

线性方程组迭代法: $Ax=b$

$$\begin{aligned} x^{(k+1)} &= Bx^{(k)} + f \quad k \rightarrow \infty \\ x^* &= Bx^* + f \end{aligned}$$

(一) 将 $Ax=b$ 写成等价的方程组 $x=Bx+f$, 取 $x^{(0)}$ 初值, 定义迭代序列

$x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + f, k=0,1,2,\dots$, 若 $\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = x^*$, 称迭代法收敛, x^* 为原线性方程组的解

第 k 步误差 $\varepsilon^{(k)} = x^{(k)} - x^* = B\varepsilon^{(k-1)} = B^2\varepsilon^{(k-2)} = \dots = B^k\varepsilon^{(0)}$, 寻求

$\lim_{k \rightarrow \infty} \varepsilon^{(k)} = 0$, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} B^k = 0$ 的条件

$$\begin{aligned} \varepsilon^{(k)} &= x^{(k)} - x^* = Bx^{(k-1)} + f - (Bx^* + f) = B(x^{(k-1)} - x^*) \\ &= B\varepsilon^{(k-1)} \end{aligned}$$

(二) 向量序列收敛与矩阵序列收敛

定义 $x^{(k)}$ 收敛到 $x^* \in R^n$ 若 $\lim_{k \rightarrow \infty} x_i^{(k)} = x_i^*$ 对 x^* 的每个分量成立

$$\text{记为 } \lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = x^*$$

定理 $\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = x^* \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|x^{(k)} - x^*\| = 0$

向量范数
||·|| 为任一

定义: $A^{(k)} \in R^{n \times n}$ 若 $\lim_{k \rightarrow \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}$ $i, j=1, \dots, n$

若 $A^{(k)}$ 收敛于 A 记 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} = A$

定理 12 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} = A \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|A^{(k)} - A\| = 0$ 矩阵范数

(定理) $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = 0 \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} A_k x = 0, \forall x \in R^n$

证明: $\Rightarrow \|A_k x\| \leq \|A_k\| \|x\| \rightarrow 0$ $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = 0 \Rightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|A_k\| = 0$

" \Leftarrow " $e_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \end{pmatrix}$ $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k e_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \end{pmatrix} \Rightarrow 0$ $e_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \end{pmatrix}$ $e_n = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}$

(定理) 下列等价:

(1) $\lim_{k \rightarrow \infty} B^k = 0$; (2) $\rho(B) < 1$; (3) 存在一从属范数 $\|\cdot\|_\varepsilon$ 使得 $\|B\|_\varepsilon < 1$

证明: (1) \Rightarrow (2) λ 是 B -特征值若 $|\lambda| \geq 1$ 令 x_0 是 λ -特征向量

$$B x = \lambda x \quad B^2 x = \lambda B x = \lambda^2 x \quad B^k x = \lambda^k x$$

$$\therefore |\lambda| < 1 \quad \rho(B) < 1$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \lambda^k x = 0 \text{ 与 } |\lambda| \geq 1 \text{ 矛盾}$$

(2) \Rightarrow (3) $\forall \varepsilon > 0$ 存在 $\|B\|_\varepsilon < \rho(B) + \varepsilon$ 只要取 $\varepsilon = \frac{1 - \rho(B)}{2}$ 即可

$$\therefore \|B\|_\varepsilon < 1$$

(3) \Rightarrow (1) $\|B^k\|_\varepsilon \leq \|B\|_\varepsilon^k \rightarrow 0 \quad \therefore \lim_{k \rightarrow \infty} B^k = 0$

(定理) $\|\cdot\|$ 为任一矩阵范数, 则 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|B^k\|^{\frac{1}{k}} = \rho(B)$

证明 $\forall \varepsilon > 0$

$$\rho(B) \leq [\rho(B^k)]^{\frac{1}{k}} \leq \|B^k\|^{\frac{1}{k}}$$

令 $B_\varepsilon = \frac{1}{\rho(B) + \varepsilon} B$ 则 $\rho(B_\varepsilon) = \frac{\rho(B)}{\rho(B) + \varepsilon} < 1$

则 $\lim_{k \rightarrow \infty} B_\varepsilon^k = 0$ $\lim_{k \rightarrow \infty} \|B_\varepsilon^k\| = 0$ 则 $\forall \varepsilon > 0$ $k > K$

$$\|B_\varepsilon^k\| < 1 \quad \|B_\varepsilon^k\| = \frac{\|B^k\|}{(\rho(B) + \varepsilon)^k} < 1 \Rightarrow \|B^k\|^{\frac{1}{k}} < \rho(B) + \varepsilon$$

(定理) $x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + f$ 收敛的充分必要条件: $\rho(B) < 1$

证明: $\Sigma^{(k)} = B^k \Sigma^{(0)}$ $\forall x^{(0)}$ 收敛 $\Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} B^k = 0$

$$\Leftrightarrow \rho(B) < 1$$

(例) $x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + f$

$$\begin{cases} (1) B = \begin{pmatrix} 0 & 2 \\ 3 & 0 \end{pmatrix} \\ \lambda = \pm\sqrt{6} \quad \rho(B) = \sqrt{6} \end{cases}$$

(2) $B = \begin{pmatrix} 0.9 & 0 \\ 0.3 & 0.8 \end{pmatrix}$

$\rho(B) = 0.9$ 收敛

$\|B\|_1 = 1.2 > 1$ $\|B\|_\infty = 1.1 > 1$

(三) 误差与停止原则

方程: $x = Bx + f$ B 满足 $\|B\| \leq \rho < 1$ $\| \cdot \|$ 某范数

例 (1) $x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + f$ 收敛 $\forall x^{(0)}$ $\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = x^*$

$$(2) \|x^{(k)} - x^*\| \leq \rho^k \|x^{(0)} - x^*\|$$

$$(3) \|x^{(k)} - x^*\| \leq \frac{\rho}{1-\rho} \|x^{(k)} - x^{(k-1)}\|$$

停止原则

$$\|x^{(k)} - x^{(k-1)}\| \leq \varepsilon$$

$$(4) \|x^{(k)} - x^*\| \leq \frac{\rho^k}{1-\rho} \|x^{(1)} - x^{(0)}\|$$

证: (1) 收敛 $\Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} B^k = 0 \Leftrightarrow \rho(B) < 1 \Leftrightarrow \|B\| < 1$

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

$$\therefore \|x^{(k)} - x^*\| \leq \|B\|^k \|x^{(0)} - x^*\| \leq \dots \leq \|B\|^k \|x^{(0)} - x^*\|$$

$$(3) \|x^{(k+1)} - x^{(k)}\| = \|x^{(k+1)} - x^* + x^* - x^{(k)}\|$$

$$\geq \|x^{(k+1)} - x^*\| - \|x^* - x^{(k)}\| \geq (1-\rho) \|x^* - x^{(k)}\|$$

$$\|x^{(k)} - x^*\| \leq \frac{1}{1-\rho} \|x^{(k+1)} - x^{(k)}\| \leq \frac{\rho}{1-\rho} \|x^{(k)} - x^{(k-1)}\|$$

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

(四) 收敛速度

11:28 回来

$$\Sigma^{(k)} = B^k \Sigma^{(0)} \quad \|\Sigma^{(k)}\| \leq \|B^k\| \|\Sigma^{(0)}\|$$

$$\Rightarrow \frac{\|\Sigma^{(k)}\|}{\|\Sigma^{(0)}\|} \leq \|B^k\| < \sigma \quad (\text{误差水平})$$

$$\ln \|B^k\|^{\frac{1}{k}} \leq \sigma^{\frac{1}{k}}$$

$$\therefore \ln \|B^k\|^{\frac{1}{k}} \leq \frac{1}{k} \ln \sigma$$

$$k \geq \frac{-\ln \sigma}{-\ln \|B^k\|^{\frac{1}{k}}}$$

$$R_k = -\ln \|B^k\|^{\frac{1}{k}} \quad \begin{matrix} \text{平均} \\ \text{收敛速度} \end{matrix}$$

$$R(B) = -\ln \rho(B) \quad \text{收敛速度}$$

$$k \geq \frac{-\ln \sigma}{R(B)}$$

$\rho(B) \downarrow \quad R(B) \uparrow$
 $k \downarrow$ 收敛越快

雅可比迭代法与高斯-塞德尔迭代法

$$Ax=b \quad x=\underline{B}x+f$$

$$\underline{A=D-L-U}=\begin{pmatrix} a_{11} & & \\ & \ddots & \\ & & a_{nn} \end{pmatrix}-\begin{pmatrix} 0 & & & \\ -a_{21} & 0 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ -a_{n-1,1} & -a_{n-1,2} & \cdots & 0 \\ -a_{n1} & -a_{n2} & \cdots & -a_{n,n-1} & 0 \end{pmatrix}-\begin{pmatrix} 0 & -a_{12} & \cdots & -a_{1,n-1} & -a_{1n} \\ & 0 & \cdots & -a_{2,n-1} & -a_{2n} \\ & & \ddots & \vdots & \vdots \\ & & & 0 & -a_{n-1,n} \\ & & & & 0 \end{pmatrix}$$

矩阵分解

(一) 雅可比(Jacobi)迭代法矩阵形式与分量形式

$$Ax=b \quad (D-L-U)x=b \quad Dx=(L+U)x+b$$

$$x=D^{-1}(L+U)x+D^{-1}b \quad \boxed{J=D^{-1}(L+U)} \quad f=D^{-1}b$$

$$x=Jx+f \quad x^{(0)} \quad x^{(k+1)}=Jx^{(k)}+f \quad \text{Jacobi 迭代法}$$

分量

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

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

$$\underline{J=D^{-1}(L+U)=I-D^{-1}A}$$

（二）高斯塞德尔(Gauss-Seidel)迭代法矩阵形式与分量形式

$$Ax = b \quad (D - L - U)x = b \quad (D - L)x = Ux + b$$

$$x = (D-L)^{-1} U x + (D-L)^{-1} b \quad G = (D-L)^{-1} U, \quad f = (D-L)^{-1} b$$

$$x = Gx + f \quad x^{(k+1)} = Gx^{(k)} + f \quad GS \text{法}$$

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

$$\begin{aligned} 4x_1 - x_2 &= 2 \\ -x_1 + 4x_2 - x_3 &= 6 \\ -x_2 + 4x_3 &= 2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \vec{J} \Rightarrow \text{法} \quad x_1^{(k+1)} &= \frac{1}{4} (2 + x_2^{(k)}) \\ x_2^{(k+1)} &= \frac{1}{4} (6 + x_1^{(k)} + x_3^{(k)}) \\ x_3^{(k+1)} &= \frac{1}{4} (2 + x_1^{(k)}) \end{aligned}$$

了G法

$$\chi_1^{(k+1)} = \frac{1}{4}(2 + \chi_2^{(k)})$$
$$\chi_2^{(k+1)} = \frac{1}{4}(6 + \chi_1^{(k+1)} + \chi_3^{(k)})$$
$$\chi_3^{(k+1)} = \frac{1}{4}(2 + \chi_2^{(k+1)})$$

$\chi^{(k+1)}$

$\sim \frac{F}{g}$

更新

不断新开辟

(三) 收敛性

ii) 丁法收敛 $\Leftrightarrow \underline{P(\sigma) < 1}$

(2) G 是 GS 状态 $\Leftrightarrow \underline{P(G) < 1}$

严格、弱对角占优，可约

定义 $a_{ii} > \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}|$ 称 A 为严格对角占优

$a_{ii} \geq \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}|$ 且至少有一个严格不等号 称 A 为弱对角占优

定义 若存在置换阵 P 使 $P^T A P = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ 0 & A_{22} \end{pmatrix}$
 A_{11} r 阶 A_{22} $n-r$ 阶 $n \geq r > 0$
称 A 为可约阵 否则为不可约

例 $\begin{bmatrix} b_1 & c_1 & & \\ a_2 & b_2 & c_2 & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & a_{n-1} & b_{n-1} & c_{n-1} \\ & & & a_n & b_n \end{bmatrix}$ 不可约

(定理) A严格对角占优或者不可约弱对角占优, 则A非奇异

0 0 0 0 0

证明: 只证严格对角占优 反证法 若 A 奇异

$$Ax = 0 \quad x \neq 0 \quad x_k = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$$

第 k 行

$$a_{kk}x_k = -\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n a_{kj}x_j$$

$$|a_{kk}| |x_k| \leq \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |a_{kj}| |x_k|$$

$$|a_{kk}| \leq \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n |a_{kj}|$$

与 A 严格对角占优 矛盾

$\therefore A$ 非奇异

(定理) A 对称且对角线元素均为正, 则

(1) J法收敛等价于 A 与 2D-A 均正定; 不证

(2) 若 A 正定, 则 GS 法收敛 \rightarrow 下次证

作业 2 4 5
6

(例)

$$A = \begin{pmatrix} 1 & a & a \\ a & 1 & a \\ a & a & 1 \end{pmatrix}$$

证明 $-\frac{1}{2} < a < 1$ 时 GS 收敛

于 J 法收敛 只有 $-\frac{1}{2} < a < \frac{1}{2}$ 时
才成立

A 对称 $A_{ii} > 0$

$$|A_1| = 1 \quad |A_2| = \begin{vmatrix} 1 & a \\ a & 1 \end{vmatrix} = 1 - a^2 > 0 \quad |A_3| = |A| = (1-a)^2(1+2a) > 0$$

$$1 - a^2 > 0 \quad (1-a)^2(1+2a) > 0 \Leftrightarrow -\frac{1}{2} < a < 1 \text{ GS 收敛}$$

两种方法: 序号 ① $J = \begin{pmatrix} 0 & -a & -a \\ -a & 0 & -a \\ 0 & 0 & -a \end{pmatrix}$ $\rho(J) < 1$
② ?

(例： 续)

(例： 换行收敛)

(定理) A 严格对角占优或者不可约弱对角占优, 则 $Ax=b$ 的 J 法和 GS 法都收敛

证明: 只证 A 严格对角占优 GS 法收敛

$$G = (D-L)^{-1}U$$

$$\rho(G) = ?$$

$\because \|A\| < 1$
 $\rho(G) < 1$ GS 收敛

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

\forall 于对角占优 $(D-L)$ 可逆

$$|\lambda I - G| = 0 \Leftrightarrow |\lambda(D-L) - U| = 0 \Leftrightarrow C = \lambda(D-L) - U$$

$$= \begin{pmatrix} \lambda a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ \lambda a_{21} & \lambda a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda a_{n1} & \lambda a_{n2} & \dots & \lambda a_{nn} \end{pmatrix}$$

若 $(|\lambda| \geq 1)$ $|C_{ii}| = |\lambda a_{ii}|$
 $> \lambda \left(\sum_{j=1}^{i-1} |a_{ij}| + \sum_{j=i+1}^n |a_{ij}| \right)$
 $\geq \sum_{j=1}^{i-1} |\lambda a_{ij}| + \sum_{j=i+1}^n |a_{ij}| = \sum_{j=1}^n |C_{ij}|$

$\forall C$ 是严格对角占优

$|C| \neq 0$ $|\lambda(D-L) - U| \neq 0$ 与 λ 无关