# 第3章 线性方程组的数值方法之二 3.5 解线性方程组的迭代法

主讲: 纪庆革副教授

中山大学数据科学与计算机学院

E-Mail: 1024180018@qq.com

直接法 (解在理论上是准确的):

计算时间复杂性 O(n³),存储量为n²量级(实用范围n<400)

对于很大n的矩阵(含有大量0元素)的求解:

用直接法时就会耗费大量的时间和存储单元。

迭代法(速度快):

构造一个等价的方程,

构造一个收敛序列,

序列的极限值就是方程组的根

对方程组 Ax = b 做等价变换 x = Gx + g

如:  $\diamondsuit A = M - N$  ,则

$$Ax = b \Rightarrow (M - N)x = b \Rightarrow Mx = b + Nx \Rightarrow x = M^{-1}Nx + M^{-1}b$$

则,我们可以构造序列  $x^{(k+1)} = G x^{(k)} + g$ 

若 
$$x^{(k)} \rightarrow x^* \Rightarrow x^* = G x^* + g \Rightarrow Ax^* = b$$

同时: 
$$x^{(k+1)} - x^* = Gx^{(k)} - Gx^* = G(x^{(k)} - x^*)$$
  
=  $\cdots$  =  $G^{k+1}(x^{(0)} - x^*)$ 

所以,序列收敛  $\Leftrightarrow G^k \to 0$  与初值的选取无关

定义3.5.1: (收敛矩阵)  $G^k \rightarrow 0$ 

定理:  $G^k \to 0 \Leftrightarrow \rho(G) < 1$ 

矩阵G为收敛矩阵,当且仅当G的谱半径<1

由  $\rho(G) < \|G\|$  知,若有某种范数  $\|G\|_p < 1$  ,则迭代收敛

回顾:

定义: 设 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  的特征值为 $\lambda_i$   $(i = 1, 2, \dots, n)$ ,

称  $\rho(A) = \max_{1 \le i \le n} |\lambda_i|$  为A谱半径。

#### 3.5.1 Jacobi迭代

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + \dots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} x_1 = \frac{-1}{a_{11}} (a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n - b_1) \\ x_2 = \frac{-1}{a_{21}} (a_{21}x_1 + a_{23}x_3 + \dots + a_{1n}x_n - b_2) \\ \vdots \\ x_n = \frac{-1}{a_{nn}} (a_{n1}x_1 + \dots + a_{nn-1}x_{n-1} - b_n) \end{cases}$$

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

## 格式很简单:

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

# Jacobi迭代算法

```
1、输入系数矩阵A和向量b,和误差控制eps
2、x1={0,0,....,0}, x2={1,1,....,1}//赋初值
3, while (\|A*x2-b\|>eps)
      x1=x2;
      for(i=0;i<n;i++) {
         x2[i]=0;
         for(j=0;j<i;j++) {
             x2[i] += A[i][j]*x1[j]
         for(j=i+1;j<n;j++) {
             x2[i] += A[i][j]*x1[j]
         x2[i]=-(x2[i]-b[i])/A[i][i]
```

# • 迭代矩阵

记 
$$A = D - L - U$$

$$D = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 \\ & \ddots \\ 0 & a_{nn} \end{pmatrix}$$

$$U = \begin{pmatrix} 0 & -a_{12} & \cdots & -a_{1n} \\ 0 & \ddots & \vdots \\ & \ddots & & \\ 0 & & 0 \end{pmatrix}$$

## 易知,Jacobi迭代有

$$(D-L-U)x=b$$

$$Dx = (L+U)x + b$$

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

$$G = D^{-1}(L+U) = I - D^{-1}A$$
,  $g = D^{-1}b$ 

### ·收敛条件

迭代格式收敛的充要条件是G的谱半径<1。对于Jacobi 迭代, 我们有一些保证收敛的充分条件

定理: 若A满足下列条件之一,则Jacobi迭代收敛。

- ① A为行对角占优阵  $|a_{ii}| > \sum_{i \in I} |a_{ij}|$
- ② A为列对角占优阵  $|a_{jj}| > \sum_{i \neq j}^{j \neq l} |a_{ij}|$ ③ A满足  $\sum_{i \neq j} \frac{|a_{ij}|}{|a_{ii}|} < 1$

③ A满足 
$$\sum_{i \neq j} \frac{|a_{ij}|}{|a_{ii}|} < 1$$

证明: 
$$G = D^{-1}(L+U)$$

$$\|G\|_{\infty} = \max_{i} \sum_{j \neq i} \left| \frac{a_{ij}}{a_{ii}} \right| < 1 \Leftrightarrow \sum_{j \neq i} \left| a_{ij} \right| < \left| a_{ii} \right|$$

$$\|G\|_{1} = \max_{i} \sum_{j \neq i} \left| \frac{a_{ij}}{a_{ii}} \right| < 1$$

② A为列对角占优阵,则AT为行对角占优阵,有

$$\rho(I-D^{-1}A^T)<1$$

$$\therefore \rho(I - D^{-1}A) = \rho(I - D^{-1}A^{T}) < 1$$

#证毕

#### 3.5.2 Gauss-Seidel迭代

## 在Jacobi迭代中,使用最新计算出的分量值

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

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

## Gauss-Siedel迭代算法:

4、输出解x2

```
1、输入系数矩阵A和向量b,和误差控制eps
2、x2={1,1,....,1} //赋初值
3, while (\|A*x2-b\|>eps)
      for(i=0;i<n;i++) {
         for(j=0;j<i;j++) {
            x2[i] += A[i][j]*x2[j]
         for(j=i+1;j<n;j++) {
            x2[i] += A[i][j]*x2[j]
         x2[i]=-(x2[i]-b[i])/A[i][i]
```

#### • 迭代矩阵

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

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

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

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

$$\therefore G = (D - L)^{-1}U , g = (D - L)^{-1}b$$

$$A = (D-L)-U$$

定义3.5.2.1: 设 
$$A = (a_{ij}) \in R^{n \times n}$$
, 若 
$$|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^{n} |a_{ij}| \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

则称A为严格对角占优矩阵。

定理3.5.2.1: 若A为严格对角占优矩阵,则J法和GS法均收敛。

定理3.5.2.2: 若A为对称正定矩阵,则GS迭代法收敛。

证明: 设G的特征多项式为  $P_s(\lambda)$  ,则

$$P_{s}(\lambda) = |\lambda I - G| = |\lambda I - (D - L)^{-1}U| = |(D - L)^{-1}| \cdot |\lambda(D - L) - U|$$

$$A = D - L - U$$
 为对角占优阵,则  $|\lambda| \ge 1$  时,

$$\lambda(D-L)-U$$
 为对角占优阵

$$\therefore |\lambda(D-L)-U| \neq 0 \quad \mathbb{P} \quad P_s(\lambda) \neq 0$$

$$\therefore |\lambda| < 1$$
 即  $\rho(G) < 1$  #证毕

注: 二种方法都存在收敛性问题。

Gauss-Seidel法收敛时,Jacobi法可能不收敛;

而Jacobi法收敛时, Gauss-Seidel法也可能不收敛。

❖ 定义3.5.2.11: 设 $A = (a_{ij}) \in R^{n \times n} (n \ge 2)$ , 若存在排列阵**P**使

$$P^T A P = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ O & A_{22} \end{bmatrix},$$

其中A11,A22均为阶数不等于0的方阵,则A为可约矩阵,否则为不可约矩阵。

A与排列阵相乘相当于进行行列交换,若要使得PTAP中含有O,则需要原矩阵A中有元素O,

而在矩阵[1-0.5 0.5 与矩阵[1-0.5 0.5 中, 不含有元素0,

-0.5 2 -0.5

-0.5 -0.5 -1]

-0.5 2 -0.5 0.5 - 0.5 - 1

所以A为不可约矩阵。

PTA对A进行了行变换,再乘P对PTA进行了列变换。

❖定理3.5.2.10 (对角占优定理): 若矩阵A严格对角占优,或者是不可约的弱对角占优矩阵,则A非奇异。

- ❖ 定理3.5.2.11: 待求解的线性方程组Ax=b,
- (1) 若矩阵A严格对角占优,或者是不可约的弱对角占优矩阵,则J法和G-S法均收敛;
- (2) 若矩阵A严格对角占优,或者是不可约的弱对角占优矩阵,且松弛因子0<ω<=1,则相应的SOR迭代法收敛。

$$A = \begin{pmatrix} -1 & 8 & 0 \\ -1 & 0 & 9 \\ 9 & -1 & -1 \end{pmatrix}, b = \begin{pmatrix} 7 \\ 8 \\ 7 \end{pmatrix}, x^{(0)} = (0, 0, 0)'$$

## 1、预处理

$$A = \begin{pmatrix} 9 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & 0 \\ -1 & 0 & 9 \end{pmatrix}, b = \begin{pmatrix} 7 \\ 7 \\ 8 \end{pmatrix}$$

2. 格式 
$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{9} (x_2^{(k)} + x_3^{(k)} + 7) \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{8} (x_1^{(k+1)} + 7) \\ x_3^{(k+1)} = \frac{1}{9} (x_1^{(k+1)} + 8) \end{cases}$$

## 3、结果

$$x^{(1)} = (0.7778, 0.9722, 0.9753)'$$

$$x^{(2)} = (0.9942, 0.9993, 0.9994)'$$

$$x^{(3)} = (0.9999, 0.9999, 0.9999)'$$

$$x^{(4)} = (1.0000, 1.0000, 1.0000)'$$

$$A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -2 \end{pmatrix}$$

# 1、Jacobi迭代

$$B = D^{-1}(L+U) = \begin{pmatrix} 0 & 1/2 & -1/2 \\ -1 & 0 & -1 \\ 1/2 & 1/2 & 0 \end{pmatrix}$$

特征值为 
$$|\lambda I - B| = \lambda^3 + \frac{5}{4}\lambda = 0$$

# 2、Gauss-Siedel迭代

$$B = (D-L)^{-1}U = \begin{pmatrix} 0 & 1/2 & -1/2 \\ 0 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & 0 & -1/2 \end{pmatrix}$$

$$\lambda_1 = 0, \lambda_{2,3} = \pm \frac{\sqrt{5}}{2}i$$
 发散

$$\lambda_1 = 0, \lambda_{2,3} = -\frac{1}{2}$$
 收敛

#### 3.5.3 松弛迭代

逐次超松弛迭代法(successive over relation method,简称 SOR方法)是高斯赛德尔方法的一种加速方法,是解大型稀疏矩阵方程组的有效方法之一。

可以看作在前一步上加一个修正量。若在修正量前乘以一个因子 $\omega$ ,有

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \omega \Delta x^{(k)}$$
$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \omega (x^{(k+1)} - x^{(k)})$$

対Gauss-Seidel迭代格式 
$$x^{(k+1)} = D^{-1}(Lx^{(k+1)} + Ux^{(k)} + b)$$

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

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

## 写成分量形式,有

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = (1-\omega)x_1^{(k)} + \omega \frac{-1}{a_{11}} (a_{12}x_2^{(k)} + \dots + a_{1n}x_n^{(k)} - b_1) \\ x_2^{(k+1)} = (1-\omega)x_2^{(k)} - \frac{\omega}{a_{22}} (a_{21}x_1^{(k+1)} + a_{23}x_3^{(k)} + \dots + a_{1n}x_n^{(k)} - b_2) \\ \vdots \\ x_n^{(k+1)} = (1-\omega)x_n^{(k)} + \omega \frac{-1}{a_{nn}} (a_{n1}x_1^{(k+1)} + \dots + a_{nn-1}x_{n-1}^{(k+1)} - b_n) \end{cases}$$

```
松弛迭代算法
```

```
1、输入系数矩阵A、向量b和松弛因子omega,和误差控制eps
2、x2={1,1,....,1} //赋初值
3, while (||A*x2-b|| > eps)
      for(i=0;i<n;i++) {
         temp-0
         for(j=0;j<i;j++) {
            temp += A[i][j]*x2[j]
         for(j=i+1;j<n;j++) {
            temp += A[i][j]*x2[j]
         temp = -(x2[i]-b[i])/A[i][i]
         x2[i] = (1-omega)*x2[i]+omega*temp
```

4、输出解x2

#### • 迭代矩阵

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

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

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

$$\therefore G = (I-\omega D^{-1}L)^{-1}((1-\omega)I + \omega D^{-1}U)$$

$$g = \omega(I-\omega D^{-1}L)^{-1}D^{-1}b$$

定理: 设  $a_{ii} \neq 0, i = 1, 2, \dots, n$ , 且松弛迭代法收敛, 则 $0 < \omega < 2$ 

定理: 设A对称正定,且  $0 < \omega < 2$  ,则松弛迭代法收敛

SOR方法收敛的快慢与松弛因子ω的选择有密切关系.

如何选取最佳松弛因子,即选取 $\omega=\omega^*$ ,使G的谱半径 $\rho(G)$ 达到最小,是一个尚未很好解决的问题.

实际上可采用试算的方法来确定较好的松弛因子.经验上可取1.4<ω<1.6.

当 ω=1 时, SOR迭代法就是Gauss-Seidel迭代法; 当0<ω<1时, SOR迭代法被称为低松弛法; 当1<ω<2时, SOR迭代法被称为超迭代法, 能够加速收敛速度。

注1: 不管是超迭代还是低松弛,通常统称超松弛。

注2: 计算公式简单,程序设计容易,占用计算机内存较少; 但需要较好的加速因子。

定理: 设  $a_{ii} \neq 0, i = 1, 2, \dots, n$ , 且松弛迭代法收敛, 则 $0 < \omega < 2$ 证 设SOR方法收敛, 根据迭代法的充要条件,  $\rho(G)$ <1,所以  $|\det(G)| = |\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n|$ <1  $\overrightarrow{\mathbf{m}} \det(G) = \det[(\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})^{-1} ((1 - \omega)\mathbf{D} + \omega \mathbf{U})]$ = $det[(E-\omega D^{-1}L)^{-1}]det[(1-\omega)E+\omega D^{-1}U)]$  $= \det D^{-1} \det \left[ (1 - \omega) D \right]$  $= \frac{1}{a_{11}} \cdot \frac{1}{a_{22}} \cdot \dots \cdot \frac{1}{a_{nn}} \cdot (1 - \omega)^n a_{11} a_{22} \cdot \dots \cdot a_{nn}$  $=(1-\omega)^n$ 于是  $|1-\omega|<1$ , 或  $0<\omega<2$ 

定理 设A是对称正定矩阵,则解方程组Ax=b的 SOR方法,当 $0<\omega<2$ 时收敛.

Thanks!

本课件是在中国科技大学张瑞老师课件基础上部分修改而成的,在此表示感谢!