

5 解线性代数方程组的直接法

Direct Solutions of Linear Systems of Equations

王家兵

jbwang@scut.edu.cn

- 在自然科学和工程技术中，许多问题的解决常常归结为线性代数方程组的求解.
 - 解的存在性和解的结构：线性代数
- 直接法：经过有限步计算后求得方程组精确解
- 问题描述： n 阶线性代数方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases}$$

$$AX = b$$

$A = (a_{ij})$ 是 $n \times n$ 系数矩阵； $X = \{x_i\}$ 是 n 维向量； $b = \{b_i\}$ 右端项

- 回顾
 - 行列式 (determinant) 的定义
 - 行列式的几何意义

□ 若 A 是非奇异矩阵, 则方程组有唯一解.

■ 记 $D = \det A$, 应用Cramer法则可得

$$x_i = \frac{D_i}{D} \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

其中, D_i 是用 b 代替 A 中第 i 列而得到的相应行列式.

■ 用Cramer法则求解需要的乘除法次数

□ 计算 n 阶行列式需要 $(n-1) \cdot n!$ 次乘法.

□ 共需计算 $(n+1)$ 个行列式

□ 计算 x_i 需 n 次除法

$$N = (n^2 - 1) \cdot n! + n$$

- $n = 10, N = 359251210; n = 20, N = 9.7 \times 10^{20}, n = 100, N = 9.3 \times 10^{161}.$
- 2017年11月13日，全球超级计算机500强榜单公布，“神威·太湖之光”以每秒9.3亿亿次的浮点运算速度第四次夺冠：系统峰值性能每秒12.5亿亿次，持续性能每秒9.3亿亿次。
- 神威利用克莱姆法则计算 $n=100$ 需要的计算时间：

$$\frac{9.3 \times 10^{161}}{10^{17} \times 3600 \times 24 \times 365} = 2.95 \times 10^{137} (\text{年})$$

□ 顺序高斯消去法

- 高斯消去法是目前计算机上一种常用的有效方法
- 消元：通过初等变换将方程组转化为一个等价的三角形方程组.

$$\begin{cases} b_{11}x_1 + b_{12}x_2 + \cdots + b_{1n}x_n = g_1 \\ b_{22}x_2 + \cdots + b_{2n}x_n = g_2 \\ \vdots \\ b_{nn}x_n = g_n \end{cases}$$

- 回代法求解 $x_n, x_{n-1}, \cdots, x_1$

$$x_i = \frac{g_i - \sum_{j=i+1}^n b_{ij}x_j}{b_{ii}} \quad (i = n, n-1, \cdots, 1)$$

□ 顺序高斯消去法计算过程

$$\begin{cases} a_{11}^{(1)}x_1 + a_{12}^{(1)}x_2 + \cdots + a_{1n}^{(1)}x_n = b_1^{(1)} \\ a_{21}^{(1)}x_1 + a_{22}^{(1)}x_2 + \cdots + a_{2n}^{(1)}x_n = b_2^{(1)} \\ \vdots \\ a_{n1}^{(1)}x_1 + a_{n2}^{(1)}x_2 + \cdots + a_{nn}^{(1)}x_n = b_n^{(1)} \end{cases}$$

$$A^{(1)}X = b^{(1)}$$

- 令 $a_{11}^{(1)} \neq 0$, 令 $m_{i1} = \frac{a_{i1}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}}$, 将第1行乘 $-m_{i1}$ 加到第 i 行 ($i = 2, 3, \dots, n$)

$$\begin{cases} a_{11}^{(1)}x_1 + a_{12}^{(1)}x_2 + \cdots + a_{1n}^{(1)}x_n = b_1^{(1)} \\ a_{22}^{(2)}x_2 + \cdots + a_{2n}^{(2)}x_n = b_2^{(2)} \\ \vdots \\ a_{n2}^{(2)}x_2 + \cdots + a_{nn}^{(2)}x_n = b_n^{(2)} \end{cases}$$

$$\text{其中} \begin{cases} a_{ij}^{(2)} = a_{ij}^{(1)} - m_{i1}a_{1j}^{(1)} \quad (i, j = 2, 3, \cdots, n) \\ b_i^{(2)} = b_i^{(1)} - m_{i1}b_1^{(1)} \end{cases}$$

$$A^{(2)}X = b^{(2)}$$

- 重复此过程 $n - 1$ 次，得到三角形方程组.

$$\square \quad \begin{cases} a_{11}^{(1)}x_1 + a_{12}^{(1)}x_2 + \cdots + a_{1n}^{(1)}x_n = b_1^{(1)} \\ a_{22}^{(2)}x_2 + \cdots + a_{2n}^{(2)}x_n = b_2^{(2)} \\ \vdots \\ a_{nn}^{(n)}x_n = b_n^{(n)} \end{cases}$$

$$\mathbf{A}^{(n)}\mathbf{X} = \mathbf{b}^{(n)}$$

■ 消元计算公式归纳：

$$\begin{cases} a_{ij}^{(k+1)} = a_{ij}^{(k)}, b_i^{(k+1)} = b_i^{(k)} & (1 \leq i \leq k, i \leq j \leq n) \\ a_{ij}^{(k+1)} = a_{ij}^{(k)} - m_{ik}a_{kj}^{(k)} & (i, j = k+1, \dots, n) \\ b_i^{(k+1)} = b_i^{(k)} - m_{ik}b_k^{(k)} & (i = k+1, \dots, n) \\ a_{ij}^{(k+1)} = 0 & (1 \leq j \leq k < i \leq n) \end{cases}$$

□ 高斯消去法的计算量

■ 第1次消元

□ 计算 $m_{i1} (i = 2, 3, \dots, n)$ 需要 $n - 1$ 次除法

□ 计算 $a_{ij}^{(2)} = a_{ij}^{(1)} - m_{i1}a_{1j}^{(1)} (i, j = 2, 3, \dots, n)$ 需要 $(n - 1)^2$ 次乘法和减法

□ 计算 $b_i^{(2)} = b_i^{(1)} - m_{i1}b_1^{(1)} (i = 2, 3, \dots, n)$ 需要 $n - 1$ 次乘法和减法

乘除法: $(n - 1) + (n - 1)^2 + (n - 1) = n^2 - 1$

加减法: $(n - 1)^2 + (n - 1) = n(n - 1)$

■ 第2次消元

□ 等价于一个 $n - 1$ 阶方程组的第1次消元

■ 第1次消元

乘法： $(n-1) + (n-1)^2 + (n-1) = n^2 - 1$

加法： $(n-1)^2 + (n-1) = n(n-1)$

■ 整个消元过程计算量：

乘法： $\sum_{i=0}^{n-1} [(n-i)^2 - 1] = \frac{2n^3 + 3n^2 - 5n}{6}$

加法： $\sum_{i=1}^n i(i-1) = \frac{n^3 - n}{3}$

□ 回代过程计算量

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

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

$$\frac{100^3}{10^{17}} = 10^{-11} (\text{秒})$$

- 顺序高斯消去法的矩阵解释
- 回顾：
 - 矩阵的初等变换
 - 初等变换与行列式的关系

□ 顺序高斯消去法的矩阵解释

■ 交换矩阵的两行、两列的变换

□ 单位矩阵 $I = [e_1, \dots, e_n]$, 其中 e_i 为单位坐标向量, 第 i 位为1, 其它为0.

□ 交换单位矩阵 I 的 i, j 两行所得矩阵记为 P_{ij}

■ 用 P_{ij} 左乘矩阵 A , 其作用是交换 A 的第 i 行和第 j 行

■ 用 P_{ij} 右乘矩阵 A , 其作用是交换 A 的第 i 列和第 j 列

■ 矩阵的第 i ($i = 2, 3, \dots, n$) 减去 m_{i1} 乘第1行的变换

□ 相当于矩阵 M_1 左乘矩阵 A

$$M_1 = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ -m_{21} & 1 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ -m_{n1} & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

■ 第1次消元等价于

$$A^{(1)}X = b^{(1)}$$

$$M_1 A^{(1)}X = M_1 b^{(1)}$$

$$A^{(2)} = M_1 A^{(1)}, b^{(2)} = M_1 b^{(1)}$$

$$A^{(2)}X = b^{(2)}$$

■ 类似地

$$M_i = \begin{bmatrix} 1 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & 1 & & & \\ & & -m_{i+1,i} & 1 & & \\ & & \vdots & & \ddots & \\ & & -m_{n,i} & & & 1 \end{bmatrix}$$

$$A^{(i+1)} = M_i A^{(i)}, \quad b^{(i+1)} = M_i b^{(i)}$$

■ $n - 1$ 步以后得到的上三角矩阵 $A^{(n)}$ 、右端项 $b^{(n)}$ 和 $A^{(1)}$, $b^{(1)}$ 满足下列关系:

$$\begin{cases} A^{(n)} = M_{n-1} \cdot M_{n-2} \cdots M_1 A^{(1)} \\ b^{(n)} = M_{n-1} \cdot M_{n-2} \cdots M_1 b^{(1)} \end{cases}$$

□ 列主元高斯消去法

■ 主元高斯消去法根据主元选取范围的不同

□ 列主元消去法

□ 全主元消去法

■ 在顺序高斯消去法的消元过程中，若出现 $a_{kk}^{(k)} = 0$ ，则消元无法进行

■ 即使 $a_{kk}^{(k)} \neq 0$ ，但其值很小，用它作为除数也会导致其他元素量级的巨大增长和舍入误差的扩散，引起解的失真。

例：解方程组

$$\begin{cases} 0.003000x_1 + 59.14x_2 = 59.17 \\ 5.291x_1 - 6.130x_2 = 46.78 \end{cases}$$

该方程组的精确解为 $x_1^* = 10.00, x_2^* = 1.000$.

答：利用顺序高斯消去法取4位有效数字进行运算

$$m_{21} = \frac{5.291}{0.003000} = 1763.666 \approx 1764$$

将第1个方程的-1764倍加到第2个方程，得

$$\begin{cases} 0.003000x_1 + 59.14x_2 = 59.17 \\ -104300x_2 = -104400 \end{cases}$$

回代得到： $x_2 = 1.001, x_1 = -10.00$

例：解方程组

$$\begin{cases} 5.291x_1 - 6.130x_2 = 46.78 \\ 0.003000x_1 + 59.14x_2 = 59.17 \end{cases}$$

答：利用顺序高斯消去法取4位有效数字进行运算

$$m_{21} = \frac{0.003000}{5.291} = 0.0005670$$

将第1个方程的 -0.0005670 倍加到第2个方程得

$$\begin{cases} 5.291x_1 - 6.130x_2 = 46.78 \\ 59.14x_2 = 59.14 \end{cases}$$

通过回代得： $x_1 = 10.00, x_2 = 1.000$

□ 小主元是不稳定的根源

□ 列主元高斯消去法计算过程

1. 在系数矩阵 $A^{(1)}$ 的第1列元素中选出绝对值最大的元素 $a_{i_1,1}^{(1)}$ 称之为第1列的主元, 即 $|a_{i_1,1}^{(1)}| = \max_{1 \leq i \leq n} |a_{i1}^{(1)}|$. 如果 $i_1 \neq 1$, 则交换第1行和第 i_1 行元素及相应的右端项, 交换完后再进行消元

$$A^{(2)}X = b^{(2)}$$

2. 在系数矩阵 $A^{(2)}$ 第2列 $a_{22}^{(2)}$ 及以下 $n - 1$ 个元素中选主元 $a_{i_2,2}^{(2)}$, 即 $|a_{i_2,2}^{(2)}| = \max_{2 \leq i \leq n} |a_{i2}^{(2)}|$. 如果 $i_2 \neq 2$, 则交换矩阵 $A^{(2)}$ 中的第2行与第 i_2 行元素及相应的右端项, 交换完再进行消元

$$A^{(3)}X = b^{(3)}$$

3. 一般地, 第 k 步求 i_k 使 $|a_{i_k, k}^{(k)}| = \max_{k \leq i \leq n} |a_{ik}^{(k)}|$, 如果 $i_k \neq k$, 则交换第 k 行与第 i_k 行及相应的右端项, 经消元得

$$A^{(k+1)}X = b^{(k+1)}$$

- 列主元消去法除了每步需要按列选主元并可能进行矩阵行交换外, 其消元过程与顺序高斯消去法的过程一致.
- 列主元高斯消去法的计算量
 - 乘除法和加减次数与顺序高斯消去法相同
 - 增加选主元时 $n(n-1)/2$ 次比较以及交换方程次序所需时间.

□ 列主元高斯消去法的矩阵解释

- 记 $|a_{i_1,1}^{(1)}| = \max_{1 \leq i \leq n} |a_{i,1}^{(1)}|$, 则说明第1个主元在第 i_1 行, 交换第1行与第 i_1 行相当于用 P_{1,i_1} 左乘矩阵 $A^{(1)}$, 然后再进行消元

$$A^{(2)} = M_1 P_{1,i_1} A^{(1)}, \quad b^{(2)} = M_1 P_{1,i_1} b^{(1)}$$

- 同理有

$$\begin{aligned} A^{(n)} &= M_{n-1} P_{n-1,i_{n-1}} A^{(n-1)}, \\ b^{(n)} &= M_{n-1} P_{n-1,i_{n-1}} b^{(n-1)} \end{aligned}$$

- 由此得到等价三角方程组 $A^{(n)} X = b^{(n)}$, 其中

$$\begin{cases} A^{(n)} = M_{n-1} P_{n-1,i_{n-1}} \cdots M_1 P_{1,i_1} A^{(1)} \\ b^{(n)} = M_{n-1} P_{n-1,i_{n-1}} \cdots M_1 P_{1,i_1} b^{(1)} \end{cases}$$

例：解方程组

$$\begin{cases} 12x_1 - 3x_2 + 3x_3 = 15 \\ -18x_1 + 3x_2 - x_3 = -15 \\ x_1 + x_2 + x_3 = 6 \end{cases}$$

注：准确解为 $x_1 = 1, x_2 = 2, x_3 = 3$

□ 全主元高斯消去法

- 全主元高斯消去法与列主元高斯消去法类似，所不同的选取主元的范围不同

- 优点：

- 全主元高斯消去法在整个系数矩阵中找绝对值最大的元素作为主元，以控制舍入误差的增长，将舍入误差控制在一个最小的范围

- 缺点：

- 找主元和交换行列次序要花费大量的机器时间

□ 全主元高斯消去法计算过程

■ 求 i_1, j_1 使

$$\left| a_{i_1, j_1}^{(1)} \right| = \max_{\substack{1 \leq i \leq n \\ 1 \leq j \leq n}} \left| a_{ij}^{(1)} \right|$$

□ 如果 $i_1 \neq 1$ ，则交换第1行和第 i_1 行及相应的右端项（ P_{1, i_1} 左乘 $A^{(1)}$ ）

□ 如果 $j_1 \neq 1$ ，则交换第1列和第 j_1 列（ P_{1, j_1} 右乘 $A^{(1)}$ ），并交换 x_1 与 x_{j_1}

■ 消元得

$$M_1 P_{1, i_1} A^{(1)} P_{1, j_1} P_{1, j_1}^{-1} X = M_1 P_{1, i_1} b^{(1)}$$

$$A^{(2)} P_{(1, j_1)}^{-1} X = b^{(2)}$$

- 一般地, 第 k 步($k = 1, 2, \dots, n - 1$), 求 i_k, j_k

$$\left| a_{i_k, j_k}^{(k)} \right| = \max_{k \leq i, j \leq n} \left| a_{ij}^{(k)} \right|$$
- 如果 $i_k \neq k$, 交换第 k 行与 i_k 行, P_{k, i_k} 左乘 $A^{(k)}$ 和右端项; 如果 $j_k \neq k$, 交换第 k 列与 j_k 列, P_{k, i_k} 右乘 $A^{(k)}$, 并交换 x_k 与 x_{j_k} , 交换完后进行消元:

$$M_k P_{k, i_k} A^{(k)} P_{k, j_k} P_{k, j_k}^{-1} \cdots P_{1, j_1}^{-1} X = M_k P_{k, i_k} b^{(k)}$$

$$A^{(k+1)} P_{k, j_k}^{-1} \cdots P_{1, j_1}^{-1} X = b^{(k+1)}$$

□ 全主元高斯消去法算法

① 输入 A, b 及 ϵ

② for $i = 1$ to n do $d_i = i$ //记录未知量位置变化

③ 选主元消元:

for $k = 1$ to $n - 1$ do

■ 求 i_k, j_k 使得 $T = |a_{i_k, j_k}^{(k)}| = \max_{k \leq i, j \leq n} |a_{ij}^{(k)}|$

■ 若 $T < \epsilon$ ，则打印“求解失败”，停止；否则

■ 若 $i \neq k$ ，则交换 A 的第 i_k 行与第 k 行，交换 b_{i_k} 与 b_k

■ 若 $j_k \neq k$ ，则交换 A 的第 j_k 列与第 k 列，交换 d_{j_k} 与 d_k



for $i = k + 1$ to n do
 $T = \frac{a_{ik}}{a_{kk}}; b_i = b_i - T \times b_k$
for $j = k + 1$ to n do
 $a_{ij} = a_{ij} - T \times a_{kj}$

④ 回代

$Z_n = \frac{b_n}{a_{nn}}$
for $i = n - 1$ downto 1 do
 $Z_i = \frac{b_i - \sum_{j=i+1}^n a_{ij}Z_j}{a_{ii}}$

⑤ for $j = 1$ to n do
 $x_{d_j} = Z_j$

打印 $x_i, i = 1, 2, \dots, n$

- 全主元高斯消去法的计算量
 - 乘除法和加减次数与顺序高斯消去法相同
 - 增加选主元的比较及交换方程次序所需时间

$$\sum_{k=1}^{n-1} [(n-k+1)^2 - 1] = \sum_{i=2}^n (i^2 - 1) \quad (\text{比较次数})$$

□ 全主元高斯消去法的矩阵解释

- 记 $|a_{i_1, j_1}^{(1)}| = \max_{\substack{1 \leq i \leq n \\ 1 \leq j \leq n}} |a_{ij}^{(1)}|$, 主元在第 i_1 行 j_1 列, 需交换

第1行和第 i_1 行及相应的右端项、交换第1列和第 j_1 列

$$\begin{cases} A^{(2)} = M_1 P_{1, i_1} A^{(1)} P_{1, j_1} \\ b^{(2)} = M_1 P_{1, i_1} b^{(1)} \end{cases}$$

- 同理可得

$$\begin{cases} A^{(n)} = M_{n-1} P_{n-1, i_{n-1}} A^{(n-1)} P_{n-1, j_{n-1}} \\ b^{(n)} = M_{n-1} P_{n-1, i_{n-1}} b^{(n-1)} \end{cases}$$

□ 由 $A^{(1)}X = b^{(1)}$ 两边同乘 $M_{n-1}P_{n-1,i_{n-1}} \cdots M_1P_{1,i_1}$ 得:

$$\begin{aligned} & M_{n-1}P_{n-1,i_{n-1}} \cdots M_1P_{1,i_1} A^{(1)}X \\ &= M_{n-1}P_{n-1,i_{n-1}} \cdots M_1P_{1,i_1} b^{(1)} = b^{(n)} \end{aligned}$$

□ 由 $A^{(n)} = M_{n-1}P_{n-1,i_{n-1}} \cdots M_1P_{1,i_1} A^{(1)} P_{1,j_1} \cdots P_{n-1,j_{n-1}}$

□ 得 $A^{(n)} P_{n-1,j_{n-1}}^{-1} \cdots P_{1,j_1}^{-1} = M_{n-1}P_{n-1,i_{n-1}} \cdots M_1P_{1,i_1} A^{(1)}$

□ 上式同乘 X , 有:

$$A^{(n)} P_{n-1,j_{n-1}}^{-1} \cdots P_{1,j_1}^{-1} X = M_{n-1}P_{n-1,i_{n-1}} \cdots M_1P_{1,i_1} A^{(1)} X = b^{(n)}$$

$$Z = P_{n-1,j_{n-1}}^{-1} \cdots P_{1,j_1}^{-1} X$$

$$A^{(n)} Z = b^{(n)}$$

$$\Rightarrow X = P_{1,j_1} P_{2,j_2} \cdots P_{n-1,j_{n-1}} Z$$

- 顺序高斯消去法可把方程组 $A^{(1)}X = b^{(1)}$ 等价转化为一个上三角型方程组 $A^{(n)}X = b^{(n)}$.
- $A^{(n)} = M_{n-1}M_{n-2} \cdots M_1A^{(1)}$
- $A^{(1)} = M_1^{-1}M_2^{-1} \cdots M_{n-1}^{-1}A^{(n)}$
 - $M_i^{-1} (i = 1, 2, \dots, n-1)$ 均为下三角矩阵且对角线元素为1, 则 $M_1^{-1}M_2^{-1} \cdots M_{n-1}^{-1}$ 为对角线元素为1的下三角矩阵, 记
 - $L = M_1^{-1}M_2^{-1} \cdots M_{n-1}^{-1}$
 - $U = A^{(n)}$
 - 只要方程 $AX = b$ 的所有顺序主子式不为零, 则 A 一定可以分解成 $A = LU$

定理： 如果 n 阶矩阵 A 的所有顺序主子式不为零，则 A 有唯一的LU分解.

□ 如果 $A = LU$ ，则可求解方程组 $AX = b$ 如下：

□ $AX = b, A = LU$

□ $LU X = b$

□ 可记 $U X = Y$ ，则

$$LY = b, y_1 = b_1, y_i = b_i - \sum_{j=1}^{i-1} l_{ij} y_j \quad (i = 2, \dots, n)$$

$$UX = Y, x_n = \frac{y_n}{u_{nn}}, x_i = \frac{\left(y_i - \sum_{j=i+1}^n u_{ij} x_j\right)}{u_{ii}} \quad (i = n-1, \dots, 1)$$

□ 直接LU分解法

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

■ $u_{1j} = a_{1j} (j = 1, 2, \dots, n)$: 第1行对应相等

$l_{i1} = \frac{a_{i1}}{u_{11}}, (i = 2, 3, \dots, n)$: 由第1列对应相等

- 一般地, 设 U 矩阵的前 $k-1$ 行和 L 矩阵的前 $k-1$ 列已经求出, 则

$$a_{kj} = \sum_{m=1}^{k-1} l_{km} u_{mj} + u_{kj} \Rightarrow$$

$$u_{kj} = a_{kj} - \sum_{m=1}^{k-1} l_{km} u_{mj} \quad (j = k, k+1, \dots, n)$$

$$a_{ik} = \sum_{m=1}^{k-1} l_{im} u_{mk} + l_{ik} u_{kk} \Rightarrow$$

$$l_{ik} = \frac{a_{ik} - \sum_{m=1}^{k-1} l_{im} u_{mk}}{u_{kk}} \quad (i = k+1, \dots, n)$$

□ 直接LU分解法的计算量（乘除法）

■ LU分解

计算 U 的计算量: $\sum_{k=2}^n (n - k + 1) \cdot (k - 1) = \frac{n^3 - n}{6}$

计算 L 的计算量: $\sum_{k=1}^{n-1} (n - k) \cdot k = \frac{n^3 - n}{6}$

■ 方程组求解

求解 $LY = b$ 的计算量: $\sum_{i=2}^n (i - 1) = \frac{n(n-1)}{2}$

求解 $UX = Y$ 的计算量: $\sum_{i=1}^n (n - i + 1) = \frac{n(n+1)}{2}$

总的计算量: $\frac{n^3 + 3n^2 - n}{3}$

例：用LU分解法求解方程组

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 2 & 3 \\ -1 & -3 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \\ 2 \end{bmatrix}$$

□ 列主元 LU 分解法

- 直接进行 LU 分解时, u_{kk} 可能为零, 或者绝对值接近零, 从而导致出现溢出, 或者因以一个小的数作为除数, 引起舍入误差的累积, 最后引起解的失真.
- 如果 A 非奇异, 可以采用列主元 LU 分解.

- ■ 假若第 $k-1$ 步的分解已完成, 在进行第 k 步分解时, 为避免出现小的 u_{kk} 作除数

$$S_i = a_{ik} - \sum_{m=1}^{k-1} l_{im} u_{mk}$$

- 选取行号 i_k , 使 $|S_{i_k}| = \max_{k \leq i \leq n} |S_i|$, 若 $i_k \neq k$, 则对调 A 的第 k 行与第 i_k 行, 再求 $u_{kj} (j = k, \dots, n)$ 和 $l_{ik} (i = k+1, \dots, n)$

定义：正定矩阵—— $n \times n$ 的实对称矩阵 A 是正定的当且仅当对于所有的非零实系数向量 X ，都有 $X^T A X > 0$

定理 以下陈述等价，均为正定矩阵的充分必要条件

- 1、对于所有的非零实系数向量 X ，都有 $X^T A X > 0$ ；
- 2、 A 为正定矩阵当且仅当其所有特征值 $\lambda_i > 0$ ；
- 3、 A 为正定矩阵当且仅当 A 的所有顺序主子式 A_k 大于0；
- 4、 A 为正定矩阵当且仅当所有pivots（无行交换） $d_k > 0$ 。

定理： 设 A 是 n 阶对称矩阵，且 A 的所有顺序主子式均不为零，则 A 有如下分解：

$$A = LDL^T$$

其中 L 是单位下三角阵； D 为对角阵，且分解唯一。

定理： n 阶对称正定矩阵 A 一定有Cholesky分解：

$$A = L_1 L_1^T$$

当 L_1 （实的非奇异下三角矩阵）的对角线为正时，矩阵的Cholesky分解唯一。

□ Cholesky分解计算公式

■ 设 $A = LL^T$, 即

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

其中 $a_{ij} = a_{ji} (i, j = 1, 2, \cdots, n)$, $l_{ii} > 0 (i = 1, 2, \cdots, n)$

1. 由矩阵乘法有 $a_{11} = l_{11}^2$, 且 $a_{i1} = l_{i1}l_{11}$, 故求得
$$l_{11} = \sqrt{a_{11}} \quad l_{i1} = \frac{a_{i1}}{l_{11}} \quad (i = 2, 3, \dots, n)$$
2. 一般地, 设 L 矩阵的前 $k-1$ 列元素已求出, 则由矩阵乘法得

$$\sum_{m=1}^{k-1} l_{km}^2 + l_{kk}^2 = a_{kk} \quad \sum_{m=1}^{k-1} l_{im}l_{km} + l_{ik}l_{kk} = a_{ik} \Rightarrow$$
$$\begin{cases} l_{kk} = \sqrt{a_{kk} - \sum_{m=1}^{k-1} l_{km}^2} \\ l_{ik} = \left(a_{ik} - \sum_{m=1}^{k-1} l_{im}l_{km} \right) / l_{kk} \end{cases} \quad (i = k+1, \dots, n; k = 2, \dots, n)$$

- 分解公式中的每一步都有开方运算，故又称Cholesky方法为平方根法.
- $a_{kk} = \sum_{m=1}^{k-1} l_{km}^2 + l_{kk}^2 \Rightarrow l_{km}^2 \leq a_{kk} \leq \max_{1 \leq k \leq n} a_{kk}$
 - 分解过程中元素 l_{km} 的平方不会超过 \mathbf{A} 的最大对角元，数量级不会增长，舍入误差的放大受到限制
 - 平方根法求解对称正定方程组时可以不考虑选主元的问题，是一个数值稳定算法
- 用平方根法求解 $\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{b}$ 所需的乘除法次数为 $\frac{1}{6}(n^3 + 9n^2 - 4n)$ ，另外 n 次开平方运算，乘除法次数大约只是高斯消去法的一半左右.

- 为了避免平方根法的开方运算，可对 A 作 LDL^T 分解，分解方法可借助与 LU 分解法。
- 当 A 的所有顺序主子式不为零且对称时， A 的 LU 分解存在且唯一，并且

$$U = DL^T$$

其中 $D = \text{diag}(u_{11}, u_{22}, \dots, u_{nn})$, $l_{ij} = \frac{u_{ji}}{u_{ii}}$.

- 利用 LU 分解先计算出 U 的第 k 行，由 U 的第 k 行得到 D 的第 k 个对角元素及 L 的第 k 列。

$$d_i = u_{ii} \quad l_{ik} = \frac{u_{ki}}{u_{kk}}$$

- LDL^T 分解的乘除法计算次数 与平方根法大致相同

例：用LDL^T分解法求方程组

$$\begin{bmatrix} 5 & -4 & 1 \\ -4 & 6 & -4 \\ 1 & -4 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

□ 向量范数

■ 向量范数是 n 维欧几里德空间中长度概念的推广.

定义: 设向量 $X \in R^n$, 若与 X 对应的非负实数 $\|X\|$ 满足下面三个条件:

1. 非负性: $\forall X \in R^n$, 有 $\|X\| \geq 0$, 且 $\|X\| = 0$ 当且仅当 $X = 0$
 2. 齐次性: $\forall X \in R^n, \alpha \in R$ 有 $\|\alpha X\| = |\alpha| \cdot \|X\|$
 3. 三角不等式: $\forall X, Y \in R^n$ 有 $\|X + Y\| \leq \|X\| + \|Y\|$
- 则称 $\|X\|$ 为向量 X 的范数.

□ 常用范数有：

■ 向量的1范数： $\|X\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$

■ 向量的2范数： $\|X\|_2 = (\sum_{i=1}^n |x_i|^2)^{\frac{1}{2}}$

■ 向量的 ∞ 范数： $\|X\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$

■ 向量的 p 范数： $\|X\|_p = (\sum_{i=1}^n |x_i|^p)^{\frac{1}{p}}$

定义： 设 $\|\cdot\|_\alpha$ 和 $\|\cdot\|_\beta$ 是 \mathbf{R}^n 上两种范数，如果存在与 \mathbf{X} 无关的两个正常数 C_1 和 C_2 ，使不等式

$$C_1\|\mathbf{X}\|_\alpha \leq \|\mathbf{X}\|_\beta \leq C_2\|\mathbf{X}\|_\alpha \quad (\forall \mathbf{X} \in \mathbf{R}^n)$$

成立，则称范数 $\|\cdot\|_\alpha$ 和 $\|\cdot\|_\beta$ 等价。

定理： 有限维空间上任何两种范数均等价。

定义：设 $\{X^{(k)}\}$ 是 R^n 中的向量序列，若有向量 $X^* \in R^n$ ，使

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|X^{(k)} - X^*\| = 0$$

则称 $\{X^{(k)}\}$ 收敛于 X^* ，记为 $\lim_{k \rightarrow \infty} X^{(k)} = X^*$

定理：设 $\{X^{(k)}\}$ 是 R^n 中的向量序列，则

$\lim_{k \rightarrow \infty} \|X^{(k)} - X^*\| = 0$ 当且仅当

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_j^{(k)} = x_j^*$$

其中 $x_j^{(k)}$ 和 x_j^* 分别表示 $X^{(k)}$ 和 X^* 的第 j 个分量.

□ 矩阵范数

定义：设矩阵 $A \in R^{n \times n}$ ，若 A 的非负实数 $\|A\|$ 满足下列四个条件：

1. 非负性： $\forall A \in R^{n \times n}$ ，有 $\|A\| \geq 0$ ，且 $\|A\| = 0$ 当且仅当 $A = 0$
2. 齐次性： $\forall A \in R^{n \times n}$ ， $\forall \alpha \in R$ 有 $\|\alpha A\| = |\alpha| \cdot \|A\|$
3. 三角不等式： $\forall A, B \in R^{n \times n}$ 有 $\|A + B\| \leq \|A\| + \|B\|$
4. 乘法不等式： $\forall A, B \in R^{n \times n}$ 有 $\|AB\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$

则 $\|A\|$ 称为矩阵 A 的范数。

定义 (矩阵的算子范数) : 设 $X \in R^n, A \in R^{n \times n}$, 给出一种向量范数 $\|X\|_v$ (如 $v = 1, 2$ 或者 ∞), 相应地定义一个矩阵的非负函数, 称其为由向量 $\|\cdot\|$ 诱导出的矩阵范数.

$$\|A\|_v = \max_{X \neq 0} \frac{\|AX\|_v}{\|X\|_v} = \max_{\|X\|=1} \|AX\|_v$$

定义: 对于给定的向量范数 $\|\cdot\|$ 和矩阵范数 $\|\cdot\|$, 如果 $\forall A \in R^{n \times n}$ 和 $\forall X \in R^n$, 并满足

$$\|AX\| \leq \|A\| \cdot \|X\|$$

则称此矩阵范数与向量范数是相容的.

定理：诱导矩阵范数 $\|A\|$ 是相容的.

定理：设 A 为 $n \times n$ 阶矩阵， $\|\cdot\|$ 是 R^n 中的向量范数，则

$$\|A\| = \max_{\|X\|=1} \|AX\|$$

是一种矩阵范数.

定理： 设 $\{A^{(k)}\}$ 是 $R^{n \times n}$ 中矩阵系列， A 是 $R^{n \times n}$ 中矩阵，则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^{(k)} - A\| = 0$$

当且仅当 $\lim_{k \rightarrow \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}$ ，其中 $a_{ij}^{(k)}$ 和 a_{ij} 分别表示 $A^{(k)}$ 和 A 的分量。

定理： 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ ，则有：

$$\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$$

$$\|A\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$$

$$\|A\|_2 = [\lambda_{\max}(A^H A)]^{\frac{1}{2}}$$

其中 A^H 是 A 的共轭.

□ Frobenius范数: $\|A\|_F = \left(\sum_{i,j=1}^n |a_{ij}|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$

□ 谱半径

定义： $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$, A 的特征值为 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 称 $\rho(A) = \max_{1 \leq i \leq n} |\lambda_i|$ 为 A 的谱半径.

定理： A 的谱半径不超过 A 的任何一个矩阵范数, 即 $\rho(A) \leq \|A\|$

定理： 设 A 是任意 $n \times n$ 矩阵, 由 A 的各次幂组成的矩阵序列 $I, A, A^2, \dots, A^k, \dots$

收敛于零, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$ 的充要条件是 $\rho(A) < 1$

□ 方程右端误差对解的影响

- 设右端项有误差 δb , 相应方程组的解为 $X + \delta X$

$$AX = b$$

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

$$A\delta X = \delta b \text{ 或者 } \delta X = A^{-1}\delta b$$

- 假定 A 非奇异

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

$$\|AX\| = \|b\| \leq \|A\| \cdot \|X\|$$

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

- $\|A\| \cdot \|A^{-1}\|$ 是误差的放大倍数, 称为矩阵 A 的条件数, 记作 **Cond(A)**

□ 系数矩阵误差对解的影响

- 设系数矩阵 A 有误差 δA , $X + \delta X$ 是系数矩阵为 $A + \delta A$ 时的准确解, 即

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

- 即使矩阵 A 非奇异, 其元素有 δA 扰动后, 矩阵 $A + \delta A$ 有可能变为奇异
- 若 δA 很小, 矩阵 $A + \delta A$ 仍然可以保持它的非奇异性.

引理： 设矩阵 F 的范数小于1，即 $\|F\| < 1$ ，则矩阵 $(I + F)$ 非奇异，且

$$\|(I + F)^{-1}\| \leq \frac{1}{1 - \|F\|}$$

- $\|(I+F)X\| = \|X+FX\| \geq \|X\| - \|FX\| \geq \|X\| - \|F\|\|X\| \geq (1 - \|F\|)\|X\|$
- 因为 $1 - \|F\| > 0$, 所以对 $X \neq 0$, $(1 - \|F\|)\|X\| > 0$,
 $\Rightarrow \forall X \neq 0$, 有 $\|(I+F)X\| > 0$
- 从而, 方程组 $(I + F)X = 0$ 只有零解, 因此矩阵 $(I + F)$ 非奇异。
- 又 $1 = \|I\| = \|(I+F)(I+F)^{-1}\| = \|(I+F)^{-1} + F(I+F)^{-1}\|$
- $\geq \|(I+F)^{-1}\| - \|F\|\|(I+F)^{-1}\| = \|(I+F)^{-1}\|(1 - \|F\|) > 0$
- 从而必有

$$\|(I + F)^{-1}\| \leq \frac{1}{1 - \|F\|}$$

□ 考虑矩阵 $A + \delta A$ 非奇异条件

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

- 如果 $\|A^{-1}\delta A\| < 1$, 则矩阵 $A + \delta A$ 非奇异

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

- 由 $(A + \delta A)(X + \delta X) = b$ 可得

$$\delta X = (A + \delta A)^{-1}(-\delta A)X$$

- $(A + \delta A)(X + \delta X) = b \Rightarrow (X + \delta X) = (A + \delta A)^{-1}b$

- $\Rightarrow \delta X = (A + \delta A)^{-1}b - X \Rightarrow \delta X = (A + \delta A)^{-1}(b - (A + \delta A)X)$

- 因为 $AX = b$, 所以 $\delta X = (A + \delta A)^{-1}(-\delta A)X$

$$\begin{aligned}\frac{||\delta X||}{||X||} &\leq \left| |(A + \delta A)^{-1} \delta A| \right| = \left| |(A(I + A^{-1} \delta A))^{-1} \delta A| \right| \\ &= \left| |(I + A^{-1} \delta A)^{-1} A^{-1} \delta A| \right| \\ &\leq \left| |(I + A^{-1} \delta A)^{-1}| \right| \left| |A^{-1} \delta A| \right| \\ &\leq \frac{\left| |A^{-1} \delta A| \right|}{1 - \left| |A^{-1} \delta A| \right|} \leq \frac{\left| |A^{-1}| \right| \left| |\delta A| \right|}{1 - \left| |A^{-1}| \right| \left| |\delta A| \right|} \\ &= \frac{\text{cond}(A)}{1 - \text{cond}(A) \frac{\left| |\delta A| \right|}{\left| |A| \right|}} \frac{\left| |\delta A| \right|}{\left| |A| \right|}\end{aligned}$$

- 若 $Cond(A) \frac{\|\delta A\|}{\|A\|}$ 很小, 则 $Cond(A)$ 仍表示相对误差的近似放大率.
- $Cond(A)$ 反映线性方程组的解对初始数据误差的灵敏度
- 如果值很大, 即使对很小的初始误差 δb 或 δA , 也会产生较大的相对误差, 破坏解的精确度.

□ 课后第1、2题