



第五章 线性方程组的迭代法

高 云



方程组系数矩阵的分类

- 低阶稠密矩阵（例如，阶数不超过**150**）
（一般用直接法来求解）
- 大型稀疏矩阵（即矩阵阶数高且零元素较多）
（一般用迭代法来求解）



线性方程组的数值解法分类

- 直接法

经过有限步算术运算，可求得方程组精确解的方法。

- 迭代法

用某种极限过程去逐步逼近线性方程组精确解的方法。

迭代法

□ 迭代法：从一个初始向量出发，按照一定的迭代格式，构造出一个趋向于真解的无穷序列

✓ 只需存储系数矩阵中的非零元素

✓ 运算量不超过 $O(kn^2)$ ，其中 k 为迭代步数

迭代解法是目前求解大规模线性方程组的主要方法。



研究内容：

- (1) 迭代格式的建立
- (2) 收敛性判断
- (3) 误差估计和收敛速度



方程组的向量表示形式

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

$$\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{b}$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

静态迭代法的基本

□ 迭代格式的建立

$$Ax = b \quad \longleftrightarrow \quad Mx = Nx + b$$

$A = M - N$

$$\quad \quad \quad \updownarrow$$
$$\quad \quad \quad x = M^{-1}Nx + M^{-1}b$$

给定一个初始向量 $x^{(0)}$ ，可得迭代格式：

$$x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + g \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

其中 B 称为迭代矩阵。

若产生的迭代序列 $\{x^{(k)}\}$ 收敛到一个确定的向量 x^* ，则 x^* 就是原方程组的解。

Jacobi 迭代

令 $A = D - L - U$, 其中 $D = \text{diag}(a_{11}, a_{22}, \dots, a_{nn})$,

$$L = \begin{bmatrix} 0 & & & \\ -a_{21} & 0 & & \\ \vdots & \ddots & \ddots & \\ -a_{n1} & \cdots & -a_{n,n-1} & 0 \end{bmatrix}, \quad U = \begin{bmatrix} 0 & -a_{12} & \cdots & -a_{1n} \\ & 0 & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & -a_{n-1,n} \\ & & & 0 \end{bmatrix}$$

则可得雅可比 (Jacobi) 迭代格式:

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{D}^{-1}(\mathbf{L} + \mathbf{U})\mathbf{x}^{(k)} + \mathbf{D}^{-1}\mathbf{b} \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

$\mathbf{B}_J = \mathbf{D}^{-1}(\mathbf{L} + \mathbf{U})$ 称为雅可比 (Jacobi) 迭代矩阵

Jacobi 迭代

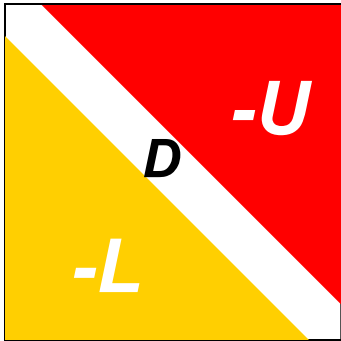
$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \dots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases} \xrightarrow{a_{ii} \neq 0}$$

写成矩阵形式:

$$\begin{aligned} Ax = b &\Leftrightarrow (D - (L + U))x = b \\ &\Leftrightarrow Dx = (L + U)x + b \end{aligned}$$

$$\Leftrightarrow x = \underbrace{D^{-1}(L + U)}_B x + \underbrace{D^{-1}b}_{\bar{f}}$$

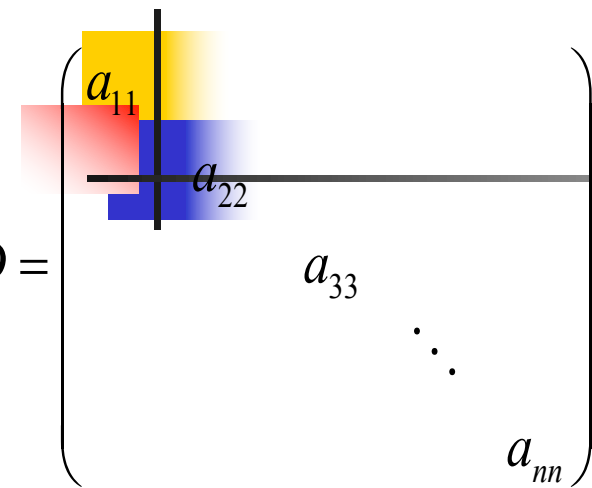
$A =$



The diagram shows a square matrix A partitioned into three regions: a yellow lower triangular region labeled -L, a red upper triangular region labeled -U, and a white diagonal region labeled D.

Jacobi 迭代阵

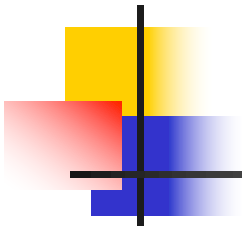
$$x_{k+1} = D^{-1}(L + U)x_k + D^{-1}b$$



$$D = \begin{pmatrix} a_{11} & & & & \\ & a_{22} & & & \\ & & a_{33} & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & a_{nn} \end{pmatrix} \quad L = \begin{pmatrix} 0 & & & & \\ -a_{21} & 0 & & & \\ -a_{31} & -a_{32} & 0 & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \\ -a_{n1} & -a_{n2} & -a_{n3} & \cdots & 0 \end{pmatrix} \quad U = \begin{pmatrix} 0 & -a_{12} & -a_{13} & \cdots & -a_{1n} \\ & 0 & -a_{23} & \cdots & -a_{2n} \\ & & 0 & \cdots & -a_{3n} \\ & & & \ddots & \vdots \\ & & & & 0 \end{pmatrix}$$

$$B_J = D^{-1}(L+U) =$$

$$\begin{pmatrix} a_{11}^{-1} & & & & \\ & a_{22}^{-1} & & & \\ & & a_{33}^{-1} & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & a_{nn}^{-1} \end{pmatrix} \left(\begin{pmatrix} 0 & & & & \\ -a_{21} & 0 & & & \\ -a_{31} & -a_{32} & 0 & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \\ -a_{n1} & -a_{n2} & -a_{n3} & \cdots & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & -a_{12} & -a_{13} & \cdots & -a_{1n} \\ & 0 & -a_{23} & \cdots & -a_{2n} \\ & & 0 & \cdots & -a_{3n} \\ & & & \ddots & \vdots \\ & & & & 0 \end{pmatrix} \right)$$



$$B_J = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{a_{12}}{a_{11}} & -\frac{a_{13}}{a_{11}} & \dots & -\frac{a_{1n}}{a_{11}} \\ -\frac{a_{21}}{a_{22}} & 0 & -\frac{a_{23}}{a_{22}} & \dots & -\frac{a_{2n}}{a_{22}} \\ -\frac{a_{31}}{a_{33}} & -\frac{a_{32}}{a_{33}} & 0 & \dots & -\frac{a_{3n}}{a_{33}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\frac{a_{n1}}{a_{nn}} & -\frac{a_{n2}}{a_{nn}} & -\frac{a_{n3}}{a_{nn}} & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

*Jacobi*迭代的矩阵形式

$$x_{k+1} = B_J x_k + g$$

其中 $B_J = D^{-1}(L + U)$

Jacobi 迭代的分量形式:

$$x_i^{(k+1)} = - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n \frac{a_{ij}}{a_{ii}} x_j^{(k)} + \frac{b_i}{a_{ii}} \quad i=1,2,\dots,n$$

$$x_i^{(k+1)} = - \left(\sum_{j=1}^{i-1} \frac{a_{ij}}{a_{ii}} x_j^{(k)} + \sum_{j=i+1}^n \frac{a_{ij}}{a_{ii}} x_j^{(k)} \right) + \frac{b_i}{a_{ii}} \quad i=1,2,\dots,n$$

Jacobi 迭代的分量形式:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_1^{(k+1)} = \left(\mathbf{b}_1 - \mathbf{a}_{12}\mathbf{x}_2^{(k)} - \mathbf{a}_{13}\mathbf{x}_3^{(k)} - \cdots - \mathbf{a}_{1n}\mathbf{x}_n^{(k)} \right) / \mathbf{a}_{11} \\ \mathbf{x}_2^{(k+1)} = \left(\mathbf{b}_2 - \mathbf{a}_{21}\mathbf{x}_1^{(k)} - \mathbf{a}_{23}\mathbf{x}_3^{(k)} - \cdots - \mathbf{a}_{2n}\mathbf{x}_n^{(k)} \right) / \mathbf{a}_{22} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^{(k+1)} = \left(\mathbf{b}_n - \mathbf{a}_{n1}\mathbf{x}_1^{(k)} - \mathbf{a}_{n2}\mathbf{x}_2^{(k)} - \cdots - \mathbf{a}_{n,n-1}\mathbf{x}_{n-1}^{(k)} \right) / \mathbf{a}_{nn} \end{cases}$$

在计算 $\mathbf{x}_i^{(k+1)}$ 时, 如果用 $\mathbf{x}_1^{(k+1)}, \cdots, \mathbf{x}_{i-1}^{(k+1)}$ 代替 $\mathbf{x}_1^{(k)}, \cdots, \mathbf{x}_{i-1}^{(k)}$, 则可能会得到更好的收敛效果。此时的迭代公式为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_1^{(k+1)} = \left(\mathbf{b}_1 - \mathbf{a}_{12}\mathbf{x}_2^{(k)} - \mathbf{a}_{13}\mathbf{x}_3^{(k)} - \cdots - \mathbf{a}_{1n}\mathbf{x}_n^{(k)} \right) / \mathbf{a}_{11} \\ \mathbf{x}_2^{(k+1)} = \left(\mathbf{b}_2 - \mathbf{a}_{21}\mathbf{x}_1^{(k+1)} - \mathbf{a}_{23}\mathbf{x}_3^{(k)} - \cdots - \mathbf{a}_{2n}\mathbf{x}_n^{(k)} \right) / \mathbf{a}_{22} \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n^{(k+1)} = \left(\mathbf{b}_n - \mathbf{a}_{n1}\mathbf{x}_1^{(k+1)} - \mathbf{a}_{n2}\mathbf{x}_2^{(k+1)} - \cdots - \mathbf{a}_{n,n-1}\mathbf{x}_{n-1}^{(k+1)} \right) / \mathbf{a}_{nn} \end{cases}$$



G-S 迭代

写成矩阵形式:

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{D}^{-1} (\mathbf{b} + \mathbf{L}\mathbf{x}^{(k+1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(k)})$$

解得

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = (\mathbf{D} - \mathbf{L})^{-1} \mathbf{U}\mathbf{x}^{(k)} + (\mathbf{D} - \mathbf{L})^{-1} \mathbf{b} \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

此迭代格式称为高斯-塞德尔 (Gauss-Seidel) 迭代

$\mathbf{B}_G = (\mathbf{D} - \mathbf{L})^{-1} \mathbf{U}$ 称为 GS 迭代矩阵



G-S 迭代公式的推导

作A的另一个分裂: $A = (D - L) - U$

$$Ax = b \Leftrightarrow ((D - L) - U)x = b$$

$$\Leftrightarrow (D - L)x = Ux + b$$

$$\Leftrightarrow x = (D - L)^{-1}Ux + (D - L)^{-1}b$$

$$\Leftrightarrow x_{k+1} = \underbrace{(D - L)^{-1}Ux_k}_{B_{G-S}} + \underbrace{(D - L)^{-1}b}_g$$

其迭代格式的矩阵形式为 $x_{k+1} = B_{G-S}x_k + g_{G-S}$



Gauss-Seidel
迭代阵



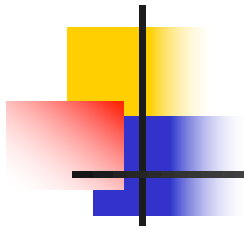
从另外一个角度来说明

$$(D - L)x^{(k+1)} = Ux^{(k)} + b$$

$$\Leftrightarrow x^{(k+1)} = D^{-1}(Lx^{(k+1)} + Ux^{(k)}) + D^{-1}b$$

写成分量形式:

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(-\sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} + b_i \right)$$



$$x_1^{(k+1)} = \frac{1}{a_{11}} (-a_{12}x_2^{(k)} - a_{13}x_3^{(k)} - a_{14}x_4^{(k)} - \cdots - a_{1n}x_n^{(k)} + b_1)$$

$$x_2^{(k+1)} = \frac{1}{a_{22}} (-a_{21}x_1^{(k+1)} - a_{23}x_3^{(k)} - a_{24}x_4^{(k)} - \cdots - a_{2n}x_n^{(k)} + b_2)$$

$$x_3^{(k+1)} = \frac{1}{a_{33}} (-a_{31}x_1^{(k+1)} - a_{32}x_2^{(k+1)} - a_{34}x_4^{(k)} - \cdots - a_{3n}x_n^{(k)} + b_3)$$

... ..

$$x_n^{(k+1)} = \frac{1}{a_{nn}} (-a_{n1}x_1^{(k+1)} - a_{n2}x_2^{(k+1)} - a_{n3}x_3^{(k+1)} - \cdots - a_{nn-1}x_{n-1}^{(k+1)} + b_n)$$

只存一组向量即可。



SOR 迭代

在 GS 迭代中

$$\begin{aligned}x_i^{(k+1)} &= \left(b_i - a_{i1}x_1^{(k+1)} - \cdots - a_{i,i-1}x_{i-1}^{(k+1)} - a_{i,i+1}x_{i+1}^{(k)} - \cdots - a_{in}x_n^{(k)} \right) / a_{ii} \\&= x_i^{(k)} + \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij}x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i}^n a_{ij}x_j^{(k)} \right) / a_{ii}\end{aligned}$$

为了得到更好的收敛效果，可在修正项前乘以一个参数 ω ，于是就得到所谓的逐次超松弛迭代法，简称 SOR 迭代，其中 ω 称为松弛因子。此时

解得

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \omega \mathbf{D}^{-1} \left(\mathbf{b} + \mathbf{L}\mathbf{x}^{(k+1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{D}\mathbf{x}^{(k)} \right)$$

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = (\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})^{-1} \left[(1 - \omega) \mathbf{D} + \omega \mathbf{U} \right] \mathbf{x}^{(k)} + \omega (\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})^{-1} \mathbf{b}$$

$$\mathbf{B}_S = (\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})^{-1} \left[(1 - \omega) \mathbf{D} + \mathbf{U} \right] \text{称为 SOR 迭代矩阵}$$



Jacobi、GS 和 SOR算法

□ Jacobi 算法

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{D}^{-1}(\mathbf{L} + \mathbf{U})\mathbf{x}^{(k)} + \mathbf{D}^{-1}\mathbf{b}$$

$$x_i^{(k+1)} = \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij}x_j^{(k)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij}x_j^{(k)} \right) / a_{ii}$$

□ GS 算法

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = (\mathbf{D} - \mathbf{L})^{-1} \mathbf{U}\mathbf{x}^{(k)} + (\mathbf{D} - \mathbf{L})^{-1} \mathbf{b}$$

$$x_i^{(k+1)} = \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij}x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij}x_j^{(k)} \right) / a_{ii}$$

□ SOR 算法

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = (\mathbf{D} - \omega\mathbf{L})^{-1} [(1 - \omega)\mathbf{D} + \omega\mathbf{U}]\mathbf{x}^{(k)} + \omega(\mathbf{D} - \omega\mathbf{L})^{-1} \mathbf{b}$$

$$x_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + \omega \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij}x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i}^n a_{ij}x_j^{(k)} \right) / a_{ii}$$

举例



例：解线性方程组

$$\begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 3 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 8 \\ -5 \end{bmatrix}$$

$$x^* = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ -1 \end{bmatrix}$$

取初始向量 $x^{(0)} = (0, 0, 0)$ ，迭代过程中小数点后保留4位。

解：Jacobi 迭代格式

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = (1 + x_2^{(k)})/2 \\ x_2^{(k+1)} = (8 + x_1^{(k)} + x_3^{(k)})/3 \\ x_3^{(k+1)} = (-5 + x_2^{(k)})/2 \end{cases}$$

令 $x = (x_1, x_2, x_3)^T$ 则迭代得：

$$x^{(1)} = (0.5000, 2.6667, -2.5000)^T$$

\vdots

$$x^{(21)} = (2.0000, 3.0000, -1.0000)^T$$



举例（续）

GS 迭代格式

$$\begin{cases} \mathbf{x}_1^{(k+1)} = (1 + \mathbf{x}_2^{(k)})/2 \\ \mathbf{x}_2^{(k+1)} = (8 + \mathbf{x}_1^{(k+1)} + \mathbf{x}_3^{(k)})/3 \\ \mathbf{x}_3^{(k+1)} = (-5 + \mathbf{x}_2^{(k+1)})/2 \end{cases}$$

得 $\mathbf{x}^{(1)} = (0.5000, 2.8333, -1.0833)^T$

⋮

$$\mathbf{x}^{(9)} = (2.0000, 3.0000, -1.0000)^T$$



举例（续）

SOR 迭代格式

$$\begin{cases} \mathbf{x}_1^{(k+1)} = \mathbf{x}_1^{(k)} + \omega(1 - 2\mathbf{x}_1^{(k)} + \mathbf{x}_2^{(k)})/2 \\ \mathbf{x}_2^{(k+1)} = \mathbf{x}_2^{(k)} + \omega(8 + \mathbf{x}_1^{(k+1)} - 3\mathbf{x}_2^{(k)} + \mathbf{x}_3^{(k)})/3 \\ \mathbf{x}_3^{(k+1)} = \mathbf{x}_3^{(k)} + \omega(-5 + \mathbf{x}_2^{(k+1)} - 2\mathbf{x}_3^{(k)})/2 \end{cases}$$

取 ω : 如何确定SOR迭代中的最优松弛因子是一件很困难的事。

$$\mathbf{x}^{(1)} = (0.5500, 3.1350, -1.0257)^T$$

⋮

$$\mathbf{x}^{(7)} = (2.0000, 3.0000, -1.0000)^T$$



矩阵分裂法

$$\boxed{A = M - N} \longrightarrow x^{(k+1)} = M^{-1}Nx^{(k)} + M^{-1}b$$

□ Jacobi 迭代 $x^{(k+1)} = D^{-1}(L + U)x^{(k)} + D^{-1}b$

$$M = D, \quad N = M - A = L + U$$

□ GS 迭代 $x^{(k+1)} = (D - L)^{-1}Ux^{(k)} + (D - L)^{-1}b$

$$M = D - L, \quad N = U$$

□ SOR 迭代 $x^{(k+1)} = (D - \omega L)^{-1}[(1 - \omega)D + \omega U]x^{(k)} + \omega(D - \omega L)^{-1}b$

$$M = \frac{1}{\omega}D - L, \quad N = \frac{1 - \omega}{\omega}D + U$$