}$$



3. 如果  $H(\omega)x = y$ , 则  $\|y\|_2 = \|x\|_2$  (长度不变)

$$\|y\|_2^2 = y^T y = (H(\omega)x)^T (H(\omega)x) = x^T (H(\omega)^T H(\omega))x = x^T x = \|x\|_2^2$$

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

$$H(\omega)x = H(x - \|x\|_2 e_1)x = \begin{pmatrix} \|x\|_2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = \|x\|_2 e_1.$$

5.  $H(\omega)$  的特征值为  $n-1$  个 1 和一个 -1。  $|H(\omega)| = -1$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

事实上，变换后的向量可以为  $\pm \|x\|_2 e_1$

- 1、正负号的选取
- 2、正负号强制选取
- 3、向量 $x$ 的数量级较大



例5 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

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



$$\mathbf{Q}_1 = \mathbf{H}(\omega_1) = \mathbf{I} - \frac{2}{\omega_1^T \omega_1} \omega_1 \omega_1^T = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & \frac{-2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{-2}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{H}(\omega_1)\mathbf{A} = (\mathbf{H}(\omega_1)\mathbf{a}_1, \mathbf{H}(\omega_1)\mathbf{a}_2, \mathbf{H}(\omega_1)\mathbf{a}_3) = \begin{pmatrix} 3 & 3 & -\frac{7}{3} \\ 0 & 1 & \frac{13}{3} \\ 0 & -1 & -\frac{5}{3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & \mathbf{b}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_2 \end{pmatrix},$$



$$\mathbf{A}_2 = \begin{pmatrix} 1 & \frac{13}{3} \\ -1 & -\frac{5}{3} \end{pmatrix} = (\tilde{\mathbf{a}}_1, \tilde{\mathbf{a}}_2), \quad \tilde{\mathbf{a}}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}, \quad \|\tilde{\mathbf{a}}_1\|_2 = \sqrt{2}$$

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

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

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



$$\mathbf{Q}_2 = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{H}(\omega_2) \end{pmatrix}_{3 \times 3}$$

$$\mathbf{Q}_2 \mathbf{Q}_1 \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{H}(\omega_2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & \mathbf{b}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & \mathbf{b}^T \\ \mathbf{0} & \mathbf{H}(\omega_2) \mathbf{A}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & 3 & -\frac{7}{3} \\ 0 & \sqrt{2} & 3\sqrt{2} \\ 0 & 0 & -\frac{4}{3}\sqrt{2} \end{pmatrix} = \mathbf{R}$$

$$\mathbf{Q} = (\mathbf{Q}_2 \mathbf{Q}_1)^T = \mathbf{Q}_1 \mathbf{Q}_2 = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ \frac{3}{3} & \frac{3}{3} & \frac{3}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{3}{3} & \frac{3}{3} & \frac{3}{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{2} & -\frac{\sqrt{2}}{2} \\ 0 & -\frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & 0 & -\frac{2\sqrt{2}}{3} \\ \frac{2}{3} & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ \frac{3}{3} & \frac{2}{2} & \frac{6}{6} \\ \frac{2}{3} & -\frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{6} \\ \frac{3}{3} & -\frac{2}{2} & \frac{6}{6} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q}\mathbf{R}$$



**DUT****大连理工大学****DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY**

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} 3 & 3 & -\frac{7}{3} \\ 0 & \sqrt{2} & 3\sqrt{2} \\ 0 & 0 & -\frac{4}{3}\sqrt{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 3 & -\frac{7}{3} \\ 0 & \sqrt{2} & 3\sqrt{2} \\ 0 & 0 & \frac{4}{3}\sqrt{2} \end{pmatrix} = \mathbf{Q}_3 \tilde{\mathbf{R}},$$

$$\mathbf{A} = \mathbf{QR} = (\mathbf{QQ}_3) \tilde{\mathbf{R}} = \tilde{\mathbf{Q}} \tilde{\mathbf{R}}$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 2.2 特殊矩阵的特征系统



## 定理

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

酉阵  $U \in C^{n \times n}$  使得

$$A = URU^H$$

酉相似

其中  $R \in C^{n \times n}$  为上三角矩阵。

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  $R$ 。

$R$  的对角元可以按任意给定的顺序排列， $R$  通常称为  $A$  的 **Schur标准型**。



## 定义

设  $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ , 若  $A^H A = A A^H$ , 则称  $A$  为正规矩阵

## 复情形

Hermite 阵:  $A^H = A$

斜 Hermite 阵:  $A^H = -A$

酉阵:  $A^H A = A A^H = I$

## 实情形

实对称矩阵:  $A^T = A$

实反对称矩阵:  $A^T = -A$

正交矩阵:  $A^T A = A A^T = I$



## 正规矩阵的Schur标准型

由Schur分解定理知,

$$A = URU^H$$

$U \in \mathbf{C}^{n \times n}$  为酉阵,  $R$  为上三角阵。

对角  
矩阵

$A$  为正规矩阵, 即

$$A^H A = A A^H \Rightarrow R^H R = R R^H$$

$R$  为正规矩阵。

上三角阵  $R$  正规矩阵  $\Leftrightarrow R$  为对角矩阵。

习题10



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

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

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

从而:  $|r_{11}|^2 = |r_{11}|^2 + |r_{12}|^2 + \cdots + |r_{1n}|^2 \Rightarrow r_{1j} = \bar{r}_{1j} = 0, j = 2, \cdots, n$

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

总之:  $r_{ij} = \bar{r}_{ij} = 0, 1 \leq i < j \leq n$ 。即  $\mathbf{R}$  为对角矩阵。



## Hermite矩阵的Schur标准型

Hermite矩阵的Schur标准型为 $n$ 阶对角阵

$A$ 为Hermite矩阵

$$A = A^H$$

$$UDU^H = (UDU^H)^H = UD^H U^H$$

$D^H = D$ ,  $D$ 的对角元均为实数

推论

$n$ 阶方阵 $A$ 为Hermite矩阵

⇔ 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



## 斜Hermite矩阵的Schur标准型

斜Hermite矩阵的Schur标准型为 $n$ 阶对角阵

$A$ 为斜Hermite矩阵

$$A = -A^H$$

$$UDU^H = -(UDU^H)^H = -UD^H U^H$$

$D = -D^H$ ,  $D$ 的对角元为纯虚数

推论

$n$ 阶方阵 $A$ 为斜Hermite矩阵

存在 $n$ 阶酉阵 $U$ , 使得

$$A = UDU^H$$

其中 $D \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为纯虚对角阵

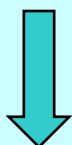




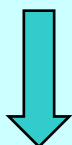
## 酉矩阵的Schur标准型

酉矩阵的Schur标准型为 $n$ 阶对角阵

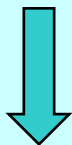
$A$ 为酉矩阵



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



$$DD^H = D^H D = I$$



$|d_i| = 1$ ,  $D$ 的对角元模为1

### 推论

$n$ 阶方阵 $A$ 为酉矩阵

⇔ 存在 $n$ 阶酉阵 $U$ , 使得

$$A = UDU^H$$

其中 $D \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为对角阵

对角元模为1



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 定理

设  $A$  为  $n$  阶方阵，则

$A$  为正规矩阵  $\iff$  存在  $n$  阶酉阵  $U$ ，使得  $A = UDU^H$ ，  
其中  $D$  为对角矩阵。

$A$  为 Hermite 矩阵  $\iff$  存在  $n$  阶酉阵  $U$ ，使得  $A = UDU^H$ ，  
其中  $D$  为实对角矩阵。

$A$  为斜 Hermite 矩阵  $\iff$  存在  $n$  阶酉阵  $U$ ，使得  $A = UDU^H$ ，  
其中  $D$  为对角阵，且对角元为纯虚数

$A$  为酉阵  $\iff$  存在  $n$  阶酉阵  $U$ ，使得  $A = UDU^H$ ，  
其中  $D$  为对角阵，其对角元的模为 1



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 矩阵的基本分类



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。



**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**。

$$\|UA\|_F^2 = \text{tr}((UA)^H(UA)) = \text{tr}(A^H U^H U A) = \text{tr}(A^H A) = \|A\|_F^2$$

$$\begin{aligned} \|AV\|_F^2 &= \text{tr}((AV)(AV)^H) \\ &= \text{tr}(AVV^H A^H) = \text{tr}(AA^H) = \|A\|_F^2 \end{aligned}$$

最后,

$$\|UAV\|_F = \|AV\|_F = \|A\|_F$$



## 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  $A = URU^H$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 = \|A\|_F^2 = \|URU^H\|_F^2 = \|R\|_F^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n |r_{ij}|^2 \geq \sum_{i=1}^n |r_{ii}|^2 = \sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2$$

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

则由推论, 可知其充分必要条件是  $A$  为正规矩阵。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 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

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

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

为  $A$  的不同特征值, 称  $m_i$  为  $\lambda_i$  的代数重数;

把与  $\lambda_i$  对应的线性无关的特征向量的个数, 即子空间  $N(\lambda_i \mathbf{I}_n - A)$

(即  $(\lambda_i \mathbf{I}_n - A)x = 0$  的解空间, 称为  $\lambda_i \mathbf{I}_n - A$  的零空间) 的维数,

称为  $\lambda_i$  的几何重数, 记为  $\alpha_i$ ,  $\alpha_i = n - \text{rank}(\lambda_i \mathbf{I}_n - A)$ .





代数重数 几何重数  $m_i \geq \alpha_i$

取特征子空间  $N(\lambda_i I_n - A)$  的一组基  $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{\alpha_i}$

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

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

$$\begin{aligned} U^{-1}AU &= U^{-1}(A\mathbf{x}_1, \dots, A\mathbf{x}_{\alpha_i}, A\mathbf{y}_1, \dots, A\mathbf{y}_{n-\alpha_i}) \\ &= (\lambda_i U^{-1}\mathbf{x}_1, \dots, \lambda_i U^{-1}\mathbf{x}_{\alpha_i}, U^{-1}A\mathbf{y}_1, \dots, U^{-1}A\mathbf{y}_{n-\alpha_i}) = \begin{pmatrix} \lambda_i I_{\alpha_i} & B \\ \mathbf{O} & C \end{pmatrix} \end{aligned}$$

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

$$= (\lambda - \lambda_i)^{\alpha_i} \cdot \det(\lambda I_{\alpha_i} - C)$$





定义2.7 设 $A$ 为 $n$ 阶方阵,  $\lambda_i$  为其特征值,  $m_i$ 和  $\alpha_i$ 分别为其代数重数和几何重数. 如果 $m_i = \alpha_i$ , 则称特征值  $\lambda_i$  为**半单的**; 如果 $m_i > \alpha_i$ , 则称特征值  $\lambda_i$  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(有完备的特征向量系) 等价于可对角化.
- 存在亏损的特征值的矩阵称为亏损矩阵等价于不可对角化.

### 定理2.9



例1 下列矩阵是否可以对角化?

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

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

$$\lambda_1 = 2, \lambda_2 = 1 + \sqrt{3}, \lambda_3 = 1 - \sqrt{3}$$

$\mathbf{A}$ 可对角化



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

$$\lambda_1 = 0, m_1 = 2, \lambda_2 = 2, m_2 = 1 \quad \text{rank}(\lambda_1 \mathbf{I}_3 - \mathbf{B}) = \text{rank}(\mathbf{B}) = 1,$$

几何重数  $\alpha_1 = 3 - 1 = 2 \Rightarrow \lambda_1$  是半单的

**$\mathbf{B}$  可对角化**

$$(3) \quad \det(\lambda \mathbf{I}_3 - \mathbf{C}) = (\lambda - 2)^2(\lambda - 3)$$

$$\lambda_1 = 2, m_1 = 2, \lambda_2 = 3, m_2 = 1 \quad \text{rank}(\lambda_1 \mathbf{I}_3 - \mathbf{C}) = 2,$$

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

**$\mathbf{C}$  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

$$J_k(\lambda) = \begin{pmatrix} \lambda & 1 & & \\ & \lambda & 1 & \\ & & \ddots & \ddots \\ & & & \lambda & 1 \\ & & & & \lambda \end{pmatrix}$$

$$J_4(0) = \begin{pmatrix} 0 & 1 & & \\ & 0 & 1 & \\ & & 0 & 1 \\ & & & 0 \end{pmatrix}$$

$$J_3(2) = \begin{pmatrix} 2 & 1 & \\ & 2 & 1 \\ & & 2 \end{pmatrix}$$

$$J_2(1) = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ & 1 \end{pmatrix}$$



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2.10 设 $A$ 为 $n$ 阶方阵, 则存在 $n$ 阶可逆矩阵 $T$ 使得

$$A = TJT^{-1} \quad (2-43)$$

其中 $J = \text{diag}(J_{n_1}(\lambda_1), J_{n_2}(\lambda_2), \dots, J_{n_k}(\lambda_k)), n_1 + n_2 + \dots + n_k = n$ .

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 $\lambda_i$ , 它的代数重数是Jordan标准型中以 $\lambda_i$ 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 $\lambda_i$ , 它的几何重数, 即与 $\lambda_i$ 对应的线性无关的特征向量的个数, 恰为以 $\lambda_i$ 为特征值的Jordan块的个数.



例2 求矩阵 $A$ 的Jordan标准型 $J$ , 其中

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

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

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

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.

$$J = \begin{pmatrix} -1 & & \\ & -1 & 1 \\ & & -1 \end{pmatrix} \quad \text{或} \quad J = \begin{pmatrix} -1 & 1 & \\ & -1 & \\ & & -1 \end{pmatrix}$$

返回



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

定理2.11 设 $A$ 为 $n$ 阶方阵,  $\lambda_i$ 为其特征值, 则 $A$ 的Jordan标准型 $J$ 中以 $\lambda_i$ 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 $r_l = \text{rank}(\lambda_i \mathbf{I} - A)^l$ .

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





例3 求矩阵 $A$ 的Jordan标准型 $J$ , 其中

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

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

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

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.

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



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

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

以2为特征值, 阶数为1 的Jordan块的个数为

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

$$(2) \quad l=2$$

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

以2为特征值, 阶数为2 的Jordan块的个数为

$$r_3 + r_1 - 2r_2 = 0 + 2 - 2 \times 0 = 2 \quad \text{故 } \mathbf{J} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & & \\ & 2 & & \\ & & 2 & 1 \\ & & & 2 \end{pmatrix}$$



## (二) 关于变换矩阵 $T$

$$A = T J T^{-1} \Rightarrow AT = TJ$$

$$T = (T_1, T_2, \dots, T_k),$$

$T_i$  为  $n \times n_i$  阶矩阵

$$A (T_1, T_2, \dots, T_k) = (T_1, T_2, \dots, T_k) \begin{pmatrix} J_{n_1}(\lambda_1) & & \\ & \ddots & \\ & & J_{n_k}(\lambda_k) \end{pmatrix}$$

$$AT_i = T_i J_{n_i}(\lambda_i)$$

$$T_i = (t_1^i, t_2^i, \dots, t_{n_i}^i),$$

$t_k^i$  为  $n \times 1$  阶矩阵

$$A(t_1^i, t_2^i, \dots, t_{n_i}^i) = (t_1^i, t_2^i, \dots, t_{n_i}^i) \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & & \\ & \lambda_i & 1 & \\ & & \ddots & \ddots \\ & & & \lambda_i & 1 \\ & & & & \lambda_i \end{pmatrix}$$



$$A(\mathbf{t}_1^i, \mathbf{t}_2^i, \dots, \mathbf{t}_{n_i}^i) = (\mathbf{t}_1^i, \mathbf{t}_2^i, \dots, \mathbf{t}_{n_i}^i) \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & & & \\ & \lambda_i & 1 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & \lambda_i & 1 \\ & & & & \lambda_i \end{pmatrix} \begin{cases} A\mathbf{t}_1^i = \lambda_i \mathbf{t}_1^i, \\ A\mathbf{t}_2^i = \lambda_i \mathbf{t}_2^i + \mathbf{t}_1^i, \\ \vdots \\ A\mathbf{t}_{n_i}^i = \lambda_i \mathbf{t}_{n_i}^i + \mathbf{t}_{n_i-1}^i. \end{cases}$$

$\mathbf{t}_1^i, \mathbf{t}_2^i, \dots, \mathbf{t}_{n_i}^i$  构成一条关于特征值  $\lambda_i$  的长度为  $n_i$  的Jordan链.

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



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

$t_1^i$  是矩阵  $A$  的关于特征值  $\lambda_i$  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
- 链首要求: 特征向量、方程组(2-45)可解
- 选取: 对应特征向量空间中所有特征向量的某种线性组合



例4 计算例2中矩阵 $A$ 化Jordan标准型的变换矩阵 $T$ .

解

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

$\lambda_1$  对应两个Jordan块,即有两条Jordan链,长度为1和2.

求出  $\lambda_1$  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  $\mathbf{x}_1$  或  $\mathbf{x}_2$  为链首时都无法求出下一个Jordan链向量.

构造  $\mathbf{y} \in \text{span}\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2\}$ , 使得  $(A - \lambda_1 I)\mathbf{z} = \mathbf{y}$  可解



$$\text{令 } \mathbf{y} = k_1 \mathbf{x}_1 + k_2 \mathbf{x}_2$$

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

$$\text{需 } 2k_2 - 3k_1 = 0 \quad \text{取 } k_1 = 2, k_2 = 3, \mathbf{y} = (4, 3, -2)^T$$

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

$$\text{由 } \mathbf{J} = \begin{pmatrix} -1 & & \\ & -1 & 1 \\ & & -1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{T} = \begin{pmatrix} 2 & 4 & 1 \\ 0 & 3 & 0 \\ -1 & -2 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{或 } \mathbf{T} = \begin{pmatrix} 0 & 4 & 1 \\ 1 & 3 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \end{pmatrix}$$





# 计算矩阵的Jordan分解

## Jordan标准型J

- 1、计算矩阵的全部特征值
- 2、计算特征值的代数重数（确定对角元）
- 3、计算特征值的几何重数（Jordan块个数）
- 4、利用定理2.11确定每个k阶块的个数（为节省计算量从小到大计算）

## 变换矩阵T

- 1、求得Jordan标准型
- 2、计算每个Jordan块对应的Jordan链
  - 若Jordan块阶数为1，直接计算特征向量
  - 若阶数大于1，则先计算特征向量，利用特征向量的线性组合得到链首（保证线性方程组2.45有解）





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

Jordan分解的应用:

计算初等函数在某个矩阵处的值 (矩阵)

最简单的情形:

多项式函数 (高次多项式)



## 定理2.12 (Hamilton-Caylay)

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

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

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

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

**DUT****大连理工大学****DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY**

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

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

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

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

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

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

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



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)  $A^{100}$ .

解  $\psi(\lambda) = \det(\lambda I - A) = \begin{vmatrix} \lambda+1 & -1 & 0 \\ 4 & \lambda-3 & 0 \\ -1 & 0 & \lambda-2 \end{vmatrix} = \lambda^3 - 4\lambda^2 + 5\lambda - 2$

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

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

(2)由  $\psi(A) = A^3 - 4A^2 + 5A - 2I = O$  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  $\psi(2) = \psi(1) = \psi'(1) = 0$

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

$$\mathbf{A}^{100} = g(\mathbf{A})\psi(\mathbf{A}) + a\mathbf{A}^2 + b\mathbf{A} + c\mathbf{I} = a\mathbf{A}^2 + b\mathbf{A} + c\mathbf{I}$$

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 2.4 矩阵的奇异值分解



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

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。





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

Jordan分解:  $A = TJT^{-1}$

$T$ 可逆阵,  $J$ 若当标准型

Schur分解:  $A = URU^H$

$U$ 酉矩阵,  $R$ 上三角矩阵

?? 分解:  $A = UDV^H$

$U, V$ 酉矩阵,  $D$ 对角矩阵

变换矩阵:

可逆  $\rightarrow$  酉矩阵

宽松  $\rightarrow$  严格

标准型:

双对角  $\rightarrow$  上三角

严格  $\rightarrow$  宽松



假定矩阵  $A \in C^{m \times n}$   $\text{rank}(A) = r$

$A^H A$  为 Hermite 半正定矩阵，特征值均为实数且非负

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

由 Schur 定理的推论，存在  $n$  阶酉阵  $V$ ，使得

$$(U^H A W)^H (U^H A W) = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Sigma^2 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}^H \begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$=$$



矩阵划分:

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

$$U = (U_1 \quad U_2), \quad U_1 \in C^{m \times r}, U_2 \in C^{m \times (n-r)}$$

目标: 寻找矩阵  $U_1, U_2$  使得

$$U^H A V = \begin{pmatrix} U_1^H \\ U_2^H \end{pmatrix} A (V_1 \quad V_2) = \begin{pmatrix} U_1^H A V_1 & U_1^H A V_2 \\ U_2^H A V_1 & U_2^H A V_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$



$$U_1^H A V_1 = \Sigma \quad U_1^H A V_2 = 0 \quad U_2^H A V_1 = 0 \quad U_2^H A V_2 = 0$$

由于

$$\begin{aligned} V^H A^H A V &= \begin{pmatrix} V_1^H \\ V_2^H \end{pmatrix} A^H A (V_1 \quad V_2) = \begin{pmatrix} V_1^H A^H A V_1 & V_1^H A^H A V_2 \\ V_2^H A^H A V_1 & V_2^H A^H A V_2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} (A V_1)^H A V_1 & (A V_1)^H A V_2 \\ (A V_2)^H A V_1 & (A V_2)^H A V_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

故

$$(A V_1)^H A V_1 = \Sigma^2 \quad (A V_2)^H A V_2 = 0$$

从而

$$U_1 = A V_1 \Sigma^{-1} \quad U_1^H U_1 = I_r \quad U_2 \text{ 为 } U_1 \text{ 的标准正交补} \quad U^H U = I$$



**定理 2.14** 假定  $A \in C^{m \times n}$ , 且  $\text{rank}(A) = r$ , 则存在  $m$  阶、 $n$  阶酉阵  $U$ 、 $V$  使得

$$A = U \begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} V^H \quad (2-47)$$

其中

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1 & & & \\ & \sigma_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sigma_r \end{pmatrix}$$

$\sigma_i (i = 1, 2, \dots, r)$  为矩阵  $A$  的 **非零** 奇异值。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

$A^H A$  为 Hermite 半正定矩阵，特征值均为实数且非负

## 定义

设  $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$ ,  $k = \min(m, n)$   $A^H A$  的特征值为

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

称非负实数

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

为矩阵  $A$  的奇异值。



矩阵  $A$  的奇异值满足性质：酉变换不改变矩阵的奇异值

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

证: 由  $U^H A V = B$ , 则有

$$\begin{aligned} B^H B &= (U^H A V)^H (U^H A V) = V^H A^H (U U^H) A V \\ &= V^H (A^H A) V \end{aligned}$$

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



称 (2-47) 式为矩阵  $A$  的奇异值分解, 亦称为矩阵  $A$  的 **满的奇异值分解**。

---

$$A = U \begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} V^H = (U_1 \ U_2) \begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_1^H \\ V_2^H \end{pmatrix} = U_1 \Sigma V_1^H$$

关系式 (2-47) 亦可写为

$$A = U_1 \Sigma V_1^H$$

称为矩阵  $A$  **约化的奇异值分解**。





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

$$Av_i = \sigma_i u_i, \quad u_i^H A = \sigma_i v_i^H, \quad i = 1, 2, \dots, r$$

$U$ 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 $\sigma_i$ 对应的左奇异向量和右奇异向量.

$$AA^H U = U \begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} V^H V \begin{pmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} U^H U = U \begin{pmatrix} \Sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

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

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  $A^H A$  的单位正交特征向量.



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。

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

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

令

$$\begin{aligned} \det(\lambda I - A^H A) &= \begin{vmatrix} \lambda - 1 & 0 & -1 \\ 0 & \lambda - 1 & -1 \\ -1 & -1 & \lambda - 2 \end{vmatrix} = (\lambda - 1)^2(\lambda - 2) - 2(\lambda - 1) \\ &= (\lambda - 1)[\lambda^2 - 3\lambda + 2 - 2] = \lambda(\lambda - 1)(\lambda - 3) = 0 \end{aligned}$$



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

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

再求出  $V$ , 由

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



$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \Leftrightarrow \begin{matrix} x_3 = 0 \\ x_3 = 0 \\ x_1 + x_2 + x_3 = 0 \end{matrix} \Rightarrow p_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \Leftrightarrow \begin{matrix} x_1 + x_3 = 0 \\ x_2 + x_3 = 0 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 = 0 \end{matrix} \Rightarrow p_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

对应的标准正交的特征向量为:

$$v_1 = \frac{p_1}{\|p_1\|_2} = \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{pmatrix} \quad v_2 = \frac{p_2}{\|p_2\|_2} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix} \quad v_3 = \frac{p_3}{\|p_3\|_2} = \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix}$$



事实上, 实对称矩阵或Hermite矩阵的特征值为实数, 对应不同特征值的特征向量必正交.

$$Ax = \lambda x \Rightarrow x^H A^H = \bar{\lambda} x^H \Rightarrow x^H A^H x = \bar{\lambda} x^H x = \bar{\lambda} \|x\|_2^2$$

$$x^H A^H x = x^H Ax = x^H \lambda x = \lambda \|x\|_2^2 \Rightarrow \lambda = \bar{\lambda}$$

$$Ay = \mu y (\mu \neq \lambda) \quad (Ax, y) = y^H Ax = \lambda y^H x = \lambda(x, y)$$

$$= y^H A^H x = (Ay)^H x = (\mu y)^H x = \bar{\mu} y^H x = \bar{\mu}(x, y) \Rightarrow (x, y) = 0$$



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  $\text{rank}(A)=2$ , 故有  $(V_1)_{3 \times 2} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \end{pmatrix}$

进一步计算得出,

$$(U_1)_{3 \times 2} = AV_1 \Sigma^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

得约化的奇异值分解

$$\begin{aligned} \mathbf{A} = \mathbf{U}_1 \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}_1^H &= \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & -1 \\ \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{3} & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \end{aligned}$$



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

则

$$U = (U_1 \ U_2) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

是酉阵, 故矩阵  $A$  的奇异值分解 (满的奇异值分解) 为

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





### 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.

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

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

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

$$\mathbf{R}(A) = \text{span}\{a_1, a_2, \dots, a_r\}$$

$\mathbf{N}(A)$ 称为 $A$ 的零空间或核空间, 即

$$\mathbf{N}(A) = \{x | Ax = 0\}$$

$$AV_1 = U_1 \Sigma \quad AV_2 = 0$$



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

$$\|A\|_2 = \sigma_1 \quad \|A\|_F = \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \cdots + \sigma_r^2}$$

$$\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^H A)} \quad \|A\|_F = \sqrt{\text{trace}(A^H A)}$$

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

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

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

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

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



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

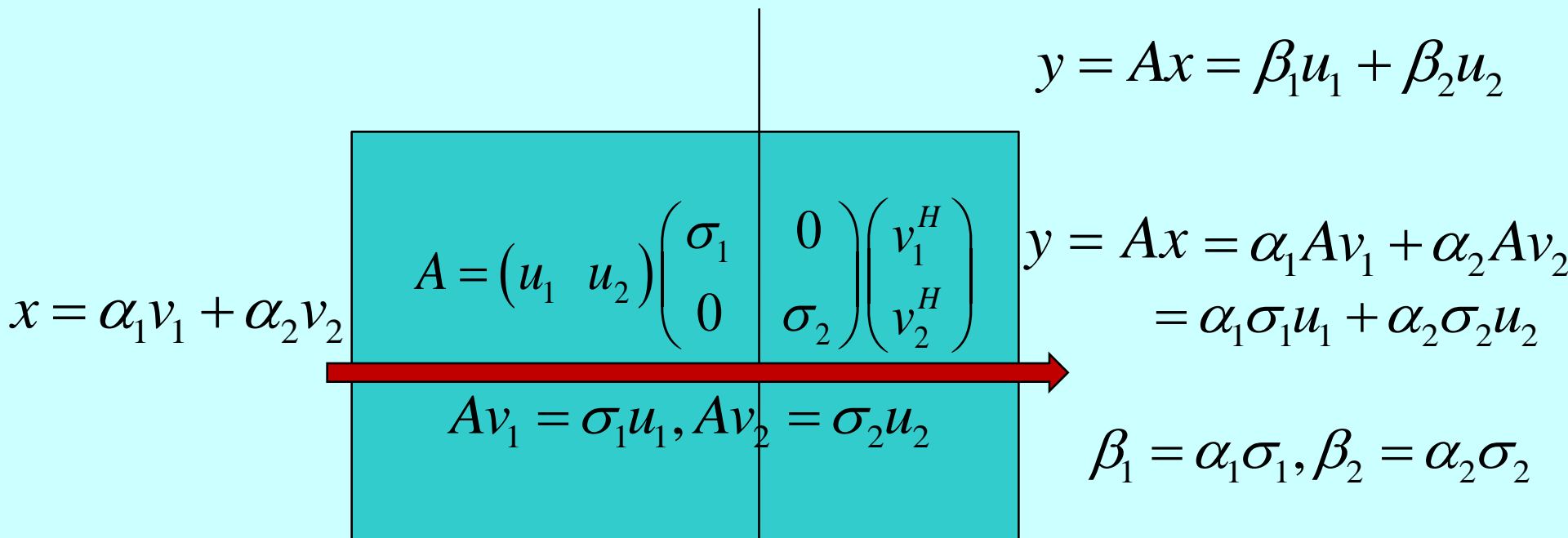
$$A = \sigma_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^H + \sigma_2 \mathbf{u}_2 \mathbf{v}_2^H + \cdots + \sigma_r \mathbf{u}_r \mathbf{v}_r^H$$

$$\begin{aligned} A = \mathbf{U}_1 \Sigma \mathbf{V}_1^H &= (\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_r) \begin{pmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{v}_1^H \\ \vdots \\ \mathbf{v}_r^H \end{pmatrix} \\ &= (\sigma_1 \mathbf{u}_1, \dots, \sigma_r \mathbf{u}_r) \begin{pmatrix} \mathbf{v}_1^H \\ \vdots \\ \mathbf{v}_r^H \end{pmatrix} = \sigma_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^H + \cdots + \sigma_r \mathbf{u}_r \mathbf{v}_r^H \end{aligned}$$

$$\text{rank}(\mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^H) = \text{rank}(\mathbf{v}_i^H \mathbf{u}_i) = 1$$



## 矩阵奇异值分解的几何意义



向量  $x$  坐标满足

$$\alpha_1^2 + \alpha_2^2 = 1 \quad \text{单位圆}$$

对应向量  $y$  坐标满足

$$\left( \frac{\beta_1}{\sigma_1} \right)^2 + \left( \frac{\beta_2}{\sigma_2} \right)^2 = 1 \quad \text{椭圆}$$



DUT

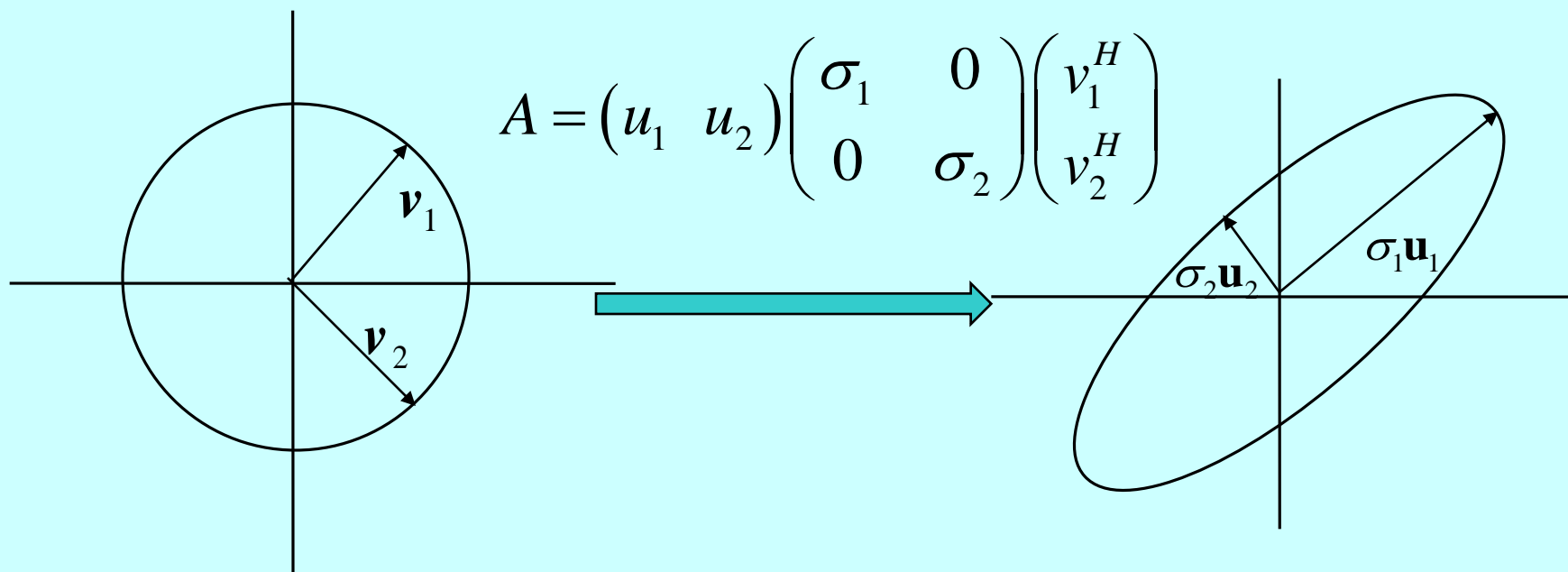
大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 矩阵奇异值分解的几何意义

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$$

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$$





## 高维情形

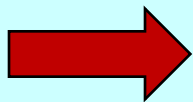
向量  $y = Ax$

$$x = \alpha_1 v_1 + \cdots + \alpha_n v_n, \quad y = \beta_1 u_1 + \cdots + \beta_n u_n$$

仍有  $Av_i = \sigma_i u_i$        $\beta_1 = \alpha_1 \sigma_1, \cdots, \beta_n = \alpha_n \sigma_n$

单位球

$$\alpha_1^2 + \cdots + \alpha_n^2 = 1$$



超椭球：将单位球沿某些正交方向分别以拉伸因子  $\sigma_i$  拉伸而成的曲面， $u_i$  为主半轴， $\sigma_i$  为主半轴的长度，恰好是矩阵的奇异值。

$$\left( \frac{\beta_1}{\sigma_1} \right)^2 + \cdots + \left( \frac{\beta_n}{\sigma_n} \right)^2 = 1$$