

第六章 解线性方程组的迭代法

**/*Chapter6 Iterative Techniques for Solving
Linear Systems */**



求解 $A\bar{x} = \bar{b}$



思 路 与解 $f(x)=0$ 的不动点迭代相似，将 $A\bar{x} = \bar{b}$ 等价改写为 $\bar{x} = B\bar{x} + \bar{f}$ 形式，建立迭代 $\bar{x}^{(k+1)} = B\bar{x}^{(k)} + \bar{f}$ 。从初值 $\bar{x}^{(0)}$ 出发，得到序列 $\{\bar{x}^{(k)}\}$ 。



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？

►1. Jacobi 迭代法

► Jacobi Iterative Method

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

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

写成矩阵形式：

$$A = \begin{pmatrix} & & U \\ D & & \\ L & & \end{pmatrix}$$

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

Jacobi 迭代阵

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

必须等 $X^{(k)}$ 完全计算好了才能计算 $X^{(k+1)}$, 因此需要两组向量存储。

迭代过程中, A 的元素不改变, 故可以事先调整好 A 使得 $a_{ii} \neq 0$, 否则 A 不可逆。

What if $a_{ii} = 0$?
A bit wasteful,
isn't it?



➤2. Gauss - Seidel 迭代法

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

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

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

...

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

只存一组向量即可。

写成矩阵形式: $\bar{x}^{(k+1)} = -D^{-1}(L\bar{x}^{(k+1)} + U\bar{x}^{(k)}) + D^{-1}\bar{b}$

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

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

Gauss-Seidel
迭代阵

注：二种方法都存在收敛性问题。

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。

►3. 迭代法的收敛性



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

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

$$\rightarrow \bar{e}^{(k)} = B^k \bar{e}^{(0)} \Rightarrow \|\bar{e}^{(k)}\| \leq \|B\| \cdot \|\bar{e}^{(k-1)}\| \leq \dots \leq \|B\|^k \cdot \|\bar{e}^{(0)}\|$$

充分条件: $\|B\| < 1 \Rightarrow \|B\|^k \rightarrow 0$

$$\Rightarrow \|\bar{e}^{(k)}\| \rightarrow 0$$

等价于对
任何算子范数有
 $\|A_k - A\| \rightarrow 0 \text{ as } k \rightarrow \infty$

必要条件: $\bar{e}^{(k)} \rightarrow \bar{0} \text{ as } k \rightarrow \infty \Rightarrow$

定义 设: $A = (a_{ij})_{n \times n}$, $A_k = (a_{ij}^{(k)})_{n \times n} \in R^{n \times n}$.

$\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = A$ 是指 $\lim_{k \rightarrow \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}$ 对所有 $1 \leq i, j \leq n$ 成立。

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 $\Leftrightarrow B^k \rightarrow 0$

证明： $B^k \rightarrow 0 \Leftrightarrow \|B^k\| \rightarrow 0 \Leftrightarrow \max \frac{\|B^k \bar{x}\|}{\|\bar{x}\|} \rightarrow 0$

But hey, you don't
seriously expect me to compute B^k
whenever I want to check
the convergence, do you?

\Leftrightarrow 从任意 $\bar{x}^{(0)}$ 出发？： 考虑 $\bar{e}^{(0)} = (\bar{0} \dots \bar{0})^T$ ， 则
 $\bar{e}^{(k)} = B^k \bar{e}^{(0)}$ 则 $\bar{M}_j^{(k)}$ as $0 \rightarrow$ 不 i 位

$\Leftrightarrow \{\bar{x}^{(k)}\}$ 收敛



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

证明: 对 A 做 Jordan 分解, 有 $P^{-1}AP = \begin{bmatrix} J_1 & & \\ & \ddots & \\ 0 & & J_r \end{bmatrix}$, 其中

$$J_i = \begin{bmatrix} \lambda_i & 1 & 0 \\ & \ddots & \\ & 1 & \lambda_i \end{bmatrix}_{n_i \times n_i}, \quad \sum_{i=1}^r n_i = n, \quad \lambda_i \text{ 为 } A \text{ 的 eigen value.}$$

$$\text{令 } D = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & \delta & & \\ & & \delta^2 & \\ & & & \ddots & \delta^{n-1} \end{pmatrix}, \text{ 则有 } D^{-1}P^{-1}APD = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \delta & & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \lambda_1 & \\ & & & \ddots & \delta \\ & & & & \lambda_r & \delta \\ & & & & & \ddots & \delta \\ & & & & & & \lambda_r \end{bmatrix}$$

$$\text{易证: } \|A\|_\delta = \|D^{-1}P^{-1}APD\|_1 = \max_{1 \leq i \leq r}(|\lambda_i| + \delta) = \rho(A) + \delta$$

是由 $\|\bar{x}\|_v = \|(PD)^{-1}\bar{x}\|_1$ 导出的算子范数。

所以只要取 $\delta < \varepsilon$, 就有 $\|A\|_\delta < \rho(A) + \varepsilon$ 。 ■

定理

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

证明: “ \Rightarrow ” 若 λ 是 B 的 eigenvalue, 则 λ^k 是 B^k 的 eigenvalue。

$$\begin{aligned} \text{则 } [\rho(B)]^k &= [\max |\lambda|]^k = |\lambda_m|^k \leq \rho(B^k) \leq \|B^k\| \rightarrow 0 \\ \Rightarrow \rho(B) &< 1 \quad \checkmark \end{aligned}$$

“ \Leftarrow ” 首先需要一个引理 /* Lemma */

由 $\rho(B) < 1$ 可知存在算子范数 $\|\cdot\|$ 使得 $\|B\| < 1$ 。

$$\|B^k\| \leq \|B\|^k \rightarrow 0 \text{ as } k \rightarrow \infty \Leftrightarrow B^k \rightarrow 0$$

■

迭代从任意向量出发收敛 $\Leftrightarrow B^k \rightarrow 0 \Leftrightarrow \rho(B) < 1$

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:

$$\textcircled{1} \quad \|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k)}\| \leq \frac{q}{1-q} \|\bar{x}^{(k)} - \bar{x}^{(k-1)}\|$$

$$\textcircled{2} \quad \|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k)}\| \leq \frac{q^k}{1-q} \|\bar{x}^{(1)} - \bar{x}^{(0)}\|$$

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

$$\Rightarrow \|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k)}\| \leq q(\|\bar{x}^* - \bar{x}^{(k)}\| + \|\bar{x}^{(k)} - \bar{x}^{(k-1)}\|) \quad \checkmark$$

$$\textcircled{2} \quad \bar{x}^{(k)} - \bar{x}^{(k-1)} = B(\bar{x}^{(k-1)} - \bar{x}^{(k-2)}) = \dots = B^{k-1}(\bar{x}^{(1)} - \bar{x}^{(0)})$$

$$\Rightarrow \|\bar{x}^{(k)} - \bar{x}^{(k-1)}\| \leq q^{k-1} \|\bar{x}^{(1)} - \bar{x}^{(0)}\|$$

■

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：首先需要一个引理 /* Lemma */

若 A 为 SDD 阵，则 $\det(A) \neq 0$ ，且所有的 $a_{ii} \neq 0$ 。

显然

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

Jacobi:

关于 Gauss-Seidel 迭代的证明
与此类似。

另一种证明引理的方法利用
Geršgorin Disc Theorem。

$|U|$

是 SDD 阵