

第一章：线性方程组的直接解法 —大道至简

教师：胡俊

北京大学数学科学学院

September 18, 2019

- 1 三角形方程组的解法
 - Gauss变换
 - 三角分解的计算
- 2 选主元三角分解
 - 全主元三角分解
 - 列主元Gauss消去法
- 3 平方根法(Cholesky分解法)-对称正定矩阵
- 4 带状高斯消去法
- 5 分块三角分解
- 6 作业

1 三角形方程组的解法

- Gauss变换
- 三角分解的计算

2 选主元三角分解

- 全主元三角分解
- 列主元Gauss消去法

3 平方根法(Cholesky分解法)-对称正定矩阵

4 带状高斯消去法

5 分块三角分解

6 作业

下三角形方程组解法

$$Ly = b \quad L = \begin{bmatrix} l_{11} & & & & \\ l_{21} & l_{22} & & & \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \\ l_{n1} & l_{n2} & l_{n3} & \cdots & l_{nn} \end{bmatrix}$$

假设 $l_{ii} \neq 0, i = 1, 2, \dots, n$.

$$y_1 = b_1/l_{11}. \quad l_{21}y_1 + l_{22}y_2 = b_2, \quad y_2 = (b_2 - l_{21}y_1)/l_{22}$$

...

$$y_i = (b_i - \sum_{j=1}^{i-1} l_{ij}y_j)/l_{ii}, \quad i = 3, \dots, n.$$

解下三角形方程组: 前代法

for $j = 1 : n - 1$

$$b(j) = b(j)/L(j, j)$$

$$b(j + 1 : n) = b(j + 1 : n) - b(j)L(j + 1 : n, j)$$

end

$$b(n) = b(n)/L(n, n).$$

上三角方程组：回代法

同样，对于上三角形方程组

$$Ux = y$$
$$x_i = (y_i - \sum_{j=i+1}^n u_{ij}x_j)/u_{ii} \quad U = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & u_{nn} \end{bmatrix}$$

解上三角形方程组：回代法

for $j = n : -1 : 2$

$y(j) = y(j)/U(j,j)$

$y(1 : j - 1) = y(1 : j - 1) - y(j)U(1 : j - 1, j)$

end

$y(1) = y(1)/U(1,1).$

$$L_k = I - l_k e_k^T, \quad l_k = (0, \dots, 0, l_{k+1,k}, \dots, l_{nk})^T \leftarrow \text{Gauss}$$

$$L_k = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & -l_{k+1,k} & 1 & \\ & & \vdots & & \ddots \\ & & -l_{nk} & & & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \text{Gauss变换}$$

对给定的向量 $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^n$, 有

$$L_k x = (x_1, \dots, x_k, x_{k+1} - x_k l_{k+1,k}, \dots, x_n - x_k l_{nk})^T.$$

若取

$$l_{ik} = \frac{x_i}{x_k}, i = k + 1, \dots, n$$

便有

$$L_k x = (x_1, \dots, x_k, 0, \dots, 0)^T.$$

Gauss变换的性质($e_k^T l_k = 0$)

$$(I - l_k e_k^T)(I + l_k e_k^T) = I - l_k e_k^T l_k e_k^T = I$$

即

$$L_k^{-1} = I + l_k e_k^T.$$

再如, 设 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 则有

$$L_k A = (I - l_k e_k^T) A = A - l_k (e_k^T A)$$

即**Gauss**变换作用一个矩阵就相当于对该矩阵进行秩1修正.

三角分解的计算

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 7 \\ 2 & 5 & 8 \\ 3 & 6 & 10 \end{bmatrix}$$

首先计算一个Gauss变换 L_1 使得 L_1A 的第1列的后两个元素为0.
容易算出

$$L_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -2 & 1 & 0 \\ -3 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

这样

$$L_1A = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 7 \\ 0 & -3 & -6 \\ 0 & -6 & -11 \end{bmatrix}$$

三角分解的计算

然后再计算Gauss变换 L_2 , 使得 $L_2(L_1A)$ 的第2列的最后一个元素为0, 即取

$$L_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

便有

$$L_2(L_1A) = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 7 \\ 0 & -3 & -6 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

三角分解的计算

对于一般的 n 阶矩阵 A , 在一定条件下, 我们可以计算 $n - 1$ 个**Gauss** 变换 L_1, \dots, L_{n-1} , 使得 $L_{n-1} \cdots L_1 A$ 为上三角矩阵.

事实上, 记 $A^{(0)} = A$, 并假定已求出 $k - 1$ 个**Gauss** 变换 $L_1, \dots, L_{k-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ($k < n$) 使得

$$A^{(k-1)} = L_{k-1} \cdots L_1 A = \begin{bmatrix} A_{11}^{(k-1)} & A_{12}^{(k-1)} \\ 0 & A_{22}^{(k-1)} \end{bmatrix}$$

其中 $A_{11}^{(k-1)}$ 是 $k - 1$ 阶上三角阵, $A_{22}^{(k-1)}$ 为

$$A_{22}^{(k-1)} = \begin{bmatrix} a_{kk}^{(k-1)} & \cdots & a_{kn}^{(k-1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{nk}^{(k-1)} & \cdots & a_{nn}^{(k-1)} \end{bmatrix}.$$

三角分解的计算

如果 $a_{kk}^{(k-1)} \neq 0$, 则我们就又可以确定一个Gauss变换 L_k , 使得 $L_k A^{(k-1)}$ 中第 k 列的最后 $n - k$ 个元素为零.

$$L_k = I - l_k e_k^T$$

其中

$$l_k = (0, \dots, 0, l_{k+1,k}, \dots, l_{nk})^T, \quad l_{ik} = \frac{a_{ik}^{(k-1)}}{a_{kk}^{(k-1)}}, \quad i = k+1, \dots, n.$$

因为 $a_{kk}^{(k-1)} \neq 0$, 故 L_k 是唯一确定的. 对于这样确定的 L_k

$$A^{(k)} = L_k A^{(k-1)} = \begin{bmatrix} A_{11}^{(k)} & A_{12}^{(k)} \\ 0 & A_{22}^{(k)} \end{bmatrix} \begin{matrix} k \\ n-k \end{matrix}$$

三角分解的计算

其中 $A_{11}^{(k)}$ 是 k 阶上三角阵. 从 $k = 1$ 出发, 如此进行 $n - 1$ 步, 最终所得矩阵 $A^{(n-1)}$ 即为我们所要求的上三角形式. 现令

$$L = (L_{n-1}L_{n-2}\cdots L_1)^{-1}, \quad U = A^{(n-1)},$$

则 $A = LU$. 这样只要证明 L 是下三角矩阵, 则我们就实现了 A 的三角分解.

$$\begin{aligned} L &= L_1^{-1} \cdots L_{n-1}^{-1} \\ &= (I + l_1 e_1^T)(I + l_2 e_2^T) \cdots (I + l_{n-1} e_{n-1}^T) \end{aligned}$$

注意到 $e_j^T l_i = 0$ 如 $j < i$, 有

$$\begin{aligned} (I + l_1 e_1^T)(I + l_2 e_2^T) &= I + l_1 e_1^T + l_2 e_2^T + l_1 e_1^T l_2 e_2^T \\ &= I + l_1 e_1^T + l_2 e_2^T \end{aligned}$$

三角分解的计算

故

$$L = I + l_1 e_1^T + \cdots + l_{n-1} e_{n-1}^T$$

即 L 具有形式

$$L = I + [l_1, l_2, \cdots, l_{n-1}, 0] = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ l_{21} & 1 & & & \\ l_{31} & l_{32} & 1 & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \\ l_{n1} & l_{n2} & l_{n3} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

由此可见, L 不仅是一个单位下三角矩阵, 而且是非常容易得到.

问题: L_k 作用 $A^{(k-1)}$ 后, $A^{(k-1)}$ 的哪些元素作了改变?

三角分解的计算

$$A^{(k)} = L_k A^{(k-1)} = (I - l_k e_k^T) A^{(k-1)} = A^{(k-1)} - l_k e_k^T A^{(k-1)}$$

注意到 $e_k^T A^{(k-1)}$ 是 $A^{(k-1)}$ 的第 k 行以及 l_k 的前 k 个分量为0, 我们知 $A^{(k)}$ 和 $A^{(k-1)}$ 的前 k 行元素相同, 而

$$\begin{aligned} a_{ik}^{(k)} &= 0, \quad i = k+1, \dots, n, \\ a_{ij}^{(k)} &= a_{ij}^{(k-1)} - l_{ik} a_{kj}^{(k-1)}, \quad i, j = k+1, \dots, n. \end{aligned}$$

$A^{(k)}$ 与 L_k 的存储, 例如一个 4×4 的矩阵 A 在经过两步消元后, 形式

$$\begin{bmatrix} a_{11}^{(0)} & a_{12}^{(0)} & a_{13}^{(0)} & a_{14}^{(0)} \\ l_{21} & a_{22}^{(1)} & a_{23}^{(1)} & a_{24}^{(1)} \\ l_{31} & l_{32} & a_{33}^{(2)} & a_{34}^{(2)} \\ l_{41} & l_{42} & a_{43}^{(2)} & a_{44}^{(2)} \end{bmatrix}$$

Gauss消去法:

for $k = 1 : n - 1$

$$A(k+1:n, k) = A(k+1:n, k) / A(k, k)$$

$$A(k+1:n, k+1:n) = A(k+1:n, k+1:n) - A(k+1:n, k)A(k, k+1:n)$$

end

该算法所需要的加, 减, 乘, 除运算次数

$$\begin{aligned}\sum_{k=1}^{n-1} ((n-k) + 2(n-k)^2) &= \frac{n(n-1)}{2} + \frac{n(n-1)(2n-1)}{3} \\ &= \frac{2}{3}n^3 + O(n^2).\end{aligned}$$

Theorem 1.1

主元 $a_{ii}^{(i-1)}$ ($i = 1, 2, \dots, k$)均不为零的充分与必要条件是 A 的 i 阶顺序主子式 A_i ($i = 1, \dots, k$)都是非奇异的.

证明:

对 k 用归纳法. 当 $k = 1$ 时, $A_1 = a_{11}^{(0)}$, 定理显然成立. 假定定理直至 $k - 1$ 成立. 下面只需证明“若 A_1, \dots, A_{k-1} 非奇异, 则 A_k 非奇异的充要条件是 $a_{kk}^{(k-1)} \neq 0$ ”即可.

由归纳假设知, $a_{ii}^{(i-1)} \neq 0, i = 1, \dots, k - 1$. 因此, Gauss 消去法过程至少可进行 $k - 1$ 步, 即有 L_1, \dots, L_{k-1} 使得

$$A^{(k-1)} = L_{k-1} \cdots L_1 A = \begin{bmatrix} A_{11}^{(k-1)} & A_{12}^{(k-1)} \\ 0 & A_{22}^{(k-1)} \end{bmatrix},$$

其中 $A_{11}^{(k-1)}$ 是对角元为 $a_{ii}^{(i-1)}, i = 1, \dots, k - 1$ 的上三角阵.

由此知 $A^{(k-1)}$ 的 k 阶顺序主子阵有如下形式

$$\begin{bmatrix} A_{11}^{(k-1)} & * \\ 0 & a_{kk}^{(k-1)} \end{bmatrix},$$

若将 L_1, \dots, L_{k-1} 的 k 阶顺序主子阵分别记为 $(L_1)_k, \dots, (L_{k-1})_k$, 以及下三角阵的性质可知

$$(L_{k-1})_k \cdots (L_1)_k A_k = \begin{bmatrix} A_{11}^{(k-1)} & * \\ 0 & a_{kk}^{(k-1)} \end{bmatrix},$$

注意 L_i 是单位下三角阵, 则

$$\det A_k = a_{kk}^{(k-1)} \det A_{11}^{(k-1)}$$

从而 A_k 非奇异当且仅当 $a_{kk}^{(k-1)} \neq 0$. 证明结束.

Theorem 1.2

若 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 的顺序主子式 $A_k \in \mathbb{R}^{k \times k}$ ($k = 1, \dots, n-1$)均非奇异, 则存在唯一的单位下三角阵 $L \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 和上三角阵 $U \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 使得 $A = LU$.

- 1 三角形方程组的解法
 - Gauss变换
 - 三角分解的计算
- 2 选主元三角分解
 - 全主元三角分解
 - 列主元Gauss消去法
- 3 平方根法(Cholesky分解法)-对称正定矩阵
- 4 带状高斯消去法
- 5 分块三角分解
- 6 作业

Example 2.1

假定我们在3位10进制的浮点数系下来求解方程组

$$\begin{bmatrix} 0.001 & 1.00 \\ 1.00 & 2.00 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.00 \\ 3.00 \end{bmatrix}.$$

用Gauss消去法,

$$\hat{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1000 & 1 \end{bmatrix}, \quad \hat{U} = \begin{bmatrix} 0.001 & 1.00 \\ 0 & -1000 \end{bmatrix},$$

从而得该方程组的计算解为 $\hat{x} = (0, 1)^T$, 这与精确解

$$x = (1.002 \cdots, 0.998 \cdots)^T$$

相差甚远.

$$\begin{bmatrix} 1.00 & 2.00 \\ 0.001 & 1.00 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3.00 \\ 1.00 \end{bmatrix}.$$

$$\hat{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0.001 & 1 \end{bmatrix}, \quad \hat{U} = \begin{bmatrix} 1.00 & 2.00 \\ 0 & 1.00 \end{bmatrix}, \quad \hat{x} = (1.00, 1.00)^T.$$

I_{pq} 交换矩阵, 即

$$I_{pq} = [e_1, \dots, e_{p-1}, e_q, e_{p+1}, \dots, e_{q-1}, e_p, e_{q+1}, \dots, e_n].$$

全主元三角分解

I_{pq} 左乘 A 交换 A 的 p 行与 q 行, 右乘 A 交换 A 的 p 列与 q 列.

$$\begin{aligned} A^{(k-1)} &= L_{k-1}P_{k-1} \cdots L_1P_1AQ_1 \cdots Q_{k-1} \\ &= \begin{bmatrix} A_{11}^{(k-1)} & A_{12}^{(k-1)} \\ 0 & A_{22}^{(k-1)} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

其中 $A_{11}^{(k-1)}$ 为 $k-1$ 阶上三角阵, $A_{22}^{(k-1)}$ 为

$$A_{22}^{(k-1)} = \begin{bmatrix} a_{kk}^{(k-1)} & \cdots & a_{kn}^{(k-1)} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{nk}^{(k-1)} & \cdots & a_{nn}^{(k-1)} \end{bmatrix}$$

那么, 第 k 步是先在 $A_{22}^{(k-1)}$ 中选择尽可能大的主元, 即选

$$|a_{pq}^{(k-1)}| = \max\{|a_{ij}^{(k-1)}|, k \leq i, j \leq n\}.$$

全主元三角分解

如果 $a_{pq}^{(k-1)} = 0$, 则说明 A 的秩为 $k-1$, 消去过程结束; 否则交换 $A^{(k-1)}$ 的第 k 行与第 p 行以及第 k 列与 q 列. 记交换后的 $A_{22}^{(k-1)}$ 为

$$\tilde{A}_{22}^{(k-1)} = \begin{bmatrix} \tilde{a}_{kk}^{(k-1)} & \cdots & \tilde{a}_{kn}^{(k-1)} \\ \vdots & & \vdots \\ \tilde{a}_{nk}^{(k-1)} & \cdots & \tilde{a}_{nn}^{(k-1)} \end{bmatrix}$$

计算Gauss变换 $L_k = I - l_k e_k^T$, 其中

$$l_k = (0, \cdots, 0, \tilde{l}_{k+1,k}, \cdots, \tilde{l}_{nk})^T, \quad \tilde{l}_{ik} = \frac{\tilde{a}_{ik}^{(k-1)}}{\tilde{a}_{kk}^{(k-1)}}, \quad i = k+1, \cdots, n.$$

这样便有

$$A^{(k)} = L_k P_k A^{(k-1)} Q_k = \begin{bmatrix} A_{11}^{(k)} & A_{12}^{(k)} \\ 0 & A_{22}^{(k)} \end{bmatrix} \begin{matrix} k \\ n-k \end{matrix}$$

其中 $A_{11}^{(k)}$ 是 k 阶上三角阵, $P_k = I_{kp}$, $Q_k = I_{kq} \in \mathbb{R}^{n \times n}$.

全主元三角分解

设全主元Gauss消去法到 r 步终止, 则得到初等变换阵 P_k, Q_k 及初等下三角阵 $L_k, k = 1, \dots, r$, 使得

$$L_r P_r \cdots L_1 P_1 A Q_1 \cdots Q_r = U$$

令

$$Q = Q_1 \cdots Q_r, \quad P = P_r \cdots P_1$$

$$L = P(L_r P_r \cdots L_1 P_1)^{-1},$$

则有

$$PAQ = LU,$$

$$L = P_r \cdots P_2 L_1^{-1} P_2 L_2^{-1} P_3 \cdots P_r L_r^{-1}$$

Theorem 2.2

L 是单位下三角矩阵, 且对角线以下元素的绝对值小于等于1.

Proof:

用数学归纳法, 令 $L^{(1)} = L_1^{-1}$, $L^{(k)} = P_k L^{(k-1)} P_k L_k^{-1}$. 则有

$$L^{(k)} = \begin{bmatrix} L_{11}^{(k)} & 0 \\ L_{21}^{(k)} & I_{n-k} \end{bmatrix} \begin{matrix} k \\ n-k' \\ k & n-k \end{matrix} \quad (1)$$

其中 $L_{11}^{(k)}$ 为 k 阶单位下三角阵, 且对角线以下元素的绝对值小于等于1. $L_{21}^{(k)}$ 的元素绝对值小于等于1.

当 $k=1$ 时, 结论是显然的. 假定对 $k-1$ 已证(1).

全主元三角分解

注意到 $P_k = I_{kp}$, 其中 $p \geq k$, 所以

$$L^{(k)} = P_k L^{(k-1)} P_k^{-1} = P_k \begin{bmatrix} L_{11}^{(k-1)} & 0 \\ L_{21}^{(k-1)} & I_{n-k+1} \end{bmatrix} P_k^{-1}$$

$$P_k \begin{bmatrix} L_{11}^{(k-1)} & 0 \\ L_{21}^{(k-1)} & I_{n-k+1} \end{bmatrix} P_k \xrightarrow[\text{交换第 } k \rightarrow \text{第 } p \text{ 列}]{\text{交换第 } k \rightarrow \text{第 } p \text{ 行}} \begin{bmatrix} L_{11}^{(k-1)} & 0 \\ \tilde{L}_{21}^{(k-1)} & I_{n-k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{11}^{(k)} & 0 \\ \tilde{L}_{21}^{(k)} & I_{n-k} \end{bmatrix}$$

其中 $\tilde{L}_{21}^{(k-1)}$ 是由 $L_{21}^{(k-1)}$ 交换了第1行和第 $p - k + 1$ 行而得到的.

全主元三角分解

而

$$L_k^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & * & 1 & \\ & & \vdots & & \ddots \\ & & * & & & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_k & 0 \\ * & I_{n-k} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} L_{11}^{(k)} & 0 \\ \tilde{L}_{21}^{(k)} & I_{n-k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_k & 0 \\ * & I_{n-k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{11}^{(k)} & 0 \\ L_{21}^{(k)} & I_{n-k} \end{bmatrix}$$

\downarrow \downarrow

第 k 列为零 只第 k 列

证明结束.

Theorem 2.3

$PAQ = LU$, 其中 L 为单位下三角阵且 $|l_{ij}| \leq 1$, U 上三角阵, 且非零对角元的个数正好等于矩阵 A 的秩.

全主元Gauss消去法

全主元Gauss消去法: 三角分解

for $k = 1 : n - 1$

确定 p, q ($k \leq p, q \leq n$)使得

$$|A(p, q)| = \max\{|A(i, j)| : i = k : n, j = k : n\}$$

$A(k, 1 : n) \leftrightarrow A(p, 1 : n)$ (交换 k 行和 p 行)

$A(1 : n, k) \leftrightarrow A(1 : n, q)$ (交换 k 列和 q 列)

$u(k) = p$ (记录置换矩阵 P_k)

$v(k) = q$ (记录置换矩阵 Q_k)

if $A(k, k) \neq 0$

$$A(k + 1 : n, k) = A(k + 1 : n, k) / A(k, k)$$

$$A(k + 1 : n, k + 1 : n) = A(k + 1 : n, k + 1 : n) - A(k + 1 : n, k)A(k, k + 1 : n)$$

else

stop (矩阵奇异)

end

end

选主元的逻辑判断次数 $\sum_{k=1}^{n-1} (n - k + 1)^2 = \frac{1}{3}n^3 + O(n^2)$

列主元Gauss消去法

第 k 步, 只在 $A_{22}^{(k-1)}$ 的第 k 列上寻找主元

$$|a_{pk}^{(k-1)}| = \max\{|a_{ik}^{(k-1)}|, k \leq i \leq n\}$$

只要 A 非奇异, 列主元Gauss消去法就可进行到底, 最终得到分解

$$PA = LU,$$

其中

$$U = A^{(r)}$$

$$P = P_r \cdots P_1, L = P(L_r P_r \cdots L_1 P_1)^{-1}.$$

列主元Gauss消去法: 三角分解

for $k = 1 : n - 1$

 确定 p ($k \leq p \leq n$)使得

$$|A(p, k)| = \max\{|A(i, k)| : i = k : n\}$$

$A(k, 1 : n) \leftrightarrow A(p, 1 : n)$ (交换 k 行和 p 行)

$u(k) = p$ (记录置换矩阵 P_k)

if $A(k, k) \neq 0$

$$A(k + 1 : n, k) = A(k + 1 : n, k) / A(k, k)$$

$$A(k + 1 : n, k + 1 : n) = A(k + 1 : n, k + 1 : n) - A(k + 1 : n, k)A(k, k + 1 : n)$$

else

 stop (矩阵奇异)

end

end

列主元Gauss消去法

$$\begin{cases} PA = LU \\ Ly = Pb \\ Ux = y \end{cases}$$

- 1 三角形方程组的解法
 - Gauss变换
 - 三角分解的计算
- 2 选主元三角分解
 - 全主元三角分解
 - 列主元Gauss消去法
- 3 平方根法(Cholesky分解法)-对称正定矩阵
- 4 带状高斯消去法
- 5 分块三角分解
- 6 作业

Theorem 3.1

(*Cholesky*分解定理) $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 对称正定, 则存在一个对角元均为正数的下三角阵 $L \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 使得

$$A = LL^T.$$

上式中的 L 称作 A 的 *Cholesky* 因子.

证明:

由于 A 正定, 则 A 的全部主子式均为正. 则存在唯一单位下三角阵 \tilde{L} 和上三角阵 U ,

$$A = \tilde{L}U.$$

令

$$D = \text{diag}(u_{11}, \dots, u_{nn}), \quad \tilde{U} = D^{-1}U,$$

则有

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

从而

$$\begin{array}{ccc} \tilde{U}^{-T} \tilde{L} & = & D \tilde{L}^T \tilde{U}^{-1} D^{-1} \\ \downarrow & & \downarrow \\ \text{单位下三角阵} & = & \text{上三角阵} \end{array}$$

因而 $D \tilde{L}^T \tilde{U}^{-1} D^{-1}$ 为单位阵 $\Rightarrow \tilde{U}^{-T} = \tilde{L}^{-1}$. 于是 $A = \tilde{L} D \tilde{L}^T$.
 $x^T \tilde{L} D \tilde{L}^T x > 0, \forall x \Rightarrow D$ 正定. 令

$$L = \tilde{L} \text{diag}(\sqrt{u_{11}}, \dots, \sqrt{u_{nn}}),$$

得 $A = LL^T$. 证明结束.

若线性方程组 $Ax = b$ 的系数矩阵正定时, 可按如下方式求解.

$$\left. \begin{array}{l} Ly = b \Rightarrow y \\ L^T x = y \Rightarrow x \end{array} \right\} Ax = b$$

$$L = \begin{bmatrix} l_{11} & & & & \\ l_{21} & l_{22} & & & \\ l_{31} & l_{32} & l_{33} & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \\ l_{n1} & l_{n2} & l_{n3} & \cdots & l_{nn} \end{bmatrix}$$

平方根法

比较 $A = LL^T$ 两边对应元素, 得关系式

$$a_{ij} = \sum_{p=1}^j l_{ip}l_{jp}, \quad 1 \leq j \leq i \leq n \text{ (} L^T \text{第} j \text{列为} L \text{的第} j \text{行)}.$$

先求 L 的第1列, 再第2列, 以此下去.

首先, 由 $a_{11} = l_{11}^2$, 得

$$l_{11} = \sqrt{a_{11}}$$

再由 $a_{i1} = l_{i1}l_{11}$, 得

$$l_{i1} = a_{i1}/l_{11}, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

这样得到 L 的第1列. 假定已经确定 L 的前 $k-1$ 列的元素.

平方根法

由

$$a_{kk} = \sum_{p=1}^k l_{kp}^2 = \sum_{p=1}^{k-1} l_{kp}^2 + l_{kk}^2 \quad (\text{前 } k-1 \text{ 列已知})$$

于是

$$l_{kk} = \sqrt{a_{kk} - \sum_{p=1}^{k-1} l_{kp}^2} \quad (\text{平方根法的由来}).$$

再由

$$a_{ik} = \sum_{p=1}^{k-1} l_{ip} l_{kp} + l_{ik} l_{kk}, \quad i = k+1, \dots, n$$

得

$$l_{ik} = (a_{ik} - \sum_{p=1}^{k-1} l_{ip} l_{kp}) / l_{kk}, \quad i = k+1, \dots, n$$

Cholesky分解: 平方根法

Cholesky分解: 平方根法

for $k = 1 : n$

$$A(k, k) = \sqrt{A(k, k)}$$

$$A(k + 1 : n, k) = A(k + 1 : n, k) / A(k, k)$$

for $l = k + 1 : n$

$$A(l : n, l) = A(l : n, l) - A(l : n, k)A(l, k)$$

end

end

容易算出, 该算法的运算量是 $\frac{1}{3}n^3$, 仅是Gauss消去法运算量的一半.

LDL^T分解

为了避免开方, 可求A之如下形式分解

$$A = LDL^T,$$

其中L是单位下三角矩阵, D是对角元素均为正数的对角矩阵. 由

$$a_{ij} = \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik}d_kl_{jk} + l_{ij}d_j, \quad 1 \leq j \leq i \leq n.$$

由此可确定 l_{ij} 和 d_j 的计算公式如下:

$$v_k = d_k l_{jk}, \quad , k = 1, \cdots, j-1,$$

$$d_j = a_{jj} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{jk}v_k,$$

$$l_{ij} = (a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik}v_k)/d_j, \quad i = j+1, \cdots, n,$$

这里 $j = 1, 2, \cdots, n$.

计算 LDL^T 分解: 平方根法

计算 LDL^T 分解: 平方根法

for $j = 1 : n$

for $i = 1 : j - 1$

$$v(i) = A(j, i)A(i, i)$$

end

$$A(j, j) = A(j, j) - A(j, 1 : j - 1)v(1 : j - 1)$$

$$A(j+1 : n, j) = (A(j+1 : n, j) - A(j+1 : n, 1 : j - 1)v(1 : j - 1)) / A(j, j)$$

end

此外, 对于Cholesky分解的计算过程是稳定的. 由

$$a_{ii} = \sum_{k=1}^i l_{ik}^2$$

得

$$|l_{ij}| \leq \sqrt{a_{ii}}.$$

说明Cholesky分解中的量 l_{ij} 能够得以控制, 因此其计算过程是稳定的.

- 1 三角形方程组的解法
 - Gauss变换
 - 三角分解的计算
- 2 选主元三角分解
 - 全主元三角分解
 - 列主元Gauss消去法
- 3 平方根法(Cholesky分解法)-对称正定矩阵
- 4 带状高斯消去法
- 5 分块三角分解
- 6 作业

带状高斯消去法

$$A^{(0)} = \begin{bmatrix} \alpha_1^{(0)} & \theta_1^{(0)} & \xi_1^{(0)} & & & & & & \\ \beta_1^{(0)} & \alpha_2^{(0)} & \theta_2^{(0)} & \xi_2^{(0)} & & & & & \\ \gamma_1^{(0)} & \beta_2^{(0)} & \alpha_3^{(0)} & \theta_3^{(0)} & \xi_3^{(0)} & & & & \\ & \gamma_2^{(0)} & \beta_3^{(0)} & \alpha_4^{(0)} & \theta_4^{(0)} & \xi_4^{(0)} & & & \\ & & \gamma_3^{(0)} & \beta_4^{(0)} & \alpha_5^{(0)} & \theta_5^{(0)} & \xi_5^{(0)} & & \\ & & & \gamma_4^{(0)} & \beta_5^{(0)} & \alpha_6^{(0)} & \theta_6^{(0)} & \xi_6^{(0)} & \\ & & & & \gamma_5^{(0)} & \beta_6^{(0)} & \alpha_7^{(0)} & \theta_7^{(0)} & \xi_7^{(0)} \\ & & & & & \gamma_6^{(0)} & \beta_7^{(0)} & \alpha_8^{(0)} & \theta_8^{(0)} \end{bmatrix}$$

$$A^{(1)} = \begin{bmatrix} \alpha_1^{(0)} & \theta_1^{(0)} & \xi_1^{(0)} & & & & & & \\ 0 & \alpha_2^{(1)} & \theta_2^{(1)} & \xi_2^{(0)} & & & & & \\ 0 & \beta_2^{(1)} & \alpha_3^{(1)} & \theta_3^{(0)} & \xi_3^{(0)} & & & & \\ & \gamma_2^{(0)} & \beta_3^{(0)} & \alpha_4^{(0)} & \theta_4^{(0)} & \xi_4^{(0)} & & & \\ & & \gamma_3^{(0)} & \beta_4^{(0)} & \alpha_5^{(0)} & \theta_5^{(0)} & \xi_5^{(0)} & & \\ & & & \gamma_4^{(0)} & \beta_5^{(0)} & \alpha_6^{(0)} & \theta_6^{(0)} & \xi_6^{(0)} & \\ & & & & \gamma_5^{(0)} & \beta_6^{(0)} & \alpha_7^{(0)} & \theta_7^{(0)} & \xi_7^{(0)} \\ & & & & & \gamma_6^{(0)} & \beta_7^{(0)} & \alpha_8^{(0)} & \xi_8^{(0)} \end{bmatrix}$$

$$\alpha_2^{(1)} = \frac{\alpha_2^{(0)} \alpha_1^{(0)} - \beta_1^{(0)} \theta_1^{(0)}}{\alpha_1^{(0)}}, \quad \theta_2^{(1)} = \frac{\theta_2^{(0)} \alpha_1^{(0)} - \beta_1^{(0)} \xi_1^{(0)}}{\alpha_1^{(0)}}, \quad \beta_2^{(1)} = \frac{\beta_2^{(0)} \alpha_1^{(0)} - \gamma_1^{(0)} \theta_1^{(0)}}{\alpha_1^{(0)}},$$

$$\alpha_3^{(1)} = \frac{\alpha_3^{(0)} \alpha_1^{(0)} - \gamma_1^{(0)} \xi_1^{(0)}}{\alpha_1^{(0)}}.$$

$$A^{(2)} = \begin{bmatrix} \alpha_1^{(0)} & \theta_1^{(0)} & \xi_1^{(0)} & & & & & & \\ 0 & \alpha_2^{(1)} & \theta_2^{(1)} & \xi_2^{(0)} & & & & & \\ 0 & 0 & \alpha_3^{(2)} & \theta_3^{(2)} & \xi_3^{(0)} & & & & \\ & 0 & \beta_3^{(2)} & \alpha_4^{(2)} & \theta_4^{(0)} & \xi_4^{(0)} & & & \\ & & \gamma_3^{(0)} & \beta_4^{(0)} & \alpha_5^{(0)} & \theta_5^{(0)} & \xi_5^{(0)} & & \\ & & & \gamma_4^{(0)} & \beta_5^{(0)} & \alpha_6^{(0)} & \theta_6^{(0)} & \xi_6^{(0)} & \\ & & & & \gamma_5^{(0)} & \beta_6^{(0)} & \alpha_7^{(0)} & \theta_7^{(0)} & \xi_7^{(0)} \\ & & & & & \gamma_6^{(0)} & \beta_7^{(0)} & \alpha_8^{(0)} & \xi_8^{(0)} \end{bmatrix}$$

$$\alpha_3^{(2)} = \frac{\alpha_3^{(1)} \alpha_2^{(1)} - \beta_2^{(1)} \theta_2^{(1)}}{\alpha_2^{(1)}}, \quad \theta_3^{(2)} = \frac{\theta_3^{(0)} \alpha_2^{(1)} - \beta_2^{(1)} \xi_2^{(0)}}{\alpha_2^{(1)}}, \quad \beta_3^{(2)} = \frac{\beta_3^{(0)} \alpha_2^{(1)} - \gamma_2^{(0)} \theta_2^{(1)}}{\alpha_2^{(1)}},$$

$$\alpha_4^{(2)} = \frac{\alpha_4^{(0)} \alpha_2^{(1)} - \gamma_2^{(0)} \xi_2^{(0)}}{\alpha_2^{(1)}}.$$

$$A^{(7)} = \begin{bmatrix} \alpha_1^{(0)} & & & & & & & \\ & \theta_1^{(0)} & & & & & & \\ & \alpha_2^{(1)} & & & & & & \\ & & \xi_1^{(0)} & & & & & \\ & & \theta_2^{(1)} & & & & & \\ & & \alpha_3^{(2)} & & & & & \\ & & & \xi_2^{(0)} & & & & \\ & & & \theta_3^{(2)} & & & & \\ & & & \alpha_4^{(3)} & & & & \\ & & & & \xi_3^{(0)} & & & \\ & & & & \theta_4^{(3)} & & & \\ & & & & \alpha_5^{(4)} & & & \\ & & & & & \xi_4^{(0)} & & \\ & & & & & \theta_5^{(4)} & & \\ & & & & & \alpha_6^{(5)} & & \\ & & & & & & \xi_5^{(0)} & \\ & & & & & & \theta_6^{(5)} & \\ & & & & & & \alpha_7^{(6)} & \\ & & & & & & & \xi_6^{(0)} \\ & & & & & & & \theta_7^{(6)} \\ & & & & & & & \alpha_8^{(7)} \end{bmatrix}$$

- 1 三角形方程组的解法
 - Gauss变换
 - 三角分解的计算
- 2 选主元三角分解
 - 全主元三角分解
 - 列主元Gauss消去法
- 3 平方根法(Cholesky分解法)-对称正定矩阵
- 4 带状高斯消去法
- 5 分块三角分解
- 6 作业

分块三角分解

计算机多级存储方式: 寄存器(Register), 缓冲器(Cache), 主存(Memory), 磁盘(Disk), 磁带(Tape).

假定完成某计算任务需要运算量为 f , 而要存取数的次数为 m , 用

$$q = \frac{f}{m}$$

来表示平均每存取一次数可作的运算次数. 这样有

$$f \cdot t_{\text{arith}} + m \cdot t_{\text{mem}} = f \cdot t_{\text{arith}} \left(1 + \frac{1}{q} \frac{t_{\text{mem}}}{t_{\text{arith}}} \right),$$

其中 t_{arith} 表示做一次运算所需时间, t_{mem} 表示存取一次数所需时间. 由此可见, q 越大, 就表明执行该任务的效率越高.

数值代数算法: 向量算法, 矩阵-向量运算, 矩阵-矩阵运算

Basic Linear Algebra Subroutines

BLAS1 $x \leftarrow \alpha x$, $\mu \leftarrow x^T y$ 和 $y \leftarrow y + \alpha x$, 向 \leftrightarrow 向

BLAS2 $y \leftarrow y + \alpha Ax$, 矩阵 \leftrightarrow 向

BLAS3 $C \leftarrow C + \alpha AB$, 矩阵 \leftrightarrow 矩阵

	f	m	$q = \frac{f}{m}$
$y \leftarrow y + \alpha x$	$2n$	$3n + 1$	$\frac{2}{3}$
$y \leftarrow y + \alpha Ax$	$2n^2$	$n^2 + 3n$	2
$C \leftarrow C + \alpha AB$	$2n^3$	$4n^2$	$\frac{1}{2}n$

分块三角分解

设

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{matrix} b \\ n-b \end{matrix}.$$

令

$$\begin{bmatrix} L_{11} & 0 \\ L_{21} & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_{11} & U_{12} \\ 0 & \tilde{A}_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}$$

比较得

$$\begin{aligned} A_{11} &= L_{11}U_{11}, & A_{12} &= L_{11}U_{12}, \\ A_{21} &= L_{21}U_{11}, & A_{22} &= \tilde{A}_{22} + L_{21}U_{12} \end{aligned}$$

分块三角分解

- (1) 计算 A_{11} 的LU分解: $A_{11} = L_{11}U_{11}$ 得 L_{11} 和 U_{11}
- (2) 解方程组 $L_{21}U_{11} = A_{21}$ 和 $L_{11}U_{12} = A_{12}$ 得 L_{21} 和 U_{12}
- (3) 计算 $\tilde{A}_{22} = A_{22} - L_{21}U_{12}$

可以对 \tilde{A}_{22} 重复上面的过程.

- 1 三角形方程组的解法
 - Gauss变换
 - 三角分解的计算
- 2 选主元三角分解
 - 全主元三角分解
 - 列主元Gauss消去法
- 3 平方根法(Cholesky分解法)-对称正定矩阵
- 4 带状高斯消去法
- 5 分块三角分解
- 6 作业

- (1) A 是对角占优矩阵, 证明 $A^{(1)}$ 也是对角占优的, 其中 $L_1 A = A^{(1)}$.
- (2) 编程实现 Gauss 消去法计算下列线性方程组, 已知精确解是 $x = (x_1, \dots, x_n)^T = (1, \dots, 1)^T$

$$\begin{bmatrix} 6 & 1 & & & & \\ 8 & 6 & 1 & & & \\ & 8 & 6 & 1 & & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & & 8 & 6 & 1 \\ & & & & 8 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \dots \\ x_{n-1} \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7 \\ 15 \\ 15 \\ \dots \\ 15 \\ 14 \end{bmatrix}$$

分别取 $n = 2, 12, 24, 48, 84$, 计算 n 取不同值时数值解 x^* 与精确解 x 的误差 $\|x^* - x\|_2, \|x^* - x\|_\infty$. 其中

$$\|x\|_2 = (|x_1|^2 + \dots + |x_n|^2)^{\frac{1}{2}}, \quad \|x\|_\infty = \max\{|x_i| : i = 1, 2, \dots, n\}.$$

- (3) 证明全主元Gauss消去法得到的U的元素满足对任意 i ,
有 $|u_{ii}| \geq |u_{ij}|, j > i$
- (4) 设

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{matrix} k \\ n - k' \\ k & n - k \end{matrix}$$

并且 A_{11} 是非奇异的. 矩阵

$$S = A_{22} - A_{21}A_{11}^{-1}A_{12}$$

称为 A_{11} 在 A 中的Schur余阵, 证明: 如果 A_{11} 有三角分解, 那么经过 k 步Gauss消去以后, S 正好等于矩阵 $A_{22}^{(k-1)}$.

- (5) 证明LU分解的唯一性：若 \mathbf{A} 的顺序主子式都是非奇异的，则存在唯一的单位下三角阵 \mathbf{L} 和上三角阵 \mathbf{U} ，使得 $\mathbf{A}=\mathbf{LU}$.

谢谢！