§ 2.2 三角分解法

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

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

$$egin{aligned} egin{aligned} egin{aligned\\ egin{aligned} egin{aligned} egin{aligned} egin{aligned} eg$$

$$\begin{array}{c}
\text{Step } n-1: \\
L_{n-1}L_{n-2}...L_1 \begin{bmatrix} A \ \vec{b} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & ... & a_{1n}^{(1)} & b_1^{(1)} \\
& a_{22}^{(2)} & ... & a_{2n}^{(2)} & b_2^{(2)} \\
& & \cdots & \vdots & \vdots \\
& & a_{nn}^{(n)} & b_n^{(n)} \end{bmatrix}$$

$$\downarrow \qquad \qquad \downarrow \qquad \qquad \downarrow$$

§ 2.2 Matrix Factorization – Matrix Form of G.E.

单位下三角阵 /* unitary lower-triangular matrix */

记
$$U = egin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \dots & a_{1n}^{(1)} \\ a_{22}^{(2)} & \dots & a_{2n}^{(2)} \\ & & \dots & \vdots \\ & & & a_{nn}^{(n)} \end{pmatrix}$$

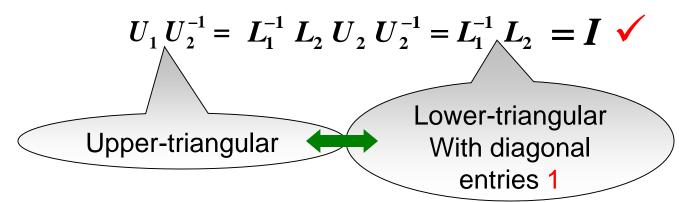
$$\Rightarrow A = LU$$

A 的 LU 分解 /* LU factorization */ $A \vec{x} = \vec{b} \Rightarrow \begin{pmatrix} L \vec{y} = b \\ U \vec{x} = \vec{y} \end{pmatrix}$ or LR 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: 显然, LU 分解存在。下面证明唯一性。

若不唯一,则可设 $A = L_1U_1 = L_2U_2$,推出

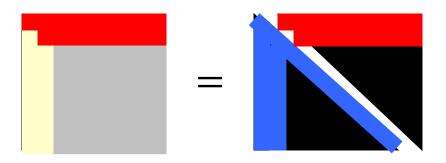


注: L 为一般下三角阵而 U 为单位上三角阵的分解称为 Crout 分解。

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。

➤ 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。

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

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

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

固定 *i*:

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

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





 $l_{ii} = 1$

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

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



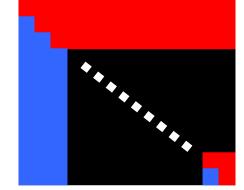


Algorithm: Doolittle Factorization

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

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

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



例:

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



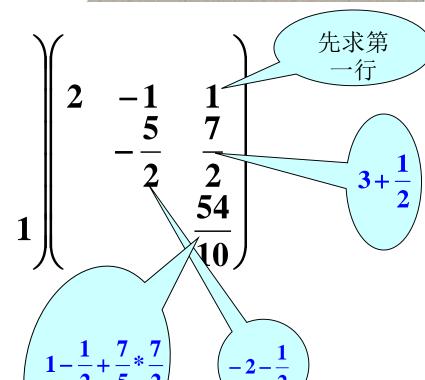
$$u_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik} u_{kj}$$

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

解:

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

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



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

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

$$\left(-2-\frac{1}{2}\right)$$

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

$$LY = (14,18,20)^T$$
 , 得 $Y = (14,-10,-72)^T$
 $UX = (14,-10,-72)^T$, 得 $X = (1,2,3)^T$

➤ 平方根法 /* Choleski's Method */:

——对称正定矩阵的分解法

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

- Φ A^{-1} 亦对称正定,且 $a_{ii} > 0$
- Φ A 的顺序主子阵 /* leading principal submatrices */ A_k 亦对称正定
- Φ A 的特征值 /* eigen value */ $\lambda_i > 0$
- + A 的全部顺序主子式 det $(A_k) > 0$

将对称正定阵 A做 LU 分解

$$U = \begin{bmatrix} u_{ij} \\ u_{ij} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} \\ u_{22} \end{bmatrix}$$
 $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{mn} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{mn} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{mn} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{mn} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{mn} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{mn} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$ $U = \begin{bmatrix} u_{ij} / u_{ii} \\ u_{ij} / u_{ii} \end{bmatrix}$

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

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 $1 \le i, j \le n$ of A.

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

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

Step 2 For
$$j = 2, ..., n$$
, set $l_{j1} = a_{j1} / l_{11}$

Step 3 For
$$i = 2, ..., n-1$$
, do steps 4 and 5

Step 4 Set
$$l_{ii} = \sqrt{a_{ii} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik}^2}$$
;

Step 5 For
$$j = i+1, ..., n$$
, set $l_{ji} = \left(a_{ji} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{jk} l_{ik}\right) / l_{ii}$;

Step 6 Set
$$l_{nn} = \sqrt{a_{nn} - \sum_{k=1}^{n-1} l_{nk}^2}$$
;

Step 7 Output (
$$l_{ij}$$
 for $j = 1, ..., i$ and $i = 1, ..., n$);

STOP.

§ 2.3 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?

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

$$A(\vec{x} + \delta \vec{x}) = \vec{b} + \delta \vec{b}$$
 $\|A^{-1}\|$ 绝对误差放大因子

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

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

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

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

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

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

$$\Rightarrow \frac{\|\delta \bar{x}\|}{\|\bar{x} + \delta \bar{x}\|} \le \|A^{-1}\| \cdot \|\delta A\|$$

$$= \|A\| \cdot \|A^{-1}\| \cdot \|\delta A\|$$

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

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

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

☞ cond(A)取决于A,与解题方法无关。

常用条件数有:

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

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

条件数的性质:

- 圖 A可逆, R正交, 则 $cond(RA)_2 = cond(AR)_2 = cond(A)_2$ 。

§ 2.3 Error Analysis for $A\vec{x} = \vec{b}$.

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

计算 $cond(A)_2$ 。
$$A^{-1} = \begin{pmatrix} -9800 & 9900 \\ 9900 & -10000 \end{pmatrix}$$

解:考察 A 的特征根

考察 A 日外付任代
$$\det(\lambda I - A) = \mathbf{0} \implies \lambda_1 = 1.980050504$$

$$\lambda_2 = -0.000050504$$

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

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

测试病态程度:

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

$$\frac{\|\delta \vec{b}\|_{2}}{\|\vec{b}\|_{2}} \approx 0.513 \times 10^{-4} < 0.01\%$$
 此时精确解为 $\vec{x}^{*} = \begin{pmatrix} 3 \\ -1.0203 \end{pmatrix}$

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

§ 2.3 Error Analysis for $A\vec{x} = \vec{b}$.

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

$$cond\ (H_2)_{\infty} = 27$$
 $cond\ (H_3)_{\infty} \approx 748$
$$cond\ (H_6)_{\infty} = 2.9 \times 10^6 \quad cond\ (H_n)_{\infty} \to \infty \text{ as } n \to \infty$$

- 注:一般判断矩阵是否病态,并不计算A⁻¹,而由经验得出。
 - **一**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;
 - 拿 主元消去过程中出现小主元;
 - 等 特征值相差大数量级。

