

§ 4 三角分解法 /* Matrix Factorization */

➤ 高斯消元法的矩阵形式 /* Matrix Form of G.E. */:

Step 1: $l_{i1} = a_{i1} / a_{11} \quad (a_{11} \neq 0)$

$$\text{记 } L_1 = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ -l_{21} & 1 & & & \\ \cdot & & \ddots & & \\ \cdot & & & \ddots & \\ \cdot & & & & 1 \\ -l_{n1} & & & & \end{bmatrix}, \text{ 则 } L_1 [A^{(1)} \quad \bar{b}^{(1)}] = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & \dots & a_{1n}^{(1)} & b_1^{(1)} \\ \vdots & & & \\ \vdots & & A^{(2)} & \bar{b}^{(2)} \\ \vdots & & & \\ \vdots & & & \end{bmatrix}$$

Step $n-1$:

$$L_{n-1} L_{n-2} \dots L_1 [A \quad \bar{b}] = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \dots & a_{1n}^{(1)} & b_1^{(1)} \\ & a_{22}^{(2)} & \dots & a_{2n}^{(2)} & b_2^{(2)} \\ & & \ddots & \vdots & \vdots \\ & & & a_{nn}^{(n)} & b_n^{(n)} \end{bmatrix} \quad \text{其中} \quad L_k = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & -l_{k+1,k} & & \\ & & \vdots & \ddots & \\ & & -l_{n,k} & & 1 \end{bmatrix}$$

$$L_k^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & l_{k+1,k} & & \\ & & \vdots & & \\ & & \vdots & & \\ & & l_{n,k} & & \\ & & & 0 & \\ & & & & 1 \end{bmatrix}$$

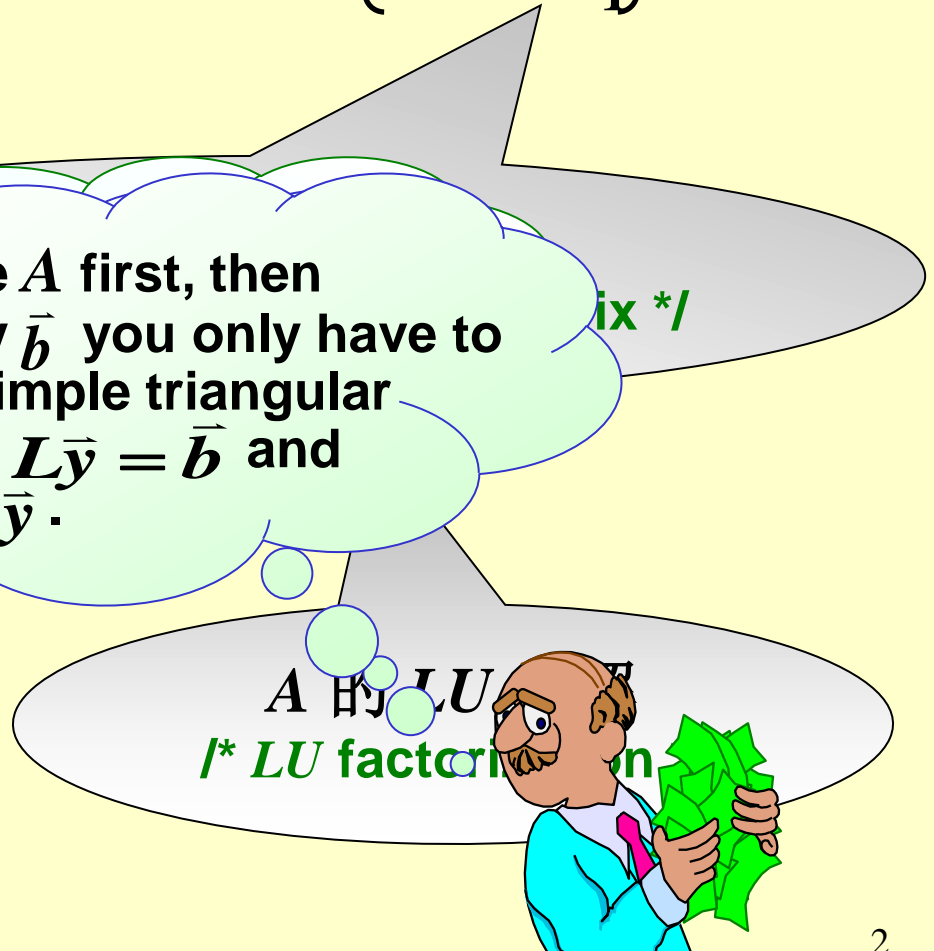
$$L_1^{-1} L_2^{-1} \dots L_{n-1}^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & l_{i,j} & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1 \end{bmatrix} \stackrel{\text{记为}}{=} L$$

$$\text{记 } U = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & & \\ & \ddots & \\ & & a_{nn}^{(n)} \end{bmatrix}$$

Factorize A first, then
for every \vec{b} you only have to
solve two simple triangular
systems $L\vec{y} = \vec{b}$ and
 $U\vec{x} = \vec{y}$.

ix */

A 的 LU 分解
/* LU factorization



由上述讨论可知，高斯消去法实质上产生了一个将系数矩阵 A 分解为上三角阵与下三角阵相乘的因式分解。

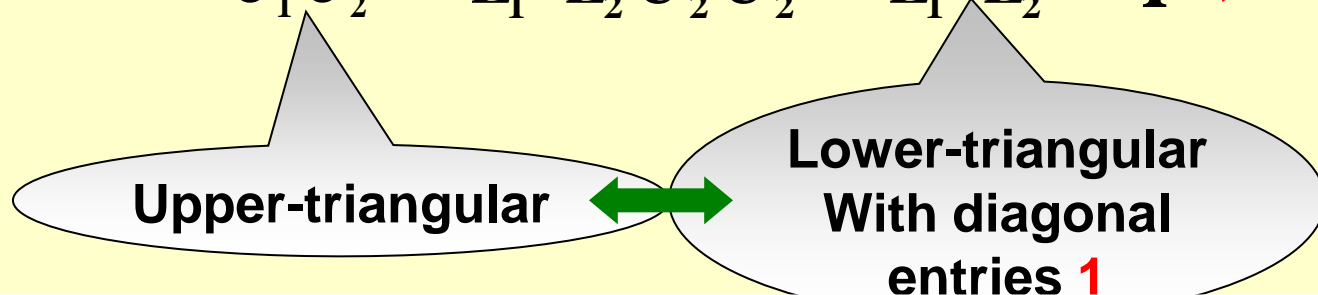
定理

设 A 为 n 阶矩阵，如果 A 的顺序主子式 /* **determinant of leading principal submatrices** */ $D_i \neq 0 (i=1,2,\dots,n-1)$ ，则 A 的 LU 分解唯一（其中 L 为**单位**下三角阵）。

证明：由§2中定理可知， LU 分解存在。下面证明唯一性。

考虑 A 非奇异，奇异时见教材p170的证明。

$$U_1 U_2^T = L_1^T L_2 U_2 U_2^T = L_1^T L_2 = I \quad \checkmark$$



注： L 为一般下三角阵而 U 为**单位**上三角阵的分解称为**Crout**分解。

实际上只要考虑 A^T 的 LU 分解，即 $A^T = \tilde{L}\tilde{U}$ ，则 $A = \tilde{U}^T \tilde{L}^T$ 即是 A 的**Crout**分解。

设有方程组 $AX=b$, 并设 $A=LU$, 于是 $AX=LUX=b$

令 $UX=Y$, 则 $LY=b$.

于是求解 $AX=b$ 的问题等价于求解两个方程组 $UX=Y$ 和 $LY=b$

(1) 利用顺推过程解 $LY=b$, 其计算公式为:

$$y_i = b_i - \sum_{j=1}^{i-1} l_{ij} y_j \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

(2) 利用回代过程解 $UX=Y$, 其计算公式为:

$$x_i = (y_i - \sum_{j=i+1}^n u_{ij} x_j) / u_{ii} \quad (i = n, n-1, \dots, 1)$$

➤利用Gauss消元法分解(顺序或列选主元)

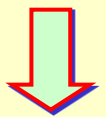
例

计算: 某行 = 该行 - 另一行的多少倍

$A = \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 12 & -8 & 6 & 10 \\ 3 & -13 & 9 & 3 \\ -6 & 4 & 1 & 18 \end{pmatrix}$

$12/6 = l_{21}$
 $3/6 = l_{31}$
 $-6/6 = l_{41}$

步1:



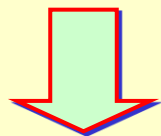
$A^{(1)} = \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & -4 & 2 & 2 \\ 0 & -12 & 8 & 1 \\ 0 & 2 & 3 & -14 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -l_{21} & 1 & 0 & 0 \\ -l_{31} & 0 & 1 & 0 \\ -l_{41} & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 12 & -8 & 6 & 10 \\ 3 & -13 & 9 & 3 \\ -6 & 4 & 1 & 18 \end{pmatrix} = L_1 A$

L_1

步2:

计算: 某行 = 该行 - 另一行的多少倍

$$A^{(1)} = \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & -4 & 2 & 2 \\ 0 & -12 & 8 & 1 \\ 0 & 2 & 3 & -14 \end{pmatrix} \quad \begin{array}{l} -12/-4 = l_{32} \\ 2/-4 = l_{42} \end{array}$$



$$A^{(2)} = \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & -4 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & -5 \\ 0 & 0 & 4 & -13 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -l_{32} & 1 & 0 \\ 0 & -l_{42} & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & -4 & 2 & 2 \\ 0 & -12 & 8 & 1 \\ 0 & 2 & 3 & -14 \end{pmatrix} = L_2 A^{(1)}$$

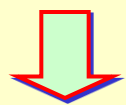
L_2

步3:

$$A^{(2)} = \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & -4 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & -5 \\ 0 & 0 & 4 & -13 \end{pmatrix}$$

计算: 某行 = 该行 - 另一行的多少倍

$4/2 = l_{43}$



$$A^{(3)} = \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & -4 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & -5 \\ 0 & 0 & 0 & -3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -l_{43} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & -4 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & -5 \\ 0 & 0 & 4 & -13 \end{pmatrix} = L_3 A^{(2)}$$

上三角 U

L_3

因此有:

$$U = A^{(3)} = L_3 A^{(2)} = L_3 L_2 A^{(1)} = L_3 L_2 L_1 A$$

$$U = L_3 L_2 L_1 A \Rightarrow A = L_1^{-1} L_2^{-1} L_3^{-1} U = L U, \text{ 其中:}$$

$$L = L_1^{-1} L_2^{-1} L_3^{-1}$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -l_{21} & 1 & 0 & 0 \\ -l_{31} & 0 & 1 & 0 \\ -l_{41} & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -l_{32} & 1 & 0 \\ 0 & -l_{42} & 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -l_{43} & 1 \end{pmatrix}^{-1}$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ l_{21} & 1 & 0 & 0 \\ l_{31} & 0 & 1 & 0 \\ l_{41} & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & l_{32} & 1 & 0 \\ 0 & l_{42} & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & l_{43} & 1 \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ l_{21} & 1 & 0 & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 & 0 \\ l_{41} & l_{42} & l_{43} & 1 \end{pmatrix}$$

最后有：

$$\begin{aligned}
 A = LU &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ l_{21} & 1 & 0 & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 & 0 \\ l_{41} & l_{42} & l_{43} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & a_{13}^{(1)} & a_{14}^{(1)} \\ 0 & a_{22}^{(2)} & a_{23}^{(2)} & a_{24}^{(2)} \\ 0 & 0 & a_{33}^{(3)} & a_{34}^{(3)} \\ 0 & 0 & 0 & a_{44}^{(4)} \end{pmatrix} \\
 &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0.5 & 3 & 1 & 0 \\ -1 & -0.5 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & -4 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & -5 \\ 0 & 0 & 0 & -3 \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

例 应用三角分解法对前例中的方程组进行求解。

解:

$$AX = LUX = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0.5 & 3 & 1 & 0 \\ -1 & -0.5 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & -4 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & -5 \\ 0 & 0 & 0 & -3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 12 \\ 34 \\ 27 \\ -38 \end{pmatrix} = b$$

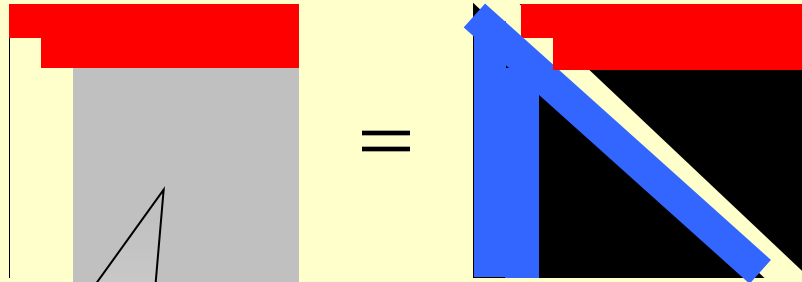
令: $LY = b$, 即

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0.5 & 3 & 1 & 0 \\ -1 & -0.5 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 12 \\ 34 \\ 27 \\ -38 \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{得}} \begin{pmatrix} y_1 = 12 \\ y_2 = 10 \\ y_3 = -9 \\ y_4 = -3 \end{pmatrix} \downarrow \text{前推}$$

再由 $UX = Y$, 即

$$\begin{pmatrix} 6 & -2 & 2 & 4 \\ 0 & -4 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & -5 \\ 0 & 0 & 0 & -3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 12 \\ 10 \\ -9 \\ -3 \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{得}} \begin{pmatrix} x_1 = 1 \\ x_2 = -3 \\ x_3 = -2 \\ x_4 = 1 \end{pmatrix} \uparrow \text{回代}$$

- 道立特分解法 /* Doolittle Factorization */:
 —— LU 分解的紧凑格式 /* compact form */



思路

通过比较法直接导出 L 和 U 的计算公式。
 反复计算，很浪费哦

$$\begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & & \\ l_{21} & 1 & \\ \vdots & \dots & \\ l_{n1} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{11} & \dots & u_{1n} \\ \dots & \ddots & \vdots \\ \vdots & & u_{nn} \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow a_{ij} = \sum_{k=1}^{\min(i,j)} l_{ik} u_{kj}$$

例如: $A = \begin{bmatrix} \boxed{2} & \boxed{5} & \boxed{4} \\ \boxed{4} & 13 & 9 \\ \boxed{6} & 21 & 20 \end{bmatrix} \stackrel{?}{=} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ l_{21} & 1 & 0 \\ l_{31} & l_{312} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} \\ 0 & u_{22} & u_{23} \\ 0 & 0 & u_{33} \end{bmatrix} = LU$

思想： 矩阵乘法。

$$\boxed{2} = 1 \cdot u_{11} \Rightarrow u_{11} = 2$$

$$\boxed{5} = 1 \cdot u_{12} \Rightarrow u_{12} = 5$$

$$\boxed{4} = 1 \cdot u_{13} \Rightarrow u_{13} = 4$$

↓

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ l_{21} & 1 & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} \\ 0 & u_{22} & u_{23} \\ 0 & 0 & u_{33} \end{bmatrix}$$


“你一行”

“我一列”

$$\boxed{4} = l_{21} \cdot 2 \Rightarrow l_{21} = 2$$

$$\boxed{6} = l_{31} \cdot 2 \Rightarrow l_{31} = 3$$

$$\begin{bmatrix} \boxed{2} & \boxed{5} & \boxed{4} \\ \boxed{4} & \boxed{13} & \boxed{9} \\ \boxed{6} & \boxed{21} & \boxed{20} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ 3 & l_{32} & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 2 & 5 & 4 \\ 0 & u_{22} & u_{23} \\ 0 & 0 & u_{33} \end{bmatrix}$$



$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ 3 & l_{32} & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 2 & 5 & 4 \\ 0 & u_{22} & u_{23} \\ 0 & 0 & u_{33} \end{bmatrix}$$

“你再一行”

$$\boxed{13} = 2 \cdot 5 + u_{22} \Rightarrow u_{22} = 3$$

$$\boxed{9} = 2 \cdot 4 + u_{23} \Rightarrow u_{23} = 1$$

$$\boxed{21} = 3 \cdot 5 + 3 l_{32} \Rightarrow l_{32} = 2$$

“你又一列”

$$\boxed{20} = 3 \cdot 4 + 2 \cdot 1 + u_{33} \Rightarrow u_{33} = 6$$

“我又一行”

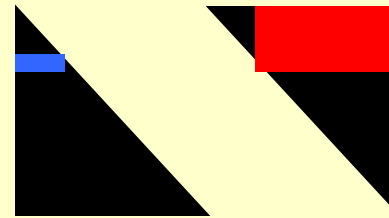
$$a_{ij} = \sum_{k=1}^{\min(i,j)} l_{ik} u_{kj}$$

固定 i :

对 $j = i, i+1, \dots, n$ 有 $a_{ij} = \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj} + u_{ij}$

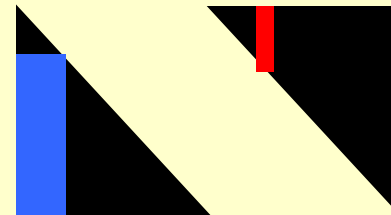
$$l_{ii} = 1$$

$$\Rightarrow u_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj} \quad (a)$$



将 i, j 对换, 对 $j = i+1, \dots, n$ 有 $a_{ji} = \sum_{k=1}^{i-1} l_{jk} u_{ki} + l_{ji} u_{ii}$

$$\Rightarrow l_{ji} = (a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{jk} u_{ki}) / u_{ii} \quad (b)$$

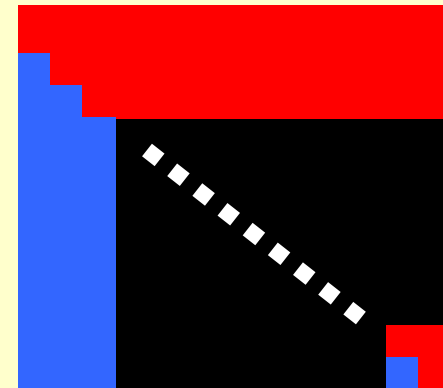


Algorithm: Doolittle Factorization

Step 1: $u_{1j} = a_{1j}$; $l_{j1} = a_{j1} / u_{11}$; ($j = 1, \dots, n$)

Step 2: compute (a) and (b) for $i = 2, \dots, n-1$;

Step 3: $u_{nn} = a_{nn} - \sum_{k=1}^{n-1} l_{nk} u_{kn}$



例:

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

再求
第一
列

$$u_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj}$$

$$l_{ji} = (a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{jk} u_{ki}) / u_{ii}$$

解:

$$A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 3 \\ 1 & 3 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ -\frac{1}{2} & 1 & & \\ \frac{1}{2} & & \frac{7}{5} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -1 & 1 \\ -\frac{5}{2} & \frac{7}{2} & \frac{54}{10} \end{pmatrix}$$

先求第
一行

$$3 + \frac{1}{2}$$

$$\frac{3 - \frac{1}{2}(-1)}{(-\frac{5}{2})}$$

$$1 - \frac{1}{2} + \frac{7}{5} * \frac{7}{2}$$

$$-2 - \frac{1}{2}$$

例 用直接三角分解法求解

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 5 & 2 \\ 3 & 1 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 14 \\ 18 \\ 20 \end{bmatrix}$$

解： 用分解公式计算得

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ 3 & -5 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & -4 \\ 0 & 0 & -24 \end{bmatrix} = LU$$

求解

$$LY = (14, 18, 20)^T, \text{ 得 } Y = (14, -10, -72)^T$$

$$UX = (14, -10, -72)^T, \text{ 得 } X = (1, 2, 3)^T$$

➤ 平方根法 /* Choleski's Method */:

——对称 /* symmetric */ 正定 /* positive definite */
矩阵的分解法

定义

一个矩阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 称为**对称阵**，如果 $a_{ij} = a_{ji}$ 。

定义

一个矩阵 A 称为**正定阵**，如果 $\bar{x}^T A \bar{x} > 0$ 对任意非零向量 \bar{x} 都成立。

📖 回顾：对称正定阵的几个重要性质

⊕ A 的特征值 /* eigen value */ $\lambda_i > 0$

⊕ A 的顺序主子阵 /* leading principal submatrices */ A_k 亦对称正定 设对应特征值 λ 的非零特征向量

⊕ A^{-1} 亦正定 为 \bar{x} ，则 $0 < \bar{x}^T A \bar{x} = \bar{x}^T \lambda \bar{x} = \lambda \|\bar{x}\|^2$

⊕ A 的全矩阵 A 的对称性显然。对任意 $\bar{x}_k \neq \bar{0} \in R^k$ 有

$$\bar{x}_k^T A_k \bar{x}_k = \bar{x}^T A \bar{x} > 0, \text{ 其中 } \bar{x} = \begin{pmatrix} \bar{x}_k \\ \bar{0} \end{pmatrix} \neq \bar{0} \in R^n。$$

因为 $\det(A) = \prod_{i=1}^n \lambda_i > 0$

将对称 正定阵 A 做 LU 分解

$$U = \begin{bmatrix} \text{---} & & \\ & u_{ij} & \\ & & \text{---} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} & & \\ & u_{22} & \\ & & u_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & u_{ij}/u_{ii} \\ & & & \ddots \\ & & & & 1 \end{bmatrix} \stackrel{\text{记为}}{=} D\tilde{U}$$

HW: p.203
#9, #11

A 对称 $\rightarrow L = \tilde{U}^T$ 即 $A = LDL^T$

记 $D^{1/2} = \begin{bmatrix} \sqrt{u_{11}} & & \\ & \sqrt{u_{22}} & \\ & & \ddots \\ & & & \sqrt{u_{nn}} \end{bmatrix}$ 则 $\tilde{L} = LD^{1/2}$ 仍是下三角阵

$$LD\tilde{U} = LU = A = A^T = (LD\tilde{U})^T = \tilde{U}^T DL^T$$

定理 设矩阵 A 对称正定, 则存在非奇异下三角阵 $L \in R^{n \times n}$ 使得 $A = LL^T$ 。若限定 L 对角元为正, 则分解唯一。

注: 对于对称正定阵 A , 从 $a_{ii} = \sum_{k=1}^i l_{ik}^2$ 可知对任意 $k \leq i$ 有 $|l_{ik}| \leq \sqrt{a_{ii}}$ 。即 L 的元素不会增大, 误差可控, 不需选主元。

Algorithm: Choleski's Method

To factor the symmetric positive definite $n \times n$ matrix A into LL^T , where L is lower triangular.

Input: the dimension n ; entries a_{ij} for $1 \leq i, j \leq n$ of A .

Output: the entries l_{ij} for $1 \leq j \leq i$ and $1 \leq i \leq n$ of L .

Step 1 Set $l_{11} = \sqrt{a_{11}}$;

Step 2 For $j = 2, \dots, n$, set

Step 3 For $i = 2, \dots, n$, set

因为 A 对称, 所以只需存半个 A , 即
 $A[n(n+1)/2] = \{a_{11}, a_{21}, a_{22}, \dots, a_{n1}, \dots, a_{nn}\}$
 其中 $a_{ij} = A[i \times (i-1)/2 + j]$

Step 5 For $j = 2, \dots, i-1$, set $l_{ij} = (a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik} l_{jk}) / l_{jj}$;

Step 6 Set $l_{ii} = \sqrt{a_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik}^2}$;

运算量为 $O(n^3/6)$, 比普通 LU

Step 7 $C = A - LL^T$ 分解少一半, 但有 n 次开方。用 $A = LDL^T$

STOP. 分解, 可省开方时间(p.173)。

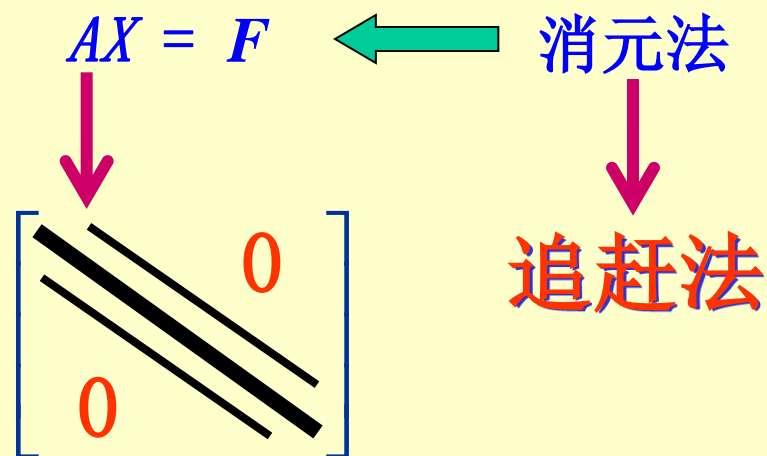
➤ 追赶法解三对角方程组

/* Crout Reduction for Tridiagonal Linear System */

$$\begin{bmatrix} b_1 & c_1 & & & \\ a_2 & b_2 & c_2 & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ \circ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} \\ & & & a_n & b_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_n \end{bmatrix}$$

即：

$$\begin{cases} b_1 x_1 + c_1 x_2 = f_1 \\ a_i x_{i-1} + b_i x_i + c_i x_{i+1} = f_i \\ i = 2, \cdots, n-1 \\ a_n x_{n-1} + b_n x_n = f_n \end{cases}$$



我们要熟练掌握公式推导！

推导过程其实就是程序设计过程！
(这个能力是相通的)

注意 a, b, c, f 的下标与行号相同!!!

应用：很多问题最后归结到对角占优的三对角方程组求解。

步1:

$$\begin{bmatrix} b_1 & c_1 & & f_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 & f_2 \\ & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} & f_{n-1} \\ & & & a_n & b_n & f_n \end{bmatrix}$$

n 阶

重复这个过程 $\begin{cases} 1. \text{ 主元变} 1 \\ 2. \text{ 消元} \end{cases}$

$$n \Rightarrow n-1 \Rightarrow \cdots \Rightarrow 2 \Rightarrow 1$$

主元

$$\begin{bmatrix} 1 & \beta_1 & & y_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 & f_2 \\ & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} & f_{n-1} \\ & & & a_n & b_n & f_n \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \beta_1 &= c_1 / b_1 \\ y_1 &= f_1 / b_1 \end{aligned}$$

消元

$$\begin{bmatrix} 1 & \beta_1 & & y_1 \\ b_2 - a_2 \beta_1 & c_2 & & f_2 - a_2 y_1 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} & f_{n-1} \\ & & & a_n & b_n & f_n \end{bmatrix}$$

$n-1$ 阶

第1步做完了， 下面做第2步。

步2:

$$\begin{array}{c}
 \left[\begin{array}{cccc|cccc}
 1 & \beta_1 & & & & & & y_1 \\
 \boxed{b_2 - a_2 \beta_1} & c_2 & & & & & & f_2 - a_2 y_1 \\
 \vdots & \vdots & \ddots & & & & & \vdots \\
 & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} & & & & f_{n-1} \\
 & & a_n & b_n & & & & f_n
 \end{array} \right] & \left[\begin{array}{cccc|cccc}
 1 & \beta_1 & & & & & & y_1 \\
 \boxed{b_2 - a_2 \beta_1} & c_2 & & & & & & \boxed{f_2 - a_2 y_1} \\
 \vdots & \vdots & \ddots & & & & & \vdots \\
 & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} & & & & f_{n-1} \\
 & & a_n & b_n & & & & f_n
 \end{array} \right] \\
 \left. \begin{array}{c} \text{主元变1} \\ \downarrow \end{array} \right\} \begin{array}{c} \text{主元变1} \\ \beta_2 = c_2 / (b_2 - a_2 \beta_1) \\ y_2 = (f_2 - a_2 y_1) / (b_2 - a_2 \beta_1) \end{array} \quad \begin{array}{c} \text{对照步1} \\ \updownarrow \end{array} \\
 \left[\begin{array}{cccc|cccc}
 1 & \beta_1 & & & & & & y_1 \\
 \boxed{1} & \beta_2 & & & & & & \boxed{y_2} \\
 \boxed{a_3} & b_3 & c_3 & & & & & f_3 \\
 \vdots & \vdots & \ddots & & & & & \vdots \\
 & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} & & & & f_{n-1} \\
 & & a_n & b_n & & & & f_n
 \end{array} \right] & \xrightarrow{\text{消元}} & \left[\begin{array}{cccc|cccc}
 1 & \beta_1 & & & & & & y_1 \\
 1 & \beta_2 & & & & & & y_2 \\
 \boxed{b_3 - a_3 \beta_2} & c_3 & & & & & & \boxed{f_3 - a_3 y_2} \\
 0 & 0 & 0 & & & & & \vdots \\
 & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} & & & & f_{n-1} \\
 & & a_n & b_n & & & & f_n
 \end{array} \right]
 \end{array}$$

对照步1,可写出步k的式子了

既然看出来了, 那从步 k 到步 $k+1$ 就不写了!!!

但提醒大家的是: 一头一尾2个方程的主元化为1的式子特殊!

1. 消元过程算法:

$$\beta_1 = c_1 / b_1, y_1 = f_1 / b_1$$

$$\beta_i = c_i / (b_i - a_i \beta_{i-1}), i = 2, 3, \dots, n-1$$

追

$$y_i = (f_i - a_i y_{i-1}) / (b_i - a_i \beta_{i-1}), i = 2, 3, \dots, n$$

则方程变为:

$$\begin{bmatrix} 1 & \beta_1 & & & & y_1 \\ & 1 & \beta_2 & & & y_2 \\ & & 1 & \beta_3 & & y_3 \\ & & & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & & & 1 & \beta_{n-1} & y_{n-1} \\ & & & & & 1 & y_n \end{bmatrix}$$

二对角

2. 回代

赶

$$\begin{cases} x_n = y_n \\ x_i = y_i - \beta_i x_{i+1}, \quad i = n-1, \dots, 1 \end{cases}$$

这就完了?! 发现公式其实是2个递推式了没有?

注：上述消元过程相当于对 A 作Crout 分解，即：

Step 1: 对 A 作Crout 分解

$$A = \begin{bmatrix} u_1 & & & \\ \gamma_2 & \ddots & & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \gamma_n & u_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \beta_1 & & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & \beta_{n-1} \\ & & & 1 \end{bmatrix}$$

直接比较等式两边的元素，可得到计算公式。

则：

$$\beta_1 = c_1 / b_1, \quad u_1 = a_1$$

$$\begin{cases} u_i = b_i - a_i \beta_{i-1}, & u_n = b_n - a_n \beta_{n-1} \\ \beta_i = c_i / (b_i - a_i \beta_{i-1}) = c_i / u_i & i = 2, 3, \dots, n-1 \\ \gamma_i = a_i, & \gamma_n = a_n \end{cases}$$

Step 2: 追——即解 $L \bar{y} = \bar{f}$: $y_1 = \frac{f_1}{u_1}, y_i = \frac{(f_i - \gamma_i y_{i-1})}{u_i} \quad (i = 2, \dots, n)$

Step 3: 赶——即解 $U \bar{x} = \bar{y}$: $x_n = y_n, x_i = y_i - \beta_i x_{i+1} \quad (i = n-1, \dots, 1)$

定理

若 A 为**对角占优** /* **diagonally dominant** */ 的三对角阵，且满足 $|b_1| > |c_1| > 0$, $|b_n| > |a_n| > 0$, $a_i \neq 0, c_i \neq 0$ ，则追赶法可解以 A 为系数矩阵的方程组。

定义

设 $A = (a_{ij})_{n \times n} \in R^{n \times n}$ ，满足 $|a_{ii}| \geq \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}|$, $i = 1, 2, \dots, n$ 且至少有一个 i 值，使得 $|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}|$ 成立，

则称 A 为**对角占优矩阵**；若 $|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}|$, $i = 1, 2, \dots, n$ 则称 A 为**严格对角占优矩阵**。

注：

☞ 如果 A 是**严格**对角占优阵，则不要求三对角线上的所有元素非零。

$$u_i = b_i - a_i \beta_{i-1}$$

☞ 根据不等式 $|\beta_i| < 1$, $|b_i| - |a_i| < |b_i - \gamma_i \beta_{i-1}| < |b_i| + |a_i|$ 可知：分解过程中，矩阵元素不会过分增大，算法保证稳定。

☞ 运算量为 $O(6n)$ 。

§ 5 线性方程组的误差分析

/ Error Analysis for Linear system of Equations */*



求解 $A\bar{x} = \bar{b}$ 时, A 和 \bar{b} 的误差对解 \bar{x} 有何影响?

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

$$A(\bar{x} + \delta\bar{x}) = \bar{b} + \delta\bar{b}$$

绝对误差放大因子

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

相对误差放大因子

$$\text{又 } \|\bar{b}\| = \|A\bar{x}\| \leq \|A\| \cdot \|\bar{x}\| \Rightarrow \frac{\|\bar{x}\|}{\|\bar{b}\|} \leq \frac{1}{\|A\|}$$

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

➤ 设 \bar{b} 精确. $\|A\| \cdot \|A^{-1}\|$ 是关键, 记为 $\bar{x} + \delta \bar{x}$, 即

的误差放大因子, 称为
A的**条件数**, 记为 $\text{cond}(A)$,
越**大** 则 A 越病态,
难得准确解。

$$A(\bar{x} + \delta \bar{x}) + \delta A(\bar{x} + \delta \bar{x}) = (A + \delta A)\bar{x} + (A + \delta A)\delta \bar{x} = \bar{b}$$

$$\Rightarrow \delta \bar{x} = -A^{-1} \delta A(\bar{x} + \delta \bar{x}) \Rightarrow (A + \delta A)\delta \bar{x} = -\delta A \bar{x}$$

$$\Rightarrow \frac{\|\delta \bar{x}\|}{\|\bar{x} + \delta \bar{x}\|} \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\delta A\| \Rightarrow A(I + A^{-1} \delta A)\delta \bar{x} = -\delta A \bar{x}$$


$$= \delta \bar{x} = -(I + A^{-1} \delta A)^{-1} A^{-1} \delta A \bar{x}$$


(只要 $\|\delta A\|$ 充分小, 使得


$$\|A^{-1} \delta A\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\delta A\| < 1)$$

is invertible?

$$\Rightarrow \frac{\|\delta \bar{x}\|}{\|\bar{x}\|} \leq \frac{\|A^{-1}\| \cdot \|\delta A\|}{1 - \|A^{-1}\| \cdot \|\delta A\|} = \frac{\|A\| \cdot \|A^{-1}\| \cdot \|\delta A\|}{1 - \|A\| \cdot \|A^{-1}\| \cdot \|\delta A\|}$$

注:  $\text{cond}(A)$ 的具体大小与 $\|\cdot\|$ 的取法有关, 但相对大小一致。

 $\text{cond}(A)$ 取决于 A , 与解题方法无关。


$$\frac{\|\delta\bar{x}\|}{\|\bar{x}\|} \leq \frac{\text{cond}(A)}{1 - \text{cond}(A)\|\delta A\|/\|A\|} \left(\frac{\|\delta A\|}{\|A\|} + \frac{\|\delta\bar{b}\|}{\|\bar{b}\|} \right)$$



常用条件数有:

$$\text{cond}(A)_1 \quad \text{cond}(A)_\infty \quad \text{cond}(A)_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A) / \lambda_{\min}(A^T A)}$$

特别地, 若 A 对称, 则 $\text{cond}(A)_2 = \frac{\max |\lambda|}{\min |\lambda|}$

条件数的性质:

 A 可逆, 则 $\text{cond}(A)_p \geq 1$;

 A 可逆, $\alpha \in \mathbb{R}$ 则 $\text{cond}(\alpha A) = \text{cond}(A)$;

 A 正交, 则 $\text{cond}(A)_2 = 1$;

 A 可逆, R 正交, 则 $\text{cond}(RA)_2 = \text{cond}(AR)_2 = \text{cond}(A)_2$ 。

例: $A = \begin{pmatrix} 1 & 0.99 \\ 0.99 & 0.98 \end{pmatrix}$, $\bar{b} = \begin{pmatrix} 1.99 \\ 1.97 \end{pmatrix}$ 精确解为 $\bar{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$.

计算 $\text{cond}(A)_2$ 。

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} -9800 & 9900 \\ 9900 & -10000 \end{pmatrix}$$

解: 考察 A 的特征根

$$\det(\lambda I - A) = 0 \Rightarrow \begin{aligned} \lambda_1 &= 1.980050504 \\ \lambda_2 &= -0.000050504 \end{aligned}$$

$$\text{cond}(A)_2 = \left| \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \right| \approx 39206 \gg 1$$



测试病态程度:

给 \bar{b} 一个扰动 $\delta \bar{b} = \begin{pmatrix} -0.97 \times 10^{-4} \\ 0.106 \times 10^{-3} \end{pmatrix}$, 其相对误差为

$$\frac{\|\delta \bar{b}\|_2}{\|\bar{b}\|_2} \approx 0.513 \times 10^{-4} < 0.01\% \quad \text{此时精确解为 } \bar{x}^* = \begin{pmatrix} 3 \\ -1.0203 \end{pmatrix}$$

$$\delta \bar{x} = \bar{x}^* - \bar{x} = \begin{pmatrix} 2 \\ -2.0203 \end{pmatrix} \Rightarrow \frac{\|\delta \bar{x}\|_2}{\|\bar{x}\|_2} \approx 2.0102 > 200\%$$

例：Hilbert 阵 $H_n = \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{2} & \cdots & \frac{1}{n} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{n} & \frac{1}{n+1} & \cdots & \frac{1}{2n-1} \end{bmatrix}$

$$\text{cond}(H_2)_\infty = 27 \qquad \text{cond}(H_3)_\infty \approx 748$$

$$\text{cond}(H_6)_\infty = 2.9 \times 10^6 \qquad \text{cond}(H_n)_\infty \rightarrow \infty \text{ as } n \rightarrow \infty$$

注：一般判断矩阵是否病态，并不计算 A^{-1} ，而由经验得出。

- 👉 行列式很大或很小（如某些行、列近似相关）；
- 👉 元素间相差大数量级，且无规则；
- 👉 主元消去过程中出现小主元；
- 👉 特征值相差大数量级。

➤ 近似解的误差估计及改善:

设 $A\bar{x} = \bar{b}$ 的近似解为 \bar{x} , 则一般有 $\bar{r} = \bar{b} - A\bar{x} \neq \bar{0}$

$$\Rightarrow \frac{\|\bar{x} - \bar{x}^*\|}{\|\bar{x}^*\|} \leq \text{cond}(A) \frac{\|\bar{r}\|}{\|\bar{b}\|}$$

HW: p.203
#14, #15, #16

✖ 改善方法:

Step 1: $A\bar{x} = \bar{b} \Rightarrow$ 近似解 \bar{x}_1 ;

Step 2: $\bar{r}_1 = \bar{b} - A\bar{x}_1$;

Step 3: $A\bar{d}_1 = \bar{r}_1 \Rightarrow \bar{d}_1$;

Step 4: $\bar{x}_2 = \bar{x}_1 + \bar{d}_1$;

误差上限

若 \bar{d}_1 可被精确解出, 则有
 $\bar{x}_2 = \bar{x}_1 + A^{-1}(\bar{b} - A\bar{x}_1) = A^{-1}\bar{b}$
 \bar{x}_2 就是精确解了。

经验表明: 若 A 不是非常病态 (例如: $\varepsilon \cdot \text{cond}(A)_\infty < 1$), 则如此迭代可达到机器精度; 但若 A 病态, 则此算法也不能改进。

例. 设 $A = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 6.00001 \end{pmatrix}$, $b = \begin{pmatrix} 8 \\ 8.00001 \end{pmatrix}$

已知方程组 $AX=b$ 精确解为 $x^* = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$.

(1) 计算 $\text{cond}(A)_\infty$ 。

(2) 若 $\bar{x} = \begin{pmatrix} 10 \\ -2 \end{pmatrix}$, 计算剩余 $r = b - A\bar{x}$ 。

定理 若矩阵 B 对某个算子范数满足 $\|B\| < 1$, 则必有

① $I \pm B$ 可逆; ② $\|(I \pm B)^{-1}\| \leq \frac{1}{1 - \|B\|}$

$$\|B\bar{x}_0\| \leq \|B\| \|\bar{x}_0\|$$

证明: ① 若不然, 则 $(I \pm B)\bar{x} = \bar{0}$ 有非零解, 且存在非零

向量 \bar{x}_0 使得 $\pm B\bar{x}_0 = -\bar{x}_0 \Rightarrow \frac{\|B\bar{x}_0\|}{\|\bar{x}_0\|} = 1 \Rightarrow \|B\| \geq 1$ ✓

② $(I \pm B)^{-1} \pm B(I \pm B)^{-1} = (I \pm B)(I \pm B)^{-1} = I$

$$\Rightarrow (I \pm B)^{-1} = I \mp B(I \pm B)^{-1}$$

$$\Rightarrow \|(I \pm B)^{-1}\| \leq 1 + \|B\| \cdot \|(I \pm B)^{-1}\|$$

