

概念学习

向量范数

矩阵的算子范数

矩阵的谱半径

矩阵的条件数

考点1-范数与条件数的计算

考点2-矩阵A的LU分解并求解线性方程组

考点3-线性方程组的迭代解法

1. Jacobi迭代

2. Gauss-Seidel迭代

考点4-迭代格式的收敛性判定

概念学习

向量范数

1. 向量的 ∞ -范数（最大范数）：

$$\|X\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$$

2. 向量的1-范数：

$$\|X\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$$

3. 向量的2-范数：

$$\|X\|_2 = \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

4. 向量的p-范数：

$$\|X\|_p = \left(\sum_{i=1}^n x_i^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad p \in [1, +\infty)$$

矩阵的算子范数

1. 矩阵的 ∞ -范数（行范数）：

$$\|A\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$$

2. 矩阵的1-范数（列范数）：

$$\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$$

3. 矩阵的2-范数：

$$\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^T A)}, \quad \lambda_{\max}(A^T A) \text{ 表示 } A^T A \text{ 的最大特征值}$$

矩阵的谱半径

设 $A \in R^{n \times n}$ 的特征值为 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, n)$, 称 $\rho(A) = \max_{1 \leq i \leq n} |\lambda_i|$ 为 A 的谱半径

谱半径又称矩阵A的特征值上界

$$\rho(A) \leq \|A\|_v \quad (v = 1, 2 \text{ 或 } \infty)$$

若A为对称矩阵，则

$$\|A\|_2 = \rho(A)$$

矩阵的条件数

若 A^{-1} 存在, 则称数 $\text{cond}(A) = \|A^{-1}\| \|A\|$ 为矩阵 A 的条件数, $\|\bullet\|$ 是矩阵的算子范数

常用条件数

$$1. A \text{ 的 } \infty - \text{条件数: } \text{cond}_{\infty}(A) = \|A^{-1}\|_{\infty} \|A\|_{\infty}$$

$$2. A \text{ 的 } 1 - \text{条件数: } \text{cond}_1(A) = \|A^{-1}\|_1 \|A\|_1$$

$$3. A \text{ 的 } 2 - \text{条件数: } \text{cond}_2(A) = \|A^{-1}\|_2 \|A\|_2 = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(A^T A)}{\lambda_{\min}(A^T A)}}$$

当 A 为对称矩阵时, $A^T A = A^2$, A 的特征值为 λ , 对应的 A^2 的特征值为 λ^2

$$\text{此时 } \text{cond}_2(A) = \frac{|\lambda|_{\max}}{|\lambda|_{\min}}$$

条件数的性质

$$\text{cond}(A) \geq 1, \text{cond}(A) = \text{cond}(A^{-1}), \text{cond}(\alpha A) = \text{cond}(A)$$

考点1-范数与条件数的计算

这一部分熟练记忆向量范数, 矩阵范数、条件数的对应概念及计算规则即可

例题

$$\text{设 } A = \begin{pmatrix} 3 & -2 & 0 \\ -2 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}, X = (-6, 5, 4), \text{ 则 } \|XA\|_{\infty} = _, \text{cond}(A)_2 = _$$

首先要明确计算的范数是矩阵的, 还是向量的

$$XA = (-6, 5, 4) \begin{pmatrix} 3 & -2 & 0 \\ -2 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix} = (-28, 27, 12)$$

显然 XA 是一个行向量, 因此 $\|XA\|_{\infty}$ 计算的是向量的 $\infty -$ 范数

$$\|XA\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i| = 28$$

$$\text{而对于条件数, } \text{cond}(A)_2 = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(A^T A)}{\lambda_{\min}(A^T A)}}$$

$$A = \begin{pmatrix} 3 & -2 & 0 \\ -2 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{pmatrix}, \text{ 不难看出 } A \text{ 是一个对称矩阵, } A^T = A$$

$$\text{此时 } \text{cond}(A)_2 = \frac{|\lambda|_{\max}}{|\lambda|_{\min}} \quad \lambda \text{ 为 } A \text{ 的特征值}$$

$$|\lambda E - A| = (\lambda - 1)(\lambda - 3)(\lambda - 5) = 0$$

$$\text{显然 } \text{cond}(A)_2 = 5$$

考点2--矩阵A的LU分解并求解线性方程组

若方阵 A 可写成 $A=LU$ 的形式, 其中 L 是单位下三角阵, U 是上三角阵, 则称此式为 A 的一个三角分解或Doolittle分解

对于线性方程组 $AX=b$, 对 A 进行三角分解后, 方程的求解过程可以等价求解两个三角形方程组:

$$LY = b, \quad \text{求解 } Y$$

$$UX = Y, \quad \text{求解 } X$$

矩阵的LU分解

设 A 为 n 阶矩阵, 如果 A 的顺序主子式 $D_i \neq 0 (i = 1, 2, \dots, n-1)$, 则 A 可分解为一个单位下三角矩阵 L 与一个上三角矩阵 U 的乘积, 且这种分解是唯一的, $A = LU$

$$A = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ l_{21} & 1 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & u_{nn} \end{pmatrix}$$

例题

设方程组 $\begin{pmatrix} 1 & 2 & -2 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$, 设系数矩阵为 A , 求 A 的 LU 分解并求解该方程

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -2 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & & \\ l_{21} & 1 & \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} \\ & u_{22} & u_{23} \\ & & u_{33} \end{pmatrix}$$

$$\text{于是 } L = \begin{pmatrix} 1 & & \\ 1 & 1 & \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix}, U = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -2 \\ & -1 & 3 \\ & & -1 \end{pmatrix}$$

参数的求解过程可遵循, $u_{1j} = a_{1j} (j = 1, 2, 3) \rightarrow l_{i1} (i = 2, 3) \rightarrow u_{2j} (j = 2, 3) \rightarrow l_{32} \rightarrow u_{33}$

接下来求解该方程组

$$\text{先解 } LY = b, \text{ 即 } \begin{pmatrix} 1 & & \\ 1 & 1 & \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \rightarrow Y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{再解 } UX = Y, \text{ 即 } \begin{pmatrix} 1 & 2 & -2 \\ & -1 & 3 \\ & & -1 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \rightarrow X = \begin{bmatrix} -3 \\ 3 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{故线性方程组 } AX = b \text{ 的解为 } X = \begin{bmatrix} -3 \\ 3 \\ 1 \end{bmatrix}$$

考点3--线性方程组的迭代解法

设 $AX = b$, 其中 $A \in R^{n \times n}$, $X, b \in R^n$, A^{-1} 存在

若 $AX = b$ 变形为等价的方程组 $X = BX + f$

由此建立迭代公式 $X^{(k+1)} = BX^{(k)} + f, k = 0, 1, 2, \dots$

此时给定初始向量 $X^{(0)}$, 按此公式计算得近似解向量序列 $\{X^{(k)}\}$

若对于任意 $X^{(0)}$, 经过无数次迭代后得到的 $\{X^{(k)}\}$ 都有相同的极限 X^*

即 $\lim_{k \rightarrow \infty} X^{(k)} = X^*$, 对应的显然有 $X^* = BX^* + f$

则称迭代公式是收敛的, 否则是发散的, 相应的, 迭代格式中的矩阵 B 称为迭代矩阵

对于不同的迭代矩阵得到不同的迭代格式

1. Jacobi迭代

对于方程组

$$AX = b \text{ 其中 } A \text{ 为非奇异阵且 } a_{ii} \neq 0 (i = 1, 2, \dots, n)$$

将系数矩阵 A 分裂为:

$$\begin{aligned} A &= \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & & & \\ a_{21} & 0 & & \\ \vdots & \ddots & \ddots & \\ a_{n1} & \cdots & a_{n,n-1} & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11} & & & \\ & a_{22} & & \\ & & \ddots & \\ & & & a_{nn} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ & 0 & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & a_{n-1,n} \\ & & & 0 \end{pmatrix} \\ &= L + D + U \end{aligned}$$

于是便可得到矩阵形式的Jacobi迭代格式

$$\begin{aligned} X^{(k+1)} &= BX^{(k)} + f \\ \begin{cases} X^{(k+1)} = -D^{-1}(L+U)X^{(k)} + D^{-1}b, \\ B = -D^{-1}(L+U), f = D^{-1}b \end{cases} \end{aligned}$$

其中 $B = -D^{-1}(L+U) = -D^{-1}(L+U+D-D) = I - D^{-1}A$ 称为Jacobi迭代阵, 记作 B_J

例题

设方程组 $\begin{pmatrix} 1 & 2 & -2 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$, 设系数矩阵为 A , 求 $AX = b$ 的Jacobi迭代式

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -2 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix}, \text{系数矩阵 } A \text{ 分裂为}$$

$$A = L + D + U = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 2 & -2 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\text{Jacobi迭代格式为} \begin{cases} X^{(k+1)} = -D^{-1}(L+U)X^{(k)} + D^{-1}b, \\ B = -D^{-1}(L+U), f = D^{-1}b \end{cases}$$

对于矩阵 A 对应的有

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

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

$$\text{即可得对应Jacobi迭代格式为: } X^{(k+1)} = \begin{pmatrix} 0 & -2 & 2 \\ -1 & 0 & -1 \\ -2 & -2 & 0 \end{pmatrix} X^{(k)} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

2. Gauss-Seidel迭代

矩阵 A 做Jacobi迭代同样分裂方式得到 $A=L+D+U$

Gauss-Seidel迭代格式矩阵形式为

$$\begin{aligned} X^{(k+1)} &= BX^{(k)} + f \\ \begin{cases} X^{(k+1)} = -(D+L)^{-1}UX^{(k)} + (D+L)^{-1}b, \\ B = -(D+L)^{-1}U, f = (D+L)^{-1}b \end{cases} \end{aligned}$$

其中 $B = -(D+L)^{-1}U$ 称为Gauss-Seidel迭代阵, 记作 B_G

相应的因为矩阵 $(D+L)^{-1}$ 的计算比较复杂, 因此迭代形式可以改写为

$$(D+L)X^{(k+1)} = UX^{(k)} + b$$

例题

设方程组 $\begin{pmatrix} 1 & 2 & -2 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$, 设系数矩阵为 A , 求 $AX = b$ 的Gauss-Seidel迭代式

*Gauss - Seidel*迭代格式通式为: $(D + L)X^{(k+1)} = UX^{(k)} + b$

矩阵 A 分裂为, $A = L + D + U = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & 2 & -2 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$

对应代入即可的该方程组解的*Gauss - Seidel*迭代格式:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix} X^{(k+1)} = \begin{pmatrix} 0 & 2 & -2 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} X^{(k)} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

考点4--迭代格式的收敛性判定

1.迭代法的基本定理

设有方程组 $X = BX + f$

对于任意初始向量 $X^{(0)}$ 和任意 f , 解此方程组的迭代法(即 $X^{(k+1)} = BX^{(k)} + f$)收敛的充要条件

迭代矩阵 B 的谱半径小于1, 即 $\rho(B) < 1$

2.迭代法收敛的充分条件

方程组的迭代公式为 $X^{(k+1)} = BX^{(k)} + f$ (对于任意初始向量 $X^{(0)}$)

且迭代矩阵 B 的某一种范数 $\|B\|_v = q < 1$ ($v = 1, 2$ 或 ∞), 则迭代法收敛!

3.迭代法的收敛速度: $R(B) = -\ln \rho(B)$

因为矩阵的 ∞ (行范数) 与1范数 (列范数) 计算相比与计算谱半径的特征值计算要方便的多

因此一般可以先计算矩阵的 ∞ (行范数) 与1范数 (列范数), 若存在二者之一小于1那么根据充分条件, 可推收敛

若不存在小于1, 由于矩阵的2-范数涉及 $A^T A$ 的特征值最大值计算, 相比之下反而谱半径计算更加方便

因此接下来在计算矩阵谱半径--即矩阵的特征值绝对值的最大值

例题

证明*Jacobi*迭代格式: $X^{(k+1)} = \begin{pmatrix} 0 & -2 & 2 \\ -1 & 0 & -1 \\ -2 & -2 & 0 \end{pmatrix} X^{(k)} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$ 是收敛的。

该*Jacobi*迭代公式中, 迭代矩阵 $B = \begin{pmatrix} 0 & -2 & 2 \\ -1 & 0 & -1 \\ -2 & -2 & 0 \end{pmatrix}$

首先计算 B 的 ∞ -范数, 1-范数

$$\|B\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq 3} \sum_{j=1}^3 |a_{ij}| = \max\{4, 2, 4\} = 4 > 1$$

$$\|B\|_1 = \max_{1 \leq j \leq 3} \sum_{i=1}^3 |a_{ij}| = \max\{3, 4, 3\} = 4 > 1$$

通过充分条件计算迭代矩阵范数来证明收敛不易行

因此回归充要条件, 计算矩阵 B 的谱半径 $\rho(B)$

$$\rho(B) = \max_{1 \leq i \leq 3} |\lambda_i|$$

计算矩阵的特征值, 即对特征方程 $|\lambda I - B| = 0$ 进行求解

$$\begin{vmatrix} \lambda & 2 & -2 \\ 1 & \lambda & 1 \\ 2 & 2 & \lambda \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \lambda & 2-\lambda & -2-\lambda \\ 1 & \lambda-1 & 0 \\ 2 & 0 & \lambda-2 \end{vmatrix} = (\lambda-2)[\lambda(\lambda-1)-(2-\lambda)] + (-2-\lambda)[-2(\lambda-1)]$$
$$= \lambda^3 = 0$$

解得 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0$

因此 $\rho(B) = 0 \leq 1$, 故该方程组的*Jacobi*迭代格式是收敛的。