



合肥工业大学

HEFEI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

第二章

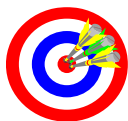
线性方程组的数值解法

(二)



第5节 解方程组的迭代法

/* Iterative Techniques for Solving Linear Systems */



求解 $A\vec{x} = \vec{b}$



思路

将 $A\vec{x} = b$ 等价改写为 $\vec{x} = B\vec{x} + f$ 形式，建立迭代 $\vec{x}^{(k+1)} = B\vec{x}^{(k)} + f$ ，从初始值 $\vec{x}^{(0)}$ 出发，得到序列 $\{\vec{x}^{(k)}\}$



计算精度可控，特别适用于求解系数为大型稀疏矩阵
/* sparse matrices */ 的方程组。



研究内容：

✎ 如何建立迭代格式？

✎ 向量序列的收敛条件？

✎ 收敛速度？

✎ 误差估计？



➤5.1 Jacobi迭代法 /* Jacobi Iterative Method*/

例1 求解方程组

$$\begin{cases} 10x_1 - x_2 - 2x_3 = 7.2 \\ -x_1 + 10x_2 - 2x_3 = 8.3 \\ -x_1 - x_2 + 5x_3 = 4.2 \end{cases}$$

解：我们分别从上面的三个方程中分离出 x_1, x_2, x_3 , 得

$$\begin{cases} x_1 = 0.1x_2 + 0.2x_3 + 0.72 \\ x_2 = 0.1x_1 + 0.2x_3 + 0.83 \\ x_3 = 0.2x_1 + 0.2x_2 + 0.84 \end{cases} \begin{array}{l} \text{据此可建立} \\ \text{迭代公式:} \end{array} \longrightarrow \begin{cases} x_1^{(k+1)} = 0.1x_2^{(k)} + 0.2x_3^{(k)} + 0.72 \\ x_2^{(k+1)} = 0.1x_1^{(k)} + 0.2x_3^{(k)} + 0.83 \\ x_3^{(k+1)} = 0.2x_1^{(k)} + 0.2x_2^{(k)} + 0.84 \end{cases}$$

设取迭代初值 $x_1^0 = x_2^0 = x_3^0 = 0$, 下表记录了迭代结果, 当迭代次数 k 增大时, 迭代值 $x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, x_3^{(k)}$ 会越来越逼近方程组的精确解 $x_1^* = 1.1, x_2^* = 1.2, x_3^* = 1.3$.

0	0.00000	0.00000	0.00000
2	0.97100	1.07000	1.15000
4	1.08535	1.18534	1.28282
6	1.09834	1.19834	1.29504
8	1.09981	1.19941	1.29978
9	1.09994	1.19994	1.29992



Jacobi迭代法的向量形式

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



$$\begin{cases} x_1 = \frac{1}{a_{11}}(-a_{12}x_2 - \dots - a_{1n}x_n + b_1) \\ x_2 = \frac{1}{a_{22}}(-a_{21}x_1 - \dots - a_{2n}x_n + b_2) \\ \dots \dots \dots \dots \\ x_n = \frac{1}{a_{nn}}(-a_{n1}x_1 - \dots - a_{nn-1}x_{n-1} + b_n) \end{cases}$$



定义1 称该迭代格式(1)为
Jacobi迭代法的向量形式



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



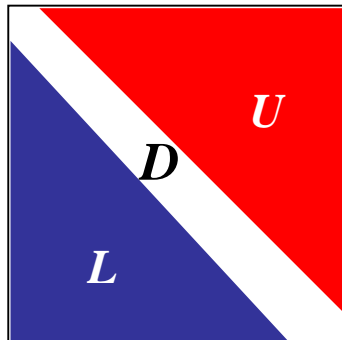
Jacobi迭代法的矩阵形式

写成矩阵形式: $A =$

$$L = \begin{pmatrix} 0 & & 0 \\ a_{21} & \ddots & \\ \cdots & a_{n,n-1} & 0 \end{pmatrix}$$

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

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



$$A\vec{x} = \vec{b} \Leftrightarrow (D + L + U)\vec{x} = \vec{b}$$

$$\Leftrightarrow D\vec{x} = -(L + U)\vec{x} + \vec{b}$$

$$\Leftrightarrow \vec{x} = \underbrace{-D^{-1}(L + U)}_B \vec{x} + \underbrace{D^{-1}\vec{b}}_f$$



$$\vec{x}^{(k+1)} = -D^{-1}(L + U)\vec{x}^{(k)} + D^{-1}\vec{b} \quad (2)$$

定义2 称该迭代格式(2)为
Jacobi迭代法的矩阵形式



➤ 5.2 Gauss-Seidel 迭代法 /*Gauss - Seidel Iterative Method*/

Jacobi迭代的计算一般按 $x_1^{(k+1)}, x_2^{(k+1)}, \dots, x_n^{(k+1)}$ 的次序进行, 注意到计算 $x_i^{(k+1)}$ 时, $x_1^{(k+1)}, x_2^{(k+1)}, \dots, x_{i-1}^{(k+1)}$ 已经算好, 而Jacobi迭代法并不利用这些最新的近似值计算, 而仍用 $x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_{i-1}^{(k)}$ 这启发我们对Jacobi迭代进行修改。

例 对前面所举例子, 作修正得

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = 0.1x_2^{(k)} + 0.2x_3^{(k)} + 0.72 \\ x_2^{(k+1)} = 0.1x_1^{(k+1)} + 0.2x_3^{(k)} + 0.83 \\ x_3^{(k+1)} = 0.2x_1^{(k+1)} + 0.2x_2^{(k+1)} + 0.84 \end{cases}$$

取初值 $x_1^0 = x_2^0 = x_3^0 = 0$, 下表为迭代结果

0	0.00000	0.00000	0.00000
1	0.72000	0.90200	1.16400
2	1.04308	1.16719	1.28205
3	1.09313	1.19947	1.29972
4	1.09913	1.19947	1.29972
5	1.09989	1.19993	1.29996
6	1.09999	1.19999	1.30000



Gauss-Seidel迭代分量形式

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{a_{11}} \left(-a_{12}x_2^{(k)} - a_{13}x_3^{(k)} - a_{14}x_4^{(k)} - \cdots - a_{1n}x_n^{(k)} + b_1 \right) \\ x_2^{(k+1)} = \frac{1}{a_{22}} \left(-\color{red}{a_{21}x_1^{(k+1)}} - a_{23}x_3^{(k)} - a_{24}x_4^{(k)} - \cdots - a_{2n}x_n^{(k)} + b_2 \right) \\ x_3^{(k+1)} = \frac{1}{a_{33}} \left(-\color{red}{a_{31}x_1^{(k+1)}} - \color{red}{a_{32}x_2^{(k+1)}} - a_{34}x_4^{(k)} - \cdots - a_{3n}x_n^{(k)} + b_3 \right) \\ \vdots \\ x_n^{(k+1)} = \frac{1}{a_{nn}} \left(-\color{red}{a_{n1}x_1^{(k+1)}} - \color{red}{a_{n2}x_2^{(k+1)}} - \color{red}{a_{n3}x_3^{(k+1)}} - \cdots - \color{red}{a_{nn-1}x_{n-1}^{(k+1)}} + b_n \right) \end{cases}$$



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

定义3 称该迭代格式为高斯-赛德尔迭代法的公式

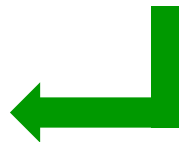


Guass-Seidel迭代的矩阵形式

写成矩阵形式：

$$\begin{aligned} A\vec{x} &= \vec{b} \Leftrightarrow (D + L + U)\vec{x} = \vec{b} \\ \Leftrightarrow D\vec{x} &= -(L + U)\vec{x} + \vec{b} \\ \Rightarrow D\vec{x}^{(k+1)} &= -(L\vec{x}^{(k+1)} + U\vec{x}^{(k)}) + \vec{b} \\ \Leftrightarrow (D + L)\vec{x}^{(k+1)} &= -U\vec{x}^{(k)} + \vec{b} \\ \Leftrightarrow \vec{x}^{(k+1)} &= \underbrace{-(D + L)^{-1}U\vec{x}^{(k)}}_{\vec{B}} + \underbrace{(D + L)^{-1}\vec{b}}_{\vec{f}} \end{aligned}$$

定义4 称该迭代格式为高斯-赛德尔迭代法的矩阵形式





➤ 5.3 逐次松弛(*SOR*)迭代法 /* Successive Over Relaxation Method */



*SOR*迭代的向量形式

*SOR*是Gauss – Seidel迭代法的一种加速方法，是解大型稀疏矩阵方程组的有效方法之一。它具有计算公式简单、程序设计容易、占用计算机内存较少等优点，但需要选择好的加速因子（最佳松弛因子）。

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

取 $x_i^{(k+1)}$, $x_i^{(k)}$ 加权平均得新的 $x_i^{(k+1)}$ ，即 $x_i^{(k+1)} = (1 - \omega)x_i^{(k)} + \omega x_i^{(k+1)}$ ，故

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

定义5 称该迭代格式为*SOR*迭代法的向量形式， ω 称为松弛因子。



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

注1. $0 < \omega < 1$ 时, SOR 迭代为低松弛迭代, 当G-S迭代发散时, 使之收敛。

$\omega > 1$ 时, 称之为超松弛迭代, 当G-S迭代收敛时, 使之加速收敛。

注2. $\omega = 1$ 时, SOR 迭代即Gauss-Seidel迭代。



SOR 迭代的矩阵形式

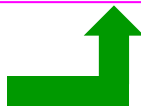
$$\vec{x}^{(k+1)} = (1 - \omega)\vec{x}^{(k)} + \omega D^{-1}(\vec{b} - L\vec{x}^{(k+1)} - U\vec{x}^{(k)})$$

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

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

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

定义6 称该迭代格式为 SOR 矩阵形式





第6节 迭代法的收敛性



思路

将 $A\vec{x} = b$ 等价改写为 $\vec{x} = B\vec{x} + f$ 形式, 建立迭代 $\vec{x}^{(k+1)} = B\vec{x}^{(k)} + f$, 从初始值 $\vec{x}^{(0)}$ 出发, 得到序列 $\{\vec{x}^{(k)}\} \xrightarrow{?} \text{解 } \vec{x}^*$

定理1 设线性方程组由迭代 $\vec{x}^{(k+1)} = B\vec{x}^{(k)} + f$ 产生的序列 $\{\vec{x}^{(k+1)}\}$ 收敛到惟一解的**充分必要条件**是迭代矩阵 B 的谱半径 $\rho(B) < 1$. ◆ 【称 $R(B) = -\ln(\rho(B))$ 为迭代法的收敛速度】

证:
$$\begin{cases} \vec{x}^* = B\vec{x}^* + f \\ \vec{x}^{(k+1)} = B\vec{x}^{(k)} + f \end{cases} \Rightarrow \vec{x}^{(k+1)} - \vec{x}^* = B(\vec{x}^{(k)} - \vec{x}^*) = \dots = B^{k+1}(\vec{x}_0 - \vec{x}^*).$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (\vec{x}^{(k+1)} - \vec{x}^*) = 0 \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} B^{k+1} = 0 \Leftrightarrow \rho(B) < 1.$$



例1: 已知方程组 $\begin{bmatrix} 1 & -2 \\ -0.32 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}$, 考察解此方程组的 *Jacobi* 迭代法是否收敛, 它的收敛速度为多少。

解: 方程组的 *Jacobi* 迭代阵 $B = -D^{-1}(L + U)$

$$= -\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 0 & -2 \\ -0.32 & 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 2 \\ 0.32 & 0 \end{bmatrix}$$

$$|\lambda I - B| = \begin{vmatrix} \lambda & -2 \\ -0.32 & \lambda \end{vmatrix} = 0 \quad \longrightarrow \quad \lambda_1 = -0.8, \lambda_2 = 0.8$$

因 $\rho(B) = 0.8$, 故方程组的 *Jacobi* 迭代收敛。

其渐近收敛速度 $R(B) = -\ln \rho(B) = -\ln 0.8 = 0.223$



例2: 已知方程组
$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 - 2x_3 = 1 \\ x_1 + x_2 + x_3 = 1 \\ 2x_1 + 2x_2 + x_3 = 1 \end{cases}$$
, 分别判断用Jacobi迭代法和Gauss-

Seidel迭代法解下列方程组, 并判断收敛性。P91 Ex15.

解: Jacobi迭代格式
$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = -2x_2^{(k)} + 2x_3^{(k)} + 1 \\ x_2^{(k+1)} = -x_1^{(k)} - x_3^{(k)} + 1 \\ x_3^{(k+1)} = -2x_1^{(k)} - 2x_2^{(k)} + 1 \end{cases}$$

Gauss-Seidel迭代格式
$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = -2x_2^{(k)} + 2x_3^{(k)} + 1 \\ x_2^{(k+1)} = -x_1^{(k+1)} - x_3^{(k)} + 1 \\ x_3^{(k+1)} = -2x_1^{(k+1)} - 2x_2^{(k+1)} + 1 \end{cases}$$



方程组的Jacobi迭代矩阵 $B_J = -D^{-1}(L + U) = \begin{pmatrix} 0 & -2 & 2 \\ -1 & 0 & -1 \\ -2 & -2 & 0 \end{pmatrix}$

$|\lambda I - B_J| = \lambda^3 = 0 \Rightarrow \lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0$, 所以 $\rho(B_J) = 0 < 1$, 格式收敛.

Gauss-Seidel迭代矩阵 $B_G = -(D + L)^{-1}U = \begin{pmatrix} 0 & -2 & 2 \\ 0 & 2 & -3 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$

易知 $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = \lambda_3 = 2$, 所以 $\rho(B_G) = 2 > 1$, 格式发散.



定理2 (充分条件) 如果矩阵的某种范数 $\|B\| = q < 1$, 则迭代收敛, 且有下列误差估计:

$$(1) \|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k+1)}\| \leq \frac{q}{1-q} \|\bar{x}^{(k+1)} - \bar{x}^{(k)}\| \quad \text{停机准则}$$

$$(2) \|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k+1)}\| \leq \frac{q^{k+1}}{1-q} \|\bar{x}^{(1)} - \bar{x}_0\| \quad \text{误差表达式及收敛速度}$$

证明: 因为 $\rho(B) \leq \|B\|$, 所以由定理1可知, 该迭代格式收敛.

$$(1) \quad \bar{x}^* - \bar{x}^{(k+1)} = B(\bar{x}^* - \bar{x}^{(k)}) = B(\bar{x}^* - \bar{x}^{(k+1)} + \bar{x}^{(k+1)} - \bar{x}^{(k)})$$

$$\therefore \|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k+1)}\| \leq \|B\| \cdot (\|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k+1)}\| + \|\bar{x}^{(k+1)} - \bar{x}^{(k)}\|)$$

$$\text{故: } \|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k+1)}\| \leq \frac{\|B\|}{1-\|B\|} \|\bar{x}^{(k+1)} - \bar{x}^{(k)}\| = \frac{q}{1-q} \|\bar{x}^{(k+1)} - \bar{x}^{(k)}\|。$$



$$(2) \|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k+1)}\| \leq \frac{q^{k+1}}{1-q} \|\bar{x}^{(1)} - \bar{x}_0\|$$

证明 (2) $\bar{x}^{(k+1)} - \bar{x}^{(k)} = B(\bar{x}^{(k)} - \bar{x}^{(k-1)}) = \dots = B^k(\bar{x}^{(1)} - \bar{x}_0)$

$$\therefore \|\bar{x}^{(k+1)} - \bar{x}^{(k)}\| \leq \|B\|^k \cdot \|\bar{x}^{(1)} - \bar{x}_0\|$$

$$\begin{aligned} \|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k+1)}\| &\leq \frac{\|B\|}{1 - \|B\|} \|\bar{x}^{(k+1)} - \bar{x}^{(k)}\| \leq \frac{\|B\|^{k+1}}{1 - \|B\|} \|\bar{x}^{(1)} - \bar{x}_0\|. \\ &= \frac{q^{k+1}}{1-q} \|\bar{x}^{(1)} - \bar{x}_0\|. \end{aligned}$$

注1. 迭代矩阵的特征值易算时，利用谱半径判断收敛性；

注2. 迭代矩阵的特征值不易计算时，利用矩阵 $\|B\|_1$ 或 $\|B\|_\infty$ 判断；

注3. $\|B\|_1$ 或 $\|B\|_\infty$ 越小，收敛速度越快。



例3: 已知方程组
$$\begin{cases} -4x_1 + x_2 + 2x_3 = 2 \\ 2x_1 + 5x_2 - x_3 = 0 \\ 3x_1 - 2x_2 + 6x_3 = -1 \end{cases}$$
, 分别判断用Jacobi迭代法和Gauss-

Seidel迭代法解下列方程组, 并判断收敛性, 比较收敛速度, 若收敛的精度要达到 10^{-4} , 初始值为 $\{0, 0, 0\}$ 时, 采用G-S方法, 至少要迭代多少步。P91 Ex16.

解: Jacobi迭代格式
$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{4}x_2^{(k)} + \frac{1}{2}x_3^{(k)} - \frac{1}{2} \\ x_2^{(k+1)} = -\frac{2}{5}x_1^{(k)} + \frac{1}{5}x_3^{(k)} \\ x_3^{(k+1)} = -\frac{1}{2}x_1^{(k)} + \frac{1}{3}x_2^{(k)} + \frac{1}{6} \end{cases}$$

Gauss-Seidel迭代格式
$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{4}x_2^{(k)} + \frac{1}{2}x_3^{(k)} - \frac{1}{2} \\ x_2^{(k+1)} = -\frac{2}{5}x_1^{(k+1)} + \frac{1}{5}x_3^{(k)} \\ x_3^{(k+1)} = -\frac{1}{2}x_1^{(k+1)} + \frac{1}{3}x_2^{(k+1)} - \frac{1}{6} \end{cases}$$



方程组的Jacobi迭代矩阵 $B_J = -D^{-1}(L + U) = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{4} & \frac{1}{2} \\ -\frac{2}{5} & 0 & \frac{1}{5} \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{3} & 0 \end{pmatrix}$

$$\|B_J\|_1 = \max \left\{ \frac{2}{5} + \frac{1}{2}, \frac{1}{4} + \frac{1}{3}, \frac{1}{2} + \frac{1}{5} \right\} = \frac{9}{10} < 1, \text{所以格式收敛.}$$

Gauss-Seidel迭代矩阵 $B_G = -(D + L)^{-1}U = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{4} & \frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{1}{10} & 0 \\ 0 & -\frac{19}{120} & -\frac{1}{4} \end{pmatrix}$

$$\|B_G\|_1 = \max \left\{ 0, \frac{61}{120}, \frac{3}{4} \right\} = 0.75 < 1, \text{所以格式收敛.}$$

因为 $0.75 < 0.9$, 所以Gauss-Seidel收敛速度比Jacobi迭代法快。



(4) 因为初始值为 $\{0, 0, 0\}$, 代入G-S迭代公式

$$\text{Gauss-Seidel迭代格式} \begin{cases} x_1^{(k+1)} = \frac{1}{4}x_2^{(k)} + \frac{1}{2}x_3^{(k)} - \frac{1}{2} \\ x_2^{(k+1)} = -\frac{2}{5}x_1^{(k+1)} + \frac{1}{5}x_3^{(k)} \\ x_3^{(k+1)} = -\frac{1}{2}x_1^{(k+1)} + \frac{1}{3}x_2^{(k+1)} - \frac{1}{6} \end{cases}$$

$$x^{(1)} = \{-\frac{1}{2}, \frac{2}{5}, \frac{13}{60}\}, \text{ 且 } \|x^{(1)} - x^0\|_1 = \sum_{i=1}^3 (\frac{1}{2} + \frac{2}{5} + \frac{13}{60}) = \frac{67}{60}$$

$$\|\vec{x}^* - \vec{x}^{(k+1)}\| \leq \frac{q^{k+1}}{1-q} \|\vec{x}^{(1)} - \vec{x}_0\| = \frac{(3/4)^{k+1}}{1-3/4} \times \frac{67}{60} < 10^{-4}$$

即 $(3/4)^{k+1} < \frac{15}{67} \times 10^{-4}$, 解得 $k+1 > 37.21$, 故最少需要38次.



➤ 一些特殊方程组的迭代法收敛性判别

定理3 若矩阵 A 是**严格对角占优**，则Jacobi和Gauss-Seidel迭代均收敛。

如例3，严格对角占优，所以两种迭代法都是收敛的。

定理4 若矩阵 A 中 $a_{ii} \neq 0$ ，则SOR迭代法收敛的必要条件是

$$0 < \omega < 2.$$

定理5 若 A 为**正定矩阵**，且 $0 < \omega < 2$ ，则SOR迭代法收敛。



定理6 若矩阵 A 为**正定的三对角矩阵**，则Jacobi迭代和G-S迭代的迭代矩阵的谱半径满足 $\rho(B_G) = \rho^2(B_J) < 1$ ，且SOR迭代有最优松弛因子 $\omega = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - \rho^2(B_J)}}$ ，并 $\rho(B_\omega) = \omega - 1$ 。

例3: 已知方程组
$$\begin{cases} -4x_1 + x_2 + 2x_3 = 2 \\ 2x_1 + 5x_2 - x_3 = 0 \\ 3x_1 - 2x_2 + 6x_3 = -1 \end{cases}$$
，求SOR迭代法的最佳松弛因子。

解: *Jacobi*迭代矩阵 $B_J = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{4} & \frac{1}{2} \\ -\frac{2}{5} & 0 & \frac{1}{5} \\ -\frac{1}{2} & \frac{1}{3} & 0 \end{pmatrix}$

$$\rho(B_J) = 0.2605$$
$$\omega = \frac{2}{1 + \sqrt{1 - \rho^2(B_J)}} = 1.0176$$



第7节 方程组的性态和误差分析

定义1. 若方程组 $Ax = b$ ，由 A 或 b 的微小误差引起方程组解的很大误差，称该方程组是**病态的**，否则称为**良态的**。矩阵 A 也称为病态矩阵或良态矩阵。

定义2. 设方阵 A 是非奇异矩阵，称

$$\text{cond}(A)_v = \|A\|_v \cdot \|A^{-1}\|_v$$

为方阵 A 关于范数 v 的条件数。

定理1 若 $\text{cond}(A)_v$ 接近1，则 A 为良态矩阵；

若 $\text{cond}(A)_v \gg 1$ ，则 A 为病态矩阵。



例4. 设 $A = \begin{pmatrix} -2 & 3 \\ 4 & -5 \end{pmatrix}$, 求 $\|A\|_1$, $cond(A)_1$

解 $\|A\|_1 = \max\{|-2| + |4|, |3| + |-5|\} = 8$

$$A^{-1} = -\frac{1}{2} \begin{pmatrix} -5 & -3 \\ -4 & -2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{5}{2} & \frac{3}{2} \\ 2 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\|A^{-1}\|_1 = \max\left\{\left|\frac{5}{2}\right| + |2|, \left|\frac{3}{2}\right| + |1|\right\} = \frac{9}{2},$$

$$cond(A)_1 = 8 \times \frac{9}{2} = 36.$$