



合肥工业大学

HEFEI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

# 第二章

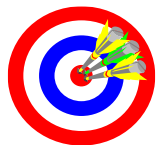
## 线性方程组的数值解法

(1)



## 第二节 Gauss 消去法 /\* Gaussian Elimination \*/

### ➤ 2.1 Gauss消去法

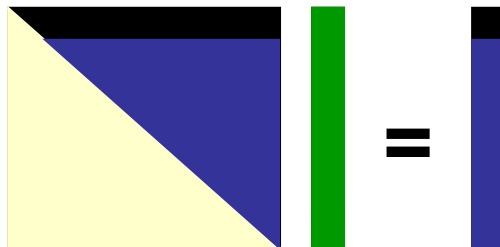


求解  $A\vec{x} = \vec{b}$     方法： 高斯消元法



思路

首先将A化为上三角阵 /\* upper-triangular matrix \*/,  
再回代求解 /\* backward substitution \*/。





# **$n$ 阶方程组的Guass消去法**

[illegible]

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} \text{ 为非奇异阵, } X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$



**第一过程：消元** 记：  $A^{(1)} = A = (a_{ij}^{(1)})_{n \times n}$ ,  $\vec{b}^{(1)} = \vec{b} = (b_1^{(1)}, \dots, b_n^{(1)})^T$

**Step 1:** 设  $a_{11}^{(1)} \neq 0$ , 计算乘数  $l_{i1} = a_{i1}^{(1)} / a_{11}^{(1)}$  ( $i = 2, \dots, n$ ),

将增广矩阵  $(A^{(1)}, \vec{b}^{(1)})$  的  $r_i - l_{i1} \times r_1$ , 得到

$$\left[ \begin{array}{c|c} \begin{matrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \dots & a_{1n}^{(1)} \\ \hline \text{\textcircled{0}} & & & \end{matrix} & \begin{matrix} b_1^{(1)} \\ \hline \vec{b}^{(2)} \end{matrix} \end{array} \right] \quad \text{其中} \quad \begin{cases} a_{ij}^{(2)} = a_{ij}^{(1)} - l_{i1} a_{1j}^{(1)} \\ b_i^{(2)} = b_i^{(1)} - l_{i1} b_1^{(1)} \end{cases} \quad (i, j = 2, \dots, n)$$



**Step  $k$ :** 设  $a_{kk}^{(k)} \neq 0$ , 计算乘数  $l_{ik} = a_{ik}^{(k)} / a_{kk}^{(k)} \quad (i = k + 1, \dots, n)$ ,

将增广矩阵  $(A^{(k)}, b^{(k)})$  的  $r_i - l_{ik}r_k$ , 得到

$$\left( \begin{array}{cccc|c} \color{red}{a_{11}^{(1)}} & \dots & a_{1k}^{(1)} & \dots & a_{1n}^{(1)} & b_1^{(1)} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & \color{red}{a_{kk}^{(k)}} & \dots & a_{kn}^{(k)} & b_k^{(k)} \\ \bigcirc & & A^{(k+1)} & & \vec{b}^{(k+1)} \end{array} \right)$$

其中

$$\begin{cases} a_{ij}^{(k+1)} = a_{ij}^{(k)} - l_{ik}a_{1j}^{(k)} \\ b_i^{(k+1)} = b_i^{(k)} - l_{ik}b_1^{(k)} \end{cases} \quad (i, j = k + 1, \dots, n)$$

**定义1:** 称  $a_{kk}^{(k)}, k = 1, 2, \dots, n$  为方程组的主元。



**Step  $n-1$ : 化为上三角**

$$(A, \vec{b}) \longrightarrow \begin{bmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \cdots & a_{1n}^{(1)} \\ & a_{22}^{(2)} & \cdots & a_{2n}^{(2)} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & a_{nn}^{(n)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1^{(1)} \\ b_2^{(2)} \\ \vdots \\ b_n^{(n)} \end{bmatrix}$$

**第二过程：回代**

$$x_n = \frac{b_n^{(n)}}{a_{nn}^{(n)}}$$

$$a_{n-1,n-1}^{(n-1)} x_{n-1} + a_{n,n-1}^{(n-1)} x_n = b_{n-1}^{(n-1)} \Rightarrow x_{n-1} = \frac{b_{n-1}^{(n-1)} - a_{n,n-1}^{(n-1)} x_n}{a_{n-1,n-1}^{(n-1)}},$$

$$\Rightarrow \cdots \Rightarrow x_i = \frac{b_i^{(i)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij}^{(i)} x_j}{a_{ii}^{(i)}} \quad (i = n-1, \dots, 1)$$



例1: 用 Gauss 消去法解方程组 
$$\begin{cases} 2x_1 + x_2 + x_3 = 4 \\ 3x_1 + x_2 + 2x_3 = 6 \\ x_1 + 2x_2 + 2x_3 = 5 \end{cases}$$

解: 对增广矩阵  $[A^{(1)} | b^{(1)}] = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 & 4 \\ 3 & 1 & 2 & 6 \\ 1 & 2 & 2 & 5 \end{bmatrix}$

$$[A^{(1)} | b^{(1)}] \xrightarrow[r_3 - \frac{1}{2}r_1]{r_2 - \frac{3}{2}r_1} \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 & 4 \\ 0 & -1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 3/2 & 3/2 & 3 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_3 - \frac{3}{-1/2}r_2} \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 & 4 \\ 0 & -1/2 & 1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

$$\text{得方程组} \begin{cases} 2x_1 + x_2 + x_3 = 4 \\ -\frac{1}{2}x_2 + \frac{1}{2}x_3 = 0 \\ 3x_3 = 3 \end{cases} \quad \text{回代, } x_3 = 1, x_2 = 1, x_1 = 1.$$



## Gauss消去法的计算复杂度

### 1. 乘法/除法计算复杂度: $o(n^3)$

第 $k$ 次消元法  $(n - k) + (n - k)(n - k + 1)$

计算乘数的除法次数      每行要用的乘法次数

$$\text{总次数: } \frac{n(n-1)(2n+5)}{6} = o(n^3)$$

$$\text{第}k\text{次回代 } (n - k + 1) \quad \text{总次数: } \frac{n(n+1)}{2} = o(n^2)$$

### 2. 加法/减法计算复杂度: $o(n^3)$





注：在Gauss消去法中，始终要用到 $a_{kk}^{(k)} \neq 0$ ，否则还需要对调两行才能保证方法的持续性，那么 $A$ 在什么条件下才能保证 $a_{kk}^{(k)} \neq 0$ ？

**定理2.1** 如果方程组的系数矩阵 $A$ 的顺序主子式 $D_i \neq 0$ ，则可通过高斯消去法将方程组化为三角形方程组，其中

$$D_i = \begin{vmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1i} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{ii} \end{vmatrix} \neq 0, i = 1, 2, \cdots, n$$

此结论可由归纳法证得.



**定义2:** 如果矩阵中主对角元素 $a_{ii}$ 的绝对值“ $\geq (>)$ ”其所在行的其他元素绝对值之和, 则称该矩阵为对角占优 (严格对角占优) 矩阵。

例如: 矩阵 $A = \begin{pmatrix} 4 & 1 & -2 \\ 2 & 5 & -2 \\ 2 & -3 & 6 \end{pmatrix}$

$$\begin{aligned} |4| &> |1| + |-2|; \\ |5| &> |2| + |-2|; \\ |6| &> |2| + |-3|. \end{aligned}$$

该矩阵主对角严格占优.

**定义3:** 如果矩阵 $A$ 为对称矩阵( $A = A^T$ ), 对任意非零向量 $\vec{x}$ , 恒有 $\vec{x}^T A \vec{x} > 0$ , 则称为 $A$ 正定矩阵。



**定理3：** 如果矩阵 $A$ 为**严格对角占优**的或**正定**的，则方程组 $A\vec{x} = \vec{b}$ 可通过Gauss消去法求解，即Gauss消去法中主元 $a_{kk}^{(k)} \neq 0$ . 同时该方法还可以**保证计算结果的舍入误差**的增长是稳定的。

说明：如果 $A$ 正定，则顺序主子式大于零，由定理1知可用Gauss消去法；

如果 $A$ 严格对角占优，则顺序主子式不等于零【反证法可证，百度查询即可】，由定理1知可用Gauss消去法；



**Guass法的问题：**在消元过程中出现 $a_{kk}^{(k)} = 0$ 消去法将无法进行；即使主元 $a_{kk}^{(k)} \neq 0$ ，但 $a_{kk}^{(k)}$ 很小时，用其做除数，会导致其他元素数量级的严重增长和舍入误差的扩散，最后也使得计算解不可靠。

例：限精度解方程组 
$$\begin{cases} 10^{-9}x_1 + x_2 = 1 \\ x_1 + x_2 = 2 \end{cases}$$

/\* 精确解为  $x_1^* = \frac{1}{1-10^{-9}} = 1.\overbrace{00 \dots 0}^{8 \uparrow 0} 100 \dots$  和  $x_2^* = 2 - x_1 = 0.\overbrace{99 \dots 9}^{8 \uparrow 9} 899 \dots$  \*/

利用Gauss消去法求解： 
$$l_{21} = \frac{a_{21}}{a_{11}} = \frac{1}{10^{-9}} = 10^9$$

$$a_{22} = 1 - l_{21} \times 1 = 0.\overbrace{0 \dots 0}^8 1 \times 10^9 - 10^9 \approx -10^9$$

$$b_2 = 2 - l_{21} \times 1 \doteq -10^9 \Rightarrow \begin{bmatrix} 10^{-9} & 1 & 1 \\ 0 & -10^9 & -10^9 \end{bmatrix} \Rightarrow x_2 = 1, x_1 = 0$$



## ➤ 2.2 列主元消去法 /\* maximal column pivoting \*/

列主元消去法的思想：在进行第 $k$ 次行变换消元时，依据列选取最大主元，并交换两行，即

$$(A^{(1)}, b^{(1)}) \xrightarrow{r_i + l_{ij}r_j} (A^{(k)} | b^{(k)}) = \left[ \begin{array}{ccccccc} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \cdots & a_{1k}^{(1)} & \cdots & a_{1n}^{(1)} & b_1^{(1)} \\ & a_{22}^{(2)} & \cdots & a_{2k}^{(2)} & \cdots & a_{2n}^{(2)} & b_2^{(2)} \\ & & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \\ & & & a_{kk}^{(k)} & \cdots & a_{kn}^{(k)} & b_k^{(k)} \\ & & & \vdots & & \vdots & \vdots \\ & & & a_{nk}^{(k)} & \cdots & a_{nn}^{(k)} & b_n^{(k)} \end{array} \right]$$

比较 $a_{kk}^{(k)}, a_{k+1,k}^{(k)}, \dots, a_{nk}^{(k)}$ ，若 $a_{pk}^{(k)} \geq a_{ik}^{(k)}, i = k, \dots, n$ ，则对换第 $p, k$ 行，

并继续消元，直到化为上三角，然后回代，求解。



## ➤ 2.3 追赶法解三对角方程组

/\* Crout Reduction for Tridiagonal System of Equations \*/

$$\begin{pmatrix} b_1 & c_1 & & & \\ a_2 & b_2 & c_2 & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} \\ & & & a_n & b_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix} \quad \text{三对角方程组}$$

追赶法的三步：

1. 系数矩阵的LU分解： $A\vec{x} = \vec{d} \sim LU\vec{x} = \vec{d} \sim L\vec{y} = \vec{d}, U\vec{x} = \vec{y}.$

矩阵行变换为上三角(U)，行变换是左乘初等矩阵，构成可逆阵(L)

2. “追” —— 解方程组： $L\vec{y} = \vec{d}$     3. “赶” —— 解方程组： $U\vec{x} = \vec{y}.$



$$Ax = b: \begin{pmatrix} b_1 & c_1 & 0 & 0 \\ a_2 & b_2 & c_2 & 0 \\ 0 & a_3 & b_3 & c_3 \\ 0 & 0 & a_4 & b_4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \\ d_4 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & u_1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & u_2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & u_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \end{pmatrix}$$

第一步：行变换化三角

第二步：追  $\begin{cases} u_1 = c_1/b_1 \\ u_2 = c_2/(b_2 - u_1 a_2) \\ u_3 = c_3/(b_3 - u_2 a_3) \end{cases}$

$$\begin{cases} y_1 = d_1/b_1 \\ y_2 = (d_2 - y_1 a_2)/(b_2 - u_1 a_2) \\ y_3 = (d_3 - y_2 a_3)/(b_3 - u_2 a_3) \\ y_4 = (d_4 - y_3 a_4)/(b_4 - u_3 a_4) \end{cases}$$

第三步：赶  $\begin{cases} x_4 = y_4 \\ x_3 = y_3 - u_3 x_4 \\ x_2 = y_2 - u_2 x_3 \\ x_1 = y_1 - u_1 x_2 \end{cases}$



## 第4节 向量和矩阵的范数

\\*Norms of Vectors and Matrices\\*

➤4.1 向量范数 /**\\* Vector norms \\***/ 用 $R^n$ 表示 $n$ 维实向量的空间。

**定义1** 如果向量 $X \in R^n$ 的某个实值函数 $N(X) = \|X\|$ 满足条件

1.  $\|X\| \geq 0$  ( $\|X\| = 0$ 当且仅当  $X = 0$ ) (正定性 /**\\* positive definite \\***/)
2.  $\|\alpha X\| = |\alpha| \|X\|, \forall \alpha \in R$  (齐次性 /**\\* homogeneous \\***/)
3.  $\|X + Y\| \leq \|X\| + \|Y\|$  (三角不等式 /**\\* triangle inequality \\***/)

则称 $N(X)$ 是向量  $X$  的范数。





## 几种常用的向量范数

$l_\infty$  - 范数 (最大范数)  $\|X\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$

$l_1$  - 范数  $\|X\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$

$l_2$  - 范数 (长度)  $\|X\|_2 = (\sum_{i=1}^n x_i^2)^{1/2}$

$l_p$  - 范数  $\|X\|_p = (\sum_{i=1}^n |x_i|^p)^{1/p}$

例 计算向量  $X = (1, -2, 3)^T$  的各种范数

解:  $\|X\|_1 = |1| + |-2| + |3| = 6$   $\|X\|_\infty = \max(|1|, |-2|, |3|) = 3$

$$\|X\|_2 = \sqrt{1^2 + (-2)^2 + 3^2} = \sqrt{14}$$



**定义2** 如果向量  $X, Y \in R^n$ , 则两个向量之间的  $l_1, l_2, l_\infty$  定义为:

$$\|X - Y\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|, \quad \|X - Y\|_2 = \left[ \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \right]^{1/2}$$

$$\|X - Y\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i - y_i|$$

**定义3**  $R^n$  中向量序列  $\{X^{(k)}\}_{k=1}^\infty$ , 向量  $X \in R^n$ ,  $\|\cdot\|$  表示向量范数, 若对  $\forall \varepsilon > 0$ , 存在  $N(\varepsilon)$ , 当  $k > N(\varepsilon)$  时, 有

$$\|X^{(k)} - X\| < \varepsilon,$$

则称向量序列  $\{X^{(k)}\}$  关于范数  $\|\cdot\|$  收敛于向量  $X$ .



**定理1** 向量序列 $\{X^{(k)}\}_{k=1}^{\infty}$ 收敛于向量 $X$ 的充分必要条件为

对每一个 $1 \leq i \leq n$  都有  $\lim_{k \rightarrow \infty} x_i^{(k)} = x_i$ 。

**定理2** 对任意向量 $X \in R^n$ 恒有： $\|X\|_{\infty} \leq \|X\|_2 \leq \sqrt{n}\|X\|_{\infty}$ 。

证明： $\|X\|_{\infty}^2 = \left( \max_{1 \leq i \leq n} |x_i| \right)^2 = |x_j|^2 \leq \sum_{i=1}^n x_i^2 = \|X\|_2^2$

$$\|X\|_2^2 = \sum_{i=1}^n x_i^2 \leq n|x_j|^2 = n\|X\|_{\infty}^2$$



## ➤4.2 矩阵范数 /\* Matrix norms \*/

**定义4**  $R^{m \times n}$ 空间的矩阵范数  $\|\cdot\|$  对任意  $A, B \in R^{m \times n}$  满足:

- (1)  $\|A\| \geq 0, \|A\| = 0 \Leftrightarrow A = 0$  (正定性 /\* positive definite \*/)
- (2)  $\|\alpha A\| = |\alpha| \cdot \|A\|$  对任意  $\alpha \in R^1$  (齐次性 /\* homogeneous \*/)
- (3)  $\|A + B\| \leq \|A\| + \|B\|$  (三角不等式 /\* triangle inequality \*/)
- (4)  $\|A \cdot B\| \leq \|A\| \cdot \|B\|$  (施瓦茨不等式 /\* Schwarz inequality \*/)



## 常用矩阵范数：

佛罗贝尼乌斯范数

/\*Frobenius norm\*/

$$\|A\|_F = \left( \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right)^{1/2} \quad \text{— 向量 } \|\cdot\|_2 \text{ 的直接推广}$$

算子范数

/\* operator norm \*/

$$\|A\|_p = \max_{\vec{x} \neq \vec{0}} \frac{\|A\vec{x}\|_p}{\|\vec{x}\|_p} = \max_{\|\vec{x}\|_p=1} \|A\vec{x}\|_p$$

特别有：  $\|A\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$  （行范数）

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

$\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A)}$  （谱范数 /\* spectral norm \*/）



**定义5** 设 $\lambda_i$ 为 $A_{n \times n}$ 的特征值, 称 $\rho(A) = \max_{1 \leq i \leq n} \{|\lambda_i|\}$ 为 $A$ 的谱半径。

**定理3** 对任意方阵 $A \in R^{n \times n}$ 恒有:  $\rho(A) \leq \|A\|_*$ 。

证明: 设 $Ax = \lambda x$ , 则有 $\|\lambda x\| = \|Ax\|$

$$\text{即 } |\lambda| \cdot \|x\| = \|Ax\| \leq \|A\| \cdot \|x\|, \quad \|x\| \neq 0$$

$$\text{故 } |\lambda| \leq \|A\|, \text{ 从而 } \rho(A) \leq \|A\|_*$$