§ 6 解线性方程组的迭代法

/* Iterative Techniques for Solving Linear Systems */



求解 $A\bar{x}=\bar{b}$



思 将 $A\bar{x} = \bar{b}$ 等价改写为 $\bar{x} = B\bar{x} + \bar{f}$ 形式,建路 立迭代 $\bar{x}^{(k+1)} = B\bar{x}^{(k)} + \bar{f}$ 。从初值 $\bar{x}^{(k)}$ 出发,得到序列 $\{\bar{x}^{(k)}\}$ 。

称B为迭代矩阵



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。

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?

🦥 Jacobi 法和 Gauss - Seidel 法

/* Jacobi & Gauss-Seidel Iterative Methods */

Jacobi Iterative Method

先看一个例子

例: 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 $x_1 x_2 x_3$

$$x_1 = 0.1x_2 + 0.2x_3 + 0.72$$
 据此可建立
$$x_2 = 0.1x_1 + 0.2x_3 + 0.83$$
 迭代公式:
$$x_3 = 0.2x_1 + 0.2x_2 + 0.84$$

$$x_3 = 0.2x_1 + 0.2x_2 + 0.84$$

$$x_4 = 0.1x_2^{(k+1)} = 0.1x_2^{(k)} + 0.2x_3^{(k)} + 0.83$$

$$x_5 = 0.2x_1^{(k+1)} = 0.2x_1^{(k)} + 0.2x_2^{(k)} + 0.84$$

§ 6 Jacobi & Gauss-Seidel Iterative Methods

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 地 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 $x_1^* = 1.1, x_2^* = 1.2, x_3^* = 1.3$

| ,, | _,,,, | H WANT I | | |
|----|-------|-------------|--------------------------|-------------|
| | k | $x_1^{(k)}$ | $\boldsymbol{x_2^{(k)}}$ | $x_3^{(k)}$ |
| | 0 | 0.00000 | 0 00000 | 0 00000 |
| | 1 | 0~ 这个 | 简单的例子告诉我们, | 解线性方程组 |
| | 2 | 的迭代法 | ,其基本思想是将联立 | 立方程组的求解 |
| | 3 | | 复计算一组彼此独立的 | 的线性表达式, |
| | 4 | 1. 以这就使问 | 题得到了简化。 | |
| | 5 | 1. ^ | 1. 19010 | 1. 29414 |
| | 6 | . บษ834 | 1. 19834 | 1. 29504 |
| | 7 | 1. 09944 | 1. 19981 | 1. 29934 |
| | | 1. 09981 | 1. 19941 | 1. 29978 |
| | 9 | 1. 09994 | 1. 19994 | 1. 29992 |
| | | | | |



> Jacobi 迭代分量形式:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \dots \dots \dots \dots \dots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \dots + a_{nn}x_n = b_n \\ a_{ii} \neq 0 \end{cases} x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} (b_i - \sum_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^n a_{ij}x_j^{(k)})$$

$$x_{i}^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} (b_{i} - \sum_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^{n} a_{ij} x_{j}^{(k)})$$

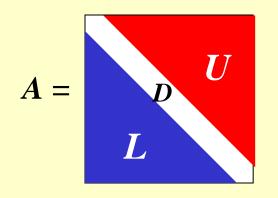
$$i = 1, 2, \dots, n$$

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



Jacobi 迭代的矩阵形式

写成矩阵形式:



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

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

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

$$\vec{f}$$

Jacobi 迭代阵

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

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

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

Gauss - Seidel Iterative Method

Jacobi 迭代的计算一般接 $x_1^{(k+1)}$, $x_2^{(k+1)}$,…, $x_n^{(k+1)}$ 的次序进行,注意到计算 $x_i^{(k+1)}$ 时, $x_1^{(k+1)}$ 中, $x_1^{(k+1)}$ 中, $x_{i-1}^{(k+1)}$ 中,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 $x_1^{(k)}$,…, $x_{i-1}^{(k)}$,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

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = 0.1x_2^{(k)} + 0.2x_3^{(k)} + .72 \\ x_2^{(k+1)} = 0.1x_1^{(k+1)} + 0.2x_3^{(k)} + 0.83 \\ x_3^{(k+1)} = 0.2x_1^{(k+1)} + 0.2x_2^{(k+1)} + 0.84 \end{cases}$$

Jacobi & Gauss-Seidel Iterative Methods

仍取初值 $x_1^{(0)} = x_2^{(0)} = x_3^{(0)} = 0$,按上式的计算结果见下表,与前面的表的计算结果比较,本公式的效果明显比前面的要好。

| k | $x_1^{(k)}$ | $x_2^{(k)}$ | $x_3^{(k)}$ |
|---|-------------|-------------|-------------|
| 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 Iterative Method



Gauss-Seidel迭代分量形式

$$x_1^{(k+1)} = \frac{1}{a_{11}} (-a_{12}x^{(k)} - c_{13}x^{(k)} - c_{14}x^{(k)})$$
 充分利用新值建立起来的公 $x_2^{(k+1)} = \frac{1}{a_{22}}$ 式称作高斯-塞德尔(Gauss- $x_1^{(k)} + b_2$)公式 $x_3^{(k+1)} = \frac{1}{a_{33}} (-a_{31}x_1 - a_{32}x_2 - a_{32}x_3^{(k+1)} - a_{n2}x_2^{(k+1)} - a_{n3}x_3^{(k+1)} - \cdots - a_{nn-1}x_{n-1}^{(k+1)}$

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

$$i=1,2,\cdots,n$$

❤ Guass-Seidel迭代的矩阵形式

A mathematician abo

p.204 #19 给出了例子。 " He made a 收敛性分析将在后面讨论。 in a good direct. out that it is very diff

make good mistakes. "

注: 二种方法型 不在收敛性问题。

有例子表明: 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。

§ 7 迭代法的收敛性 /* Convergence of Iterative methods */

$$\vec{x}^{(k+1)} = B\vec{x}^{(k)} + \vec{f}$$
的收敛条件

$$\underline{\vec{e}^{(k+1)}} = \vec{x}^{(k+1)} - \vec{x} * = (B\vec{x}^{(k)} + \vec{f}) - (B\vec{x} * + \vec{f}) = B(\vec{x}^{(k)} - \vec{x} *) = \underline{B\vec{e}^{(k)}}$$

$$\overrightarrow{e}^{(k)} = B^k \overrightarrow{e}^{(0)}$$

定理 设 $\bar{x} = B\bar{x} + \bar{f}$ 存在唯一解,则从任意 $\bar{x}^{(0)}$ 出发, 迭代 $\bar{x}^{(k+1)} = B\bar{x}^{(k)} + \bar{f}$ 收敛 \Leftrightarrow $B^k \to 0$

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

定理 (迭代法基本定理)设有方程组 $\bar{x} = B\bar{x} + f$ 对于

任意初始向量 $\bar{x}^{(0)}$ 及任意f,解此方程组的迭代(即 $\bar{x}^{(k+1)} = B\bar{x}^{(k)} + \bar{f}$ 法)收敛的充要条件是 $\rho(B) < 1$ 。

$$B^k \to 0 \iff \rho(B) < 1$$

证明: "⇒" 若 λ 是 B 的eigenvalue, 则 λ^k 是 B^k 的eigenvalue。 则 $[\rho(B)]^k = [\max |\lambda|]^k = |\lambda_m^k| \le \rho(B^k) \le |B^k| \to 0$ ⇒ $\rho(B) < 1$

"⇐" 首先需要一个引理 /* Lemma */

对任意 $\varepsilon > 0$, 存在算子范数 $\|\cdot\|$ 使得 $\|A\| \le \rho(A) + \varepsilon$ 。

由 $\rho(B) < 1$ 可知存在算子范数||·|| 使得 ||B|| < 1。 || B^k || $\le ||B||^k \to 0$ as $k \to \infty \iff B^k \to 0$

定理 (迭代法基本定理)设有方程组 $\bar{x} = B\bar{x} + f$ 对于

任意初始向量 $\bar{x}^{(0)}$ 及任意 f ,解此方程组的迭代(即 $\bar{x}^{(k+1)} = B\bar{x}^{(k)} + \bar{f}$ 法)收敛的充要条件是 $\rho(B) < 1$ 。

注意到

$$\vec{e}^{(k+1)} = \vec{x}^{(k+1)} - \vec{x} * = B(\vec{x}^{(k)} - \vec{x} *) = B\vec{e}^{(k)} = B^{k+1}\vec{e}^{(0)}$$

$$||\vec{e}^{k}|| = ||B^{k}\vec{e}^{(0)}|| \le ||B^{k}||||\vec{e}^{(0)}|| \le ||B||^{k} ||\vec{e}^{(0)}||, ||\vec{e}^{k}|| \approx (\rho(B))^{k} ||\vec{e}^{(0)}||.$$

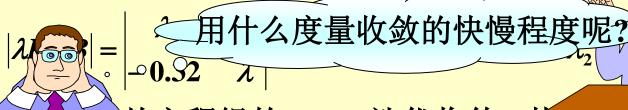


称 $R(B) = -\ln o(R)$ 为读件》

東度。

例・表示k 次迭代后误差的乘数,若要求k 次迭代后误差不超过初始误差的 10^{-t} 倍,即 $(\rho(B))^k \le 10^{-t}$ 则迭代 次数需满足的Jacobiz $k \ge t \ln 10$ ($-\ln \rho(B)$)

解: 方程组的Jacobi 迭代件 2- 0.32 0



$$K(B) = -\ln \rho(B) = -\ln 0.8 = 0.223$$

定理 (充分条件) 若存在一个矩阵范数使得 ||B|| = q < 1, 则迭代收敛,且有下列误差估计:

②
$$||\bar{x}*-\bar{x}^{(k)}|| \le \frac{q^k}{1-q} ||\bar{x}^{(1)}-\bar{x}^{(0)}||$$
 故收敛性得证。

证明: ①
$$\vec{x} * -\vec{x}^{(k)} = B(\vec{x} * -\vec{x}^{(k-1)})$$

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

$$\Rightarrow ||\vec{x} * -\vec{x}^{(k)}|| \le q(||\vec{x} * -\vec{x}^{(k)}|| + ||\vec{x}^{(k)} - \vec{x}^{(k-1)}||) \checkmark$$

设
$$A = (a_{ij})_{n \times n} \in \mathbb{R}^{n \times n}$$
,满足 $|a_{ii}| \ge \sum_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^{n} |a_{ij}|$, $i = 1, 2, \dots, n$

定义 设 $A = (a_{ij})_{n \times n} \in R^{n \times n}$,满足 $|a_{ii}| \ge \sum_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^n |a_{ij}|$, $i = 1, 2, \cdots, n$ 且至少有一个i值,使得 $|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^n |a_{ij}|$ 成立,则称A为对角占优矩阵;若 $|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1 \ j \neq i}}^n |a_{ij}|$, $i = 1, 2, \cdots, n$

则称A为严格对角占优矩阵。

严格对角占优:

$$n = 3: A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{array}{c} |a_{11}| > |a_{12}| + |a_{13}| \\ |a_{22}| > |a_{21}| + |a_{23}| \\ |a_{31}| > |a_{31}| + |a_{32}| \end{bmatrix}$$

一般:
$$|a_{ii}| > \sum_{\substack{j=1 \ i \neq i}}^{n} |a_{ij}|, i = 1, 2, \dots, n$$

定理

(充分条件) 若A 为严格对角占优阵 /* strictly

diagonally dominant matrix */ 则解 $A\bar{x} = \bar{b}$ 的Jacobi 和 Gauss - Seidel 迭代均收敛。

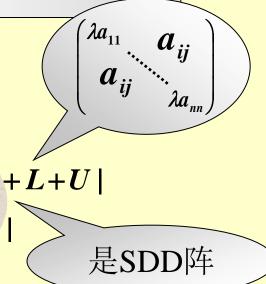
证明:我们需要对 Jacobi 迭代和 Gauss-Seidel迭代分别证明:任何一个 $|\lambda| \ge 1$ 都不可能是对应迭代阵的特征根,即 $|\lambda I - B| \ne 0$ 。

首指語 BD 作,理以 $a_{ii} \neq 0$ 。

Jacobi: $B_L = -D^{-1}(L + U)$

关于Gauss-Seidel迭代的证明 与此类似。

Jacobi收敛的另一种证法见教材p199.



回顾

$$AX = b \xrightarrow{\text{$ \oplus \text{$ \cap \oplus \mathbb{N} $} \\ X = BX + f }} X$$

$$X^{(k+1)} = BX^{(k)} + f, k = 0,1,2,\dots$$
$$X^{(0)} = 初始向量 \tag{1}$$

$$X^{(k)} = \begin{bmatrix} x_1^{(k)} \\ x_2^{(k)} \\ \vdots \\ x_n^{(k)} \end{bmatrix}, k = 0,1,2,\dots X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} B = -(L+D)^{-1}U \\ f = (L+D)^{-1}b \end{bmatrix}$$

$$(L+D+U)X=b$$

Jacobi:

$$\begin{cases} B = -D^{-1}(L+U) \\ f = D^{-1}b \end{cases}$$

G-S:

$$\begin{cases}
B = -(L+D)^{-1}U \\
f = (L+D)^{-1}b
\end{cases}$$

 $\rho(B)$:矩阵B的绝对值最大特征值。

B的特征值:
$$\lambda_i$$
, $i = 1,2,\dots,n$ 则 $\rho(B) = \max_{1 \le i \le n} |\lambda_i|$

定理1(基本定理) 对任何 $X^{(0)}$ 和 f, 迭代(1)收敛的充要条件是



定义 称 $R(B) = -\ln \rho(B)$ 为迭代法的收敛速度。

定理2(充分) 如果 $||B||_{r} < 1$ 则迭代(1)收敛, r为任一种范数。

定理3(充分) 对 AX = b,如果 A 严格对角占优,则相应 Jacobi、G-S读代均收敛。

严格对角占优:

$$n = 3: A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{array}{c} |a_{11}| > |a_{12}| + |a_{13}| \\ |a_{22}| > |a_{21}| + |a_{23}| \\ |a_{31}| > |a_{32}| + |a_{32}| \\ \end{array}$$

$$|a_{ii}| > \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}|, i = 1, 2, \dots, n$$

实际使用:

易

定理3:验证系数矩阵是否对角占优? 充分条件

定理2: 求迭代矩阵B, 验证 $|B|_{r} < 1$? 充分条件

定理1: 求迭代矩阵B, 求B的特征值, 验证 $\rho(B) < 1$?

下面讲例子

例 给定线性方程组

$$\begin{cases} 10x_1 + 3x_3 - 5x_4 = -5 \\ x_1 + 8x_2 - 4x_3 = 10 \\ 3x_1 + 3x_2 - 12x_3 + x_4 = 20 \\ x_1 - 2x_2 + 3x_3 + 7x_4 = 15 \end{cases}$$

- 1. 分别写出Jacobi及G-S迭格式;
- 2. 考察收敛性。

解: 1. Jacobi迭代, G-S迭代

2. 因 |10|>|3|+|-5| |8|>|1|+|-4| |-12|>|3|+|3|+|1| |7|>|1|+|-2|+|3|

系数矩阵对角占优,

故上述Jacobi、G-S迭代均收敛。



例 设有方程组 X = BX + f

其中
$$B = \begin{pmatrix} 0.9 & 0 \\ 0.3 & 0.8 \end{pmatrix}, f = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix},$$

讨论用迭代法求解 $X^{(k+1)} = BX^{(k)} + f$ 的收敛性。

解

$$\|B\|_{1} = 1.2, \|B\|_{2} = 1.021, \|B\|_{\infty} = 1.1$$

但迭代阵的谱半径 $\rho(B) = 0.9$, 故其迭代法收敛。

例 考察用Jacobi方法解方程组

$$\begin{cases} 8x_1 - 3x_2 + 2x_3 = 20 \\ 4x_1 + 11x_2 - x_3 = 33 \\ 6x_1 + 3x_2 + 12x_3 = 36 \end{cases}$$

的收敛性。

解 Jacobi迭代矩阵为
$$B_J = -\begin{bmatrix} 0 & -\frac{3}{8} & \frac{2}{8} \\ \frac{4}{11} & 0 & -\frac{1}{11} \\ \frac{6}{12} & \frac{3}{12} & 0 \end{bmatrix}$$

因
$$\|B_J\|_{\infty} = \max\{\frac{5}{8}, \frac{5}{11}, \frac{9}{12}\} < 1$$
故其Jacobi 迭代收敛。

方程组 AX = b 的系数矩阵为 $\begin{bmatrix} \alpha & 5 & 0 \\ 1 & \alpha & 2 \\ 0 & 2 & \alpha \end{bmatrix}$

问 α 取什么值时, Jacobi迭代收敛。

解:
$$B = -D^{-1}(L+U) = -\begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\alpha} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\alpha} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 5 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \\ 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{5}{\alpha} & 0 \\ -\frac{1}{\alpha} & 0 & -\frac{2}{\alpha} \\ 0 & -\frac{2}{\alpha} & 0 \end{bmatrix}$$

$$|\lambda I - B| = \begin{vmatrix} \lambda & \frac{5}{\alpha} & 0 \\ \frac{1}{\alpha} & \lambda & \frac{2}{\alpha} \\ 0 & \frac{2}{\alpha} & \lambda \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{2}{\alpha} \\ \frac{2}{\alpha} & \lambda \end{vmatrix} - \frac{5}{2} \begin{vmatrix} \frac{1}{\alpha} & \frac{2}{\alpha} \\ 0 & \lambda \end{vmatrix}$$

$$|\lambda I - B| = \begin{vmatrix} \lambda & \frac{5}{\alpha} & 0 \\ \frac{1}{\alpha} & \lambda & \frac{2}{\alpha} \\ 0 & \frac{2}{\alpha} & \lambda \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{2}{\alpha} \\ \frac{2}{\alpha} & \lambda \end{vmatrix} - \frac{5}{2} \begin{vmatrix} \frac{1}{\alpha} & \frac{2}{\alpha} \\ 0 & \lambda \end{vmatrix}$$

$$|\lambda I - B| = \begin{vmatrix} \lambda & \frac{5}{\alpha} & 0 \\ 0 & \frac{2}{\alpha} & \lambda \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{2}{\alpha} \\ 0 & \lambda \end{vmatrix} - \frac{5}{2} \begin{vmatrix} \frac{1}{\alpha} & \frac{2}{\alpha} \\ 0 & \lambda \end{vmatrix}$$

$$|\lambda I - B| = \begin{vmatrix} \lambda & \frac{5}{\alpha} & \lambda & \frac{2}{\alpha} \\ 0 & \frac{2}{\alpha} & \lambda \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{5}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{9\lambda}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} \\ 0 & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha} & \frac{3}{\alpha}$$

$$|\lambda I - B| = \begin{vmatrix} \lambda & \alpha & 0 \\ \frac{1}{\alpha} & \lambda & \frac{2}{\alpha} \\ 0 & \frac{2}{\alpha} & \lambda \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \lambda \\ \frac{2}{\alpha} \end{vmatrix}$$

$$=\lambda(\lambda^{2}-\frac{4}{\alpha^{2}})-\frac{5\lambda}{\alpha^{2}}=\lambda^{3}-\frac{4\lambda}{\alpha^{2}}-\frac{5\lambda}{\alpha^{2}}=\lambda^{3}-\frac{9\lambda}{\alpha^{2}}=\lambda(\lambda^{2}-\frac{9}{\alpha^{2}})$$

得
$$\lambda_1 = 0, \lambda_{1,2} = \pm \frac{3}{\alpha}$$
,由 $\left| \frac{3}{\alpha} \right| < 1$,得 $-1 < \frac{3}{\alpha} < 1$

故当 $\alpha > 3$ 或 $\alpha < -3$ 时, Jacobi迭代收敛。