第七章

线性方程组的迭代法

Jacobi, G-S and SOR

本讲内容

- ■几类基本迭代法
 - Jacobi 迭代法
 - Gauss-Seidel 迭代法
 - SOR(超松弛)迭代法
 - 迭代法收敛性分析

Jacobi, G-S, SOR

Jacobi 迭代

● Jacobi 迭代法

考虑线性方程组 Ax = b其中 $A=[a_{ij}]_{n\times n}$ 非奇异,且对角线元素全不为 0

• 将 A 分裂成 A = D - L - U, 其中

$$D = diag(a_{11}, a_{22}, ..., a_{nn})$$

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

Jacobi 迭代法

取 M = D, N = L + U, 可得 雅可比 (Jacobi) 迭代方法

$$x^{(k+1)} = D^{-1}(L+U)x^{(k)} + D^{-1}b$$
 $k = 0, 1, 2, ...$

- 迭代矩阵记为: $J = D^{-1}(L+U)$

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

$$i = 1, 2, ..., n, k = 0, 1, 2, ...$$

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \left(b_1 - a_{12} x_2^{(k)} - a_{13} x_3^{(k)} - \dots - a_{1n} x_n^{(k)}\right) / a_{11} \\ x_2^{(k+1)} = \left(b_2 - a_{21} x_1^{(k)} - a_{23} x_3^{(k)} - \dots - a_{2n} x_n^{(k)}\right) / a_{22} \\ \vdots \\ x_n^{(k+1)} = \left(b_n - a_{n1} x_1^{(k)} - a_{n2} x_2^{(k)} - \dots - a_{n,n-1} x_{n-1}^{(k)}\right) / a_{nn} \end{cases}$$

• 在计算 $x_i^{(k+1)}$ 时,如果用 $x_1^{(k+1)}, \dots, x_{i-1}^{(k+1)}$ 代替 $x_1^{(k)}, \dots, x_{i-1}^{(k)}$,则可能会得到更好的收敛效果。

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \left(b_1 - a_{12} x_2^{(k)} - a_{13} x_3^{(k)} - \dots - a_{1n} x_n^{(k)}\right) / a_{11} \\ x_2^{(k+1)} = \left(b_2 - a_{21} x_1^{(k+1)} - a_{23} x_3^{(k)} - \dots - a_{2n} x_n^{(k)}\right) / a_{22} \\ \vdots \\ x_n^{(k+1)} = \left(b_n - a_{n1} x_1^{(k+1)} - a_{n2} x_2^{(k+1)} - \dots - a_{n,n-1} x_{n-1}^{(k+1)}\right) / a_{nn} \end{cases}$$

Gauss-Seidel 迭代

写成矩阵形式:

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

可得

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

$$k = 0, 1, 2, ...$$

此迭代方法称为 高斯-塞德尔 (Gauss-Seidel) 迭代法

$$ullet$$
 迭代矩阵记为: $oldsymbol{G} = oldsymbol{(D-L)}^{-1} oldsymbol{U}$

SOR 迭代

G-S 迭代法的分量形式

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

● 为了得到更好的收敛效果,可在修正项前乘以一个

松弛因子 ω ,于是可得迭代格式

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

SOR 迭代

写成矩阵形式:

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

可得

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

- —— SOR (Successive Over-Relaxation) 迭代方法
- 迭代矩阵记为: $L_{\omega} = (D \omega L)^{-1} [(1 \omega)D + U]$
- SOR 的优点:通过选取合适的 α,可获得更快的收敛速度
- SOR 的缺点: 最优参数 α 的选取比较困难

• Jacobi 迭代
$$M = D, N = L + U$$

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

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

• G-S 迭代
$$M = D - L$$
, $N = U$

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

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

SOR 迭代
$$M = \frac{1}{\omega} (D - \omega L), N = \frac{1}{\omega} [(1 - \omega)D + \omega U]$$

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

$$x_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + \omega \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i}^{n} a_{ij} x_j^{(k)} \right) / a_{ii}$$
10

例:分别用 Jacobi、G-S、SOR($\omega = 1.1$) 迭代解线性方程组

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

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

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

解:

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

G-S 迭代:
$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \left(1 + x_2^{(k)}\right)/2 \\ x_2^{(k+1)} = \left(8 + x_1^{(k+1)} + x_3^{(k)}\right)/3 \\ x_3^{(k+1)} = \left(-5 + x_2^{(k+1)}\right)/2 \end{cases}$$

迭代可得:

$$x^{(1)} = [0.5000, 2.8333, -1.0833]^T$$

$$\vdots$$

$$x^{(9)} = [2.0000, 3.0000, -1.0000]^T$$

SOR 送代:
$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = x_1^{(k)} + \omega \left(1 - 2x_1^{(k)} + x_2^{(k)}\right) / 2 \\ x_2^{(k+1)} = x_2^{(k)} + \omega \left(8 + x_1^{(k+1)} - 3x_2^{(k)} + x_3^{(k)}\right) / 3 \\ x_3^{(k+1)} = x_3^{(k)} + \omega \left(-5 + x_2^{(k+1)} - 2x_3^{(k)}\right) / 2 \end{cases}$$

 $\mathbf{W} = 1.1$, 迭代可得

$$x^{(1)} = [0.5500, 3.1350, -1.0257]^T$$

$$\vdots$$

$$x^{(7)} = [2.0000, 3.0000, -1.0000]^T$$

如何确定 SOR 的最优松弛因子是一件非常困难的事!

例: (编程实践)

分别用 Jacobi、G-S、SOR($\omega = 1.5$) 迭代解线性方程组

$$\begin{bmatrix} 2 & -1 & & & \\ -1 & \ddots & \ddots & & \\ & \ddots & \ddots & -1 \\ & & -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

取初始向量 $x^{(0)} = [0, 0, 0]^T$ 。

demo63.m

迭代方法的收敛性

- Jacobi 迭代收敛的充要条件 $\rho(J)<1$
- G-S 迭代收敛的充要条件 $\rho(G)$ <1
- SOR 迭代收敛的充要条件 $\rho(L_{\omega})<1$
- Jacobi 迭代收敛的充分条件 ||J|| <1
- G-S 迭代收敛的充分条件 ||G|| < 1
- SOR 迭代收敛的充分条件 $||L_{\omega}|| < 1$
- 对角占优、不可约矩阵
- ■对称正定矩阵

对角占优矩阵

定义:设 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$,若

$$|a_{ii}| \ge \sum_{j=1, j \ne i}^{n} |a_{ij}| \quad (i = 1, 2, ..., n)$$

且至少有一个不等式严格成立,则称A为 弱对角占优; 若所有不等式都严格成立,则称A为 严格对角占优。

可约矩阵与不可约矩阵

定义: $\partial A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 若存在置换矩阵 P 使得

$$P^{T}AP = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ 0 & A_{22} \end{bmatrix}, \qquad A_{11} \in \mathbb{R}^{r \times r}, \ A_{22} \in \mathbb{R}^{(n-r) \times (n-r)} \\ 1 \le r \le n-1$$

则称 A 为 可约矩阵; 否则称为 不可约矩阵 $A = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 3 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 3 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

■ 如果 A 是可约矩阵,则方程组 Ax = b 等价于 $P^TAP = \begin{bmatrix} 3 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$

$$(P^T A P) (P^T x) = P^T b$$

$$\begin{cases} A_{11} y_1 + A_{12} y_2 = f_1 \\ A_{22} y_2 = f_2 \end{cases}$$

即可以把原方程组化成两个低阶的方程组来处理。

可约矩阵的几个简单判别方法

性质:设 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$,若A的所有元素都非零,则A不可约。

性质: 设 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$,且 $n \ge 2$ 。若A可约,则A的零元素个数 大于等于 n-1。

性质: 设 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是三对角矩阵,且三条对角线元素均非零,则A不可约。 $A = \begin{bmatrix} b_1 & c_1 \\ a_1 & \ddots & \ddots \\ & \ddots & \ddots & c_{n-1} \\ & & a_{n-1} & b_n \end{bmatrix}$

$$A = \begin{bmatrix} b_1 & c_1 \\ a_1 & \ddots & \ddots \\ & \ddots & \ddots & \\ & & a_{n-1} & b_n \end{bmatrix}$$

Jacobi、G-S 收敛性

■对角占优情形

定理:若A严格对角占优或不可约弱对角占优,则 Jacobi 迭代和 G-S 迭代均收敛

Jacobi、G-S 收敛性

■对称正定情形

eig函数

定理:设A对称且D正定,则Jacobi 迭代收敛的充要条件是A和 2D-A 都正定。

定理:设A对称且D正定,则G-S 迭代收敛的充要条件是A正定。

20

SOR 收敛性

● SOR 收敛的必要条件

定理: 若 SOR 迭代收敛,则 $0 < \omega < 2$ 。

● SOR 收敛的充分条件

定理: 若A 严格对角占优或不可约弱对角占优,且 $0 < \omega$ ≤ 1 ,则 SOR 迭代收敛。

收敛性小结

A 对称且对角线元素为正,则

(1) Jacobi 迭代收敛 A 正定且 2*D-A*正定

(2) G-S 迭代收敛 A 正定

A 对称正定,则 SOR 迭代收敛 \triangleleft



A 严格对角占优或不可约弱对角占优



> Jacobi 和 Gauss-Seidel 迭代收敛

A 严格对角占优或不可约弱对角占优且 $0 < \omega \le 1$



SOR 迭代收敛

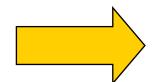
例: 设
$$A = \begin{bmatrix} 1 & a & a \\ a & 1 & a \\ a & a & 1 \end{bmatrix}$$
, 给出 Jacobi 和 G-S 收敛的充要条件

 \mathbf{M} : A 对称,且对角线元素均大于 $\mathbf{0}$,故

- (1) Jacobi 收敛的充要条件是 A 和 2D-A 均正定
- (2) G-S 收敛的充要条件是 A 正定

A 正定
$$\longleftrightarrow$$
 $D_1 = 1 > 0, D_2 = 1 - a^2 > 0, D_3 = (1 - a)^2 (1 + 2a) > 0$
 \longleftrightarrow $-0.5 < a < 1$

2*D*-*A* 正定
$$D_1 = 1 > 0, D_2 = 1 - a^2 > 0, D_3 = (1+a)^2(1-2a) > 0$$
 $0.5 < a < 0.5$



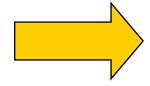
Jacobi 收敛的充要条件是: -0.5 < a < 0.5

G-S 收敛的充要条件是: -0.5<a<1

解法二: Jacobi 的迭代矩阵为
$$J = \begin{bmatrix} 0 & -a & -a \\ -a & 0 & -a \\ -a & -a & 0 \end{bmatrix}$$

设 λ 是 J 的特征值,则由 $det(\lambda I - J) = 0$ 可得

$$(\lambda - a)^2 (\lambda + 2a) = 0$$



Jacobi 收敛的充要条件是 $\rho(J)$ <1 \Leftrightarrow $|\lambda|$ <1, 即 -0.5<a<0.5

补: 算法的实施

停机准则:
$$\frac{\left\|b-Ax^{(k)}\right\|}{\left\|b-Ax^{(0)}\right\|} < \text{tol}$$

算法: Jacobi

(G-S 和 SOR 的实施类似)

- (1) 给定初值 $x^{(0)}$ 和精度要求 tol
- (2) 计算 $r^{(0)} = b Ax^{(0)}$
- (3) $\forall k = 0, 1, 2, ...,$ 计算

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

若
$$\frac{\|b-Ax^{(k)}\|}{\|r^{(0)}\|}$$
 < tol,则输出 $x_* \approx x^{(k+1)}$,停止计算。