第六章

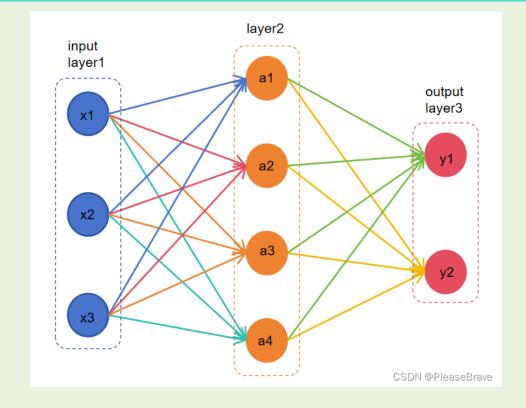
矩阵函数





引导问题

神经网络及反向传播



$$\begin{bmatrix} a_1^{[1]} \\ a_2^{[1]} \\ a_3^{[1]} \\ a_4^{[1]} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{32} \\ w_{41} & w_{42} & w_{43} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \longrightarrow \boldsymbol{a}^{[1]} = \boldsymbol{W} \boldsymbol{x} \longrightarrow \frac{\partial \boldsymbol{a}^{[1]}}{\partial \boldsymbol{W}}?$$



提纲

- 1. 矩阵序列
- 2. 矩阵级数
- 3. 常见矩阵函数
- 4. 矩阵微积分
- 5. 广义逆矩阵
- 6. 广义特征值



【定义】对于n阶方阵序列 $\{A_k\}$,若

$$\lim_{k\to\infty}||A_k-A||=0$$

则称方阵序列 $\{A_k\}$ 收敛于n阶方阵A.

● 通常表示成

$$\lim_{k\to\infty}A_k=A$$



> 矩阵序列收敛的充分必要条件

【定理】设
$$A_k = [a_{ij}^{(k)}] \in C^{n \times n}$$
, n 阶方阵序列

 ${A_k}$ 收敛于n阶方阵 $A=[a_{ij}]$ 的充要条件是

$$\lim_{k \to \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}, \quad (i, j = 1:n)$$

● 矩阵序列的收敛可归结为对应元素序列的收敛.



矩阵序列极限的性质

- (1)一个收敛矩阵序列的极限是唯一的
- (2) 设 $\lim_{k \to \infty} A_k = A$, $\lim_{k \to \infty} B_k = B$, 则 $\lim_{k \to \infty} (aA + bB) = aA + bB$

$$\lim_{k \to \infty} (aA_k + bB_k) = aA + bB \qquad a, b \in C$$

(3) 设 $\lim_{k\to\infty} A_k = A$, $\lim_{k\to\infty} B_k = B$, 其中 $A,B \in C^{n\times n}$ 则

$$\lim_{k\to\infty}(A_kB_k)=AB$$

(4) 设 $\lim_{k\to\infty} A_k = A, P,Q \in C^{n\times n},$ 则

$$\lim_{k \to \infty} (PA_k Q) = PAQ$$

(5) 设 $\lim_{k\to\infty} A_k = A$, A_k , A均可逆, 则 $\{A_k^{-1}\}$ 也收敛, 且

$$\lim_{k\to\infty}A_k^{-1}=A^{-1}$$



【定理】 设A是任意n阶方阵,由A的各次幂所组成

的矩阵序列

$$I,A,A^2,...,A^k,...$$

若对矩阵A的某一种范数||A|| < 1,则

$$\lim_{k\to\infty}A^k=0$$

收敛矩阵

直接根据收敛的定义证明

$$||A^k - 0|| \le ||A||^k \to 0 \quad (k \to \infty)$$



D的幂次每增加1,主对角线上方一排1就向右上方平移1排,

求 D^k ?

$$D^{n-1} = \begin{bmatrix} & 1 \\ & \mathbf{0} \end{bmatrix}_n$$

$$D^k = \mathbf{0}, \quad (k \ge n).$$

$$J = \lambda I + D$$

$$J^{k} = (\lambda I + D)^{k}$$

$$= \lambda^{k} I + C_{k}^{1} \lambda^{k-1} D + C_{k}^{2} \lambda^{k-2} D^{2} + \dots + C_{k}^{n-1} \lambda^{k-n+1} D^{n-1}$$



$$J^{k} = \begin{bmatrix} \lambda^{k} & C_{k}^{1} \lambda^{k-1} & C_{k}^{2} \lambda^{k-2} & \cdots & C_{k}^{n-1} \lambda^{k-n+1} \\ & \lambda^{k} & C_{k}^{1} \lambda^{k-1} & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & C_{k}^{2} \lambda^{k-2} \\ & & & \lambda^{k} & C_{k}^{1} \lambda^{k-1} \\ & & & \lambda^{k} & C_{k}^{1} \lambda^{k-1} \end{bmatrix}_{n}$$

$$\begin{cases} C_k^l = \frac{k(k-1)\cdots(k-l+1)}{l!} (l \le k) \\ C_k^l = 0 \end{cases}$$
 $(l > k)$

$$\lim_{k\to\infty} J^k = 0 \Leftrightarrow \lim_{k\to\infty} \lambda^k = 0 \Leftrightarrow |\lambda| < 1$$



【定理】: 设A是任意n阶方阵,

$$\lim_{k \to \infty} A^k = 0 \Leftrightarrow \rho(A) < 1$$

证明 设J为A的Jordan标准形,即

$$A = PJP^{-1}, \quad J = \operatorname{diag}(J_1(\lambda_1), J_2(\lambda_2), \dots, J_r(\lambda_r))$$

则
$$A^k = P \operatorname{diag}(J_1^k(\lambda_1), J_2^k(\lambda_2), \dots, J_r^k(\lambda_r))P^{-1}$$

$$\lim_{k \to \infty} A^k = 0 \Leftrightarrow \lim_{k \to \infty} J_i^k(\lambda_i) = 0, (i = 1:r)$$
$$\Leftrightarrow |\lambda_i| < 1, (i = 1:r)$$

$$\lim_{k\to\infty}A^k=0\Leftrightarrow \rho(A)<1$$



【例】: 已知
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 求 $\lim_{k \to \infty} A^k$

$$A^k = \begin{bmatrix} 1 & k \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

发散

【例】: 已知
$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.9 & 1 \\ 0 & 0 & 0.9 \end{bmatrix}$$
 求 $\lim_{k \to \infty} A^k =$

$$A_1 = [1], A_2 = \begin{bmatrix} 0.9 & 1 \\ 0 & 0.9 \end{bmatrix}$$

$$\lim_{k \to \infty} A^k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$



$$A = P \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1/5 & 0 \\ 0 & 0 & -1/5 \end{bmatrix} P^{-1}, \quad P = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$P^{-1} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \\ -3 & 3 & 0 \end{bmatrix}, \quad A^{k} = P \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & (-0.2)^{k} & 0 \\ 0 & 0 & (-0.2)^{k} \end{bmatrix} P^{-1}$$

$$\lim_{k \to \infty} A^k = P \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} P^{-1} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$



提纲

- 1. 矩阵序列
- 2. 矩阵级数
- 3. 常见矩阵函数
- 4. 矩阵微积分
- 5. 广义逆矩阵
- 6. 广义特征值



【定义】: 设
$$A_k = [a_{ij}^{(k)}] \in C^{n \times n} \ (k = 1 : \infty),$$

若
$$\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}$$
, $(i,j=1:n)$ 都收敛,则称矩阵级数

$$\sum_{k=1}^{\infty} A_k = A_1 + A_2 + \dots + A_k + \dots \quad \text{www.}$$

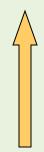
若
$$\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}$$
, $(i,j=1:n)$ 都绝对收敛,则称矩阵级数

$$\sum_{k=1}^{\infty} A_k = A_1 + A_2 + \dots + A_k + \dots$$
 绝对收敛



【定理】: 若级数 $\sum_{k=1}^{K} A_k$ 绝对收敛,则一定是收敛的

设
$$A_k = [a_{ij}^{(k)}], \quad \sum_{k=1}^{\infty} A_k$$
收敛 $\Leftrightarrow \sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}$ 收敛 $(i, j = 1: n)$



$$\sum_{k=1}^{\infty} A_k 绝对收敛 \Leftrightarrow \sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)} 绝对收敛 (i,j=1:n)$$



【例】:设
$$A_k = [a_{ij}^{(k)}] = egin{bmatrix} rac{1}{k(k+1)} & rac{1}{k^3} \ rac{\pi}{2^k} & sinrac{\pi}{2^k} \end{bmatrix} \in C^{2 imes 2}, \ \sum_{k=1}^n A_k$$

$$\sum_{k=1}^{\infty} a_{11}^{(k)} = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k(k+1)},$$

绝对收敛

$$\sum_{k=1}^{\infty} a_{21}^{(k)} = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\pi}{2^k},$$

绝对收敛

$$\sum_{k=1}^{\infty} a_{12}^{(k)} = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k^3},$$
绝对收敛

$$\sum_{k=1}^{\infty} a_{22}^{(k)} = \sum_{k=1}^{\infty} \sin \frac{\pi}{2^k}.$$

绝对收敛

故矩阵级数 $\sum A_k = A_1 + A_2 + \cdots + A_k + \cdots$ 绝对收敛



【定理】: 设 $A_k = [a_{ij}^{(k)}] \in C^{n \times n}$,则矩阵级数

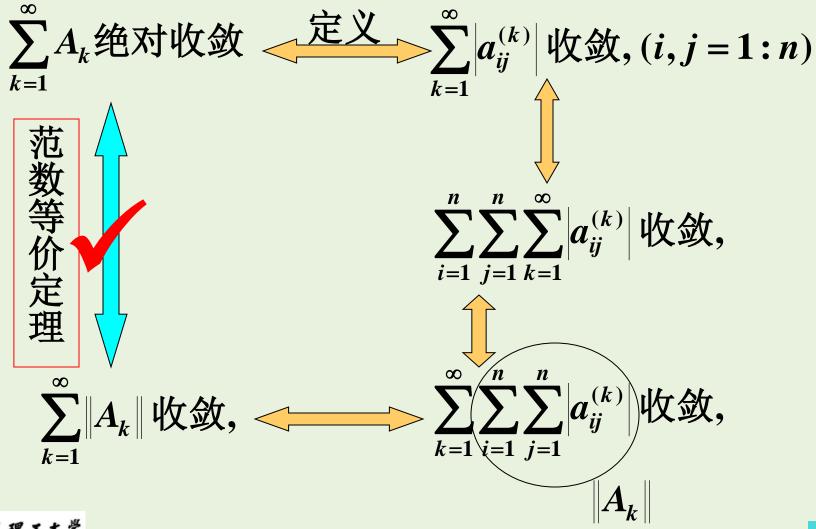
$$\sum_{k=1}^{\infty} A_k = A_1 + A_2 + \dots + A_k + \dots$$

绝对收敛的充分必要条件是正项级数

$$\sum_{k=1}^{\infty} ||A_k|| = ||A_1|| + ||A_2|| + \dots + ||A_k|| + \dots$$

收敛,其中||A||为任意一种矩阵范数.

证明要点 $A_k = [a_{ij}^{(k)}] \in C^{n \times n}$,取矩阵范数 $||A_k|| = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}^{(k)}|$



【定义】 (矩阵幂级数)设 $A = [a_{ij}] \in C^{n \times n}$, 称形如

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k = c_0 I + c_1 A + c_2 A^2 + \dots + c_k A^k + \dots$$

的矩阵级数为矩阵幂级数.



研究矩阵幂级数收敛的条件

- ●对Jordan 块矩阵的幂级数给出收敛 性条件
- ●把一般方阵的幂级数收敛性转化为

Jordan块矩阵幂级数的收敛性



定理

- \triangleright 设幂级数 $f(x) = \sum_{k=0}^{\infty} c_k x^k$ 的收敛半径为R,
- >J为n阶 Jordan 块.
- \Rightarrow $|\lambda| < R$,则矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k J^k$ 绝对收敛,
- >若 $|\lambda| > R$, 则矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k J^k$ 发散.

$$J = \begin{bmatrix} \lambda & 1 & & & \\ & \lambda & 1 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & \mathbf{0} & \lambda & 1 \\ & & & \lambda \end{bmatrix}$$



5 六章 矩阵函数

证

$$J^{k} = \begin{bmatrix} \lambda^{k} & C_{k}^{1} \lambda^{k-1} & C_{k}^{2} \lambda^{k-2} & \cdots & C_{k}^{n-1} \lambda^{k-n+1} \\ \lambda^{k} & C_{k}^{1} \lambda^{k-1} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & C_{k}^{2} \lambda^{k-2} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & C_{k}^{2} \lambda^{k-2} \\ \lambda^{k} & C_{k}^{1} \lambda^{k-1} & \lambda^{k} \end{bmatrix}_{n}$$

其中
$$\begin{cases}
C_k^l = \frac{k(k-1)\cdots(k-l+1)}{l!} (l \le k) \\
C_k^l = 0 \qquad (l > k)
\end{cases}$$



$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k J^k(\lambda) =$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k \qquad \sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^1 \lambda^{k-1} \qquad \cdots \qquad \sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^{n-1} \lambda^{k-n+1}$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k \qquad \cdot .$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^1 \lambda^{k-1}$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k$$

幂级数 $f(x) = \sum c_k x^k$ 的收敛半径为R

$$|\underline{\underline{\underline{}}}|\lambda| < R \Rightarrow \sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k, \sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^1 \lambda^{k-1}, \dots, \sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^{n-1} \lambda^{k-n+1}$$
均

绝对收敛 $\Rightarrow \sum_{k=0}^{\infty} c_k J^k$ 绝对收敛.



$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k J^k(\lambda) =$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k \qquad \sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^1 \lambda^{k-1} \qquad \cdots \qquad \sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^{n-1} \lambda^{k-n+1}$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k \qquad \dot{} \qquad \dot{} \qquad .$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^1 \lambda^{k-1}$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k$$

幂级数
$$f(x) = \sum c_k x^k$$
 的收敛半径为R

$$|\mathcal{A}| > R$$
时, $\sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k$ 发散, 因此 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k J^k$ 发散.



矩阵函数

$$f(J) = \sum_{k=0}^{\infty} c_k J^k =$$

$$\begin{bmatrix} \sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k & \sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^1 \lambda^{k-1} & \cdots & \sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^{n-1} \lambda^{k-n+1} \\ & \sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k & \ddots & \vdots \end{bmatrix}$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k C_k^1 \lambda^{k-1}$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k \lambda^k$$

$$= \begin{bmatrix} f(\lambda) & f'(\lambda) & \frac{f''(\lambda)}{2!} & \cdots & \frac{f^{(n-1)}(\lambda)}{(n-1)!} \\ & f(\lambda) & f'(\lambda) & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & \ddots & \frac{f''(\lambda)}{2!} \\ & & & f'(\lambda) \\ & & & f(\lambda) \end{bmatrix}$$



【定理】 设P, Q为非奇异矩阵, 则矩阵级数

$$\sum_{k=1}^{\infty} A_k 收敛(或绝对收敛) \Leftrightarrow \sum_{k=1}^{\infty} PA_k Q 收敛(或绝对收敛)$$

并且
$$\sum_{k=1}^{\infty} PA_k Q = P\left(\sum_{k=1}^{\infty} A_k\right) Q$$



有了Jordan块矩阵幂级数收敛性的结论,可把对一般方阵幂级数的收敛性讨论转化为对它的Jordan标准形矩阵的收敛性讨论



定理

- \triangleright 设幂级数 $f(x) = \sum_{k=0}^{\infty} c_k x^k$ 的收敛半径为R,
- $\rightarrow A$ 为n阶矩阵.
- \geq 若 $\rho(A) < R$, 则矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k$ 绝对收敛;
- \geq 若 $\rho(A) > R$,则矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k$ 发散.

总原则: 把关于矩阵A的幂级数的收敛性问题转 化为关于Jordan块的幂级数的收敛性问题



定理给出了A的矩阵幂级数绝对收敛与发散的充分条件,

A的谱半径<幂级数的收敛半径,绝对收敛 A的谱半径>幂级数的收敛半径,发散 当A的谱半径与幂级数的收敛半径相等时, 通过A的Jordan标准形幂级数的敛散性来得到A 的幂级数的敛散性.



定理: 矩阵幂级数

$$I + A + A^2 + ... + A^n + ...$$

绝对收敛的充分必要条件是 $\rho(A)<1$. 且其和为

$$(I-A)^{-1} = I + A + A^2 + A^3 + \dots + A^k + \dots$$

$$\diamondsuit A = PJP^{-1}$$

$$I + A + A^2 + ... + A^n + ...$$

$$=P\begin{bmatrix} \sum_{k=0}^{\infty} \lambda_1^k & \cdots & & \\ 0 & \sum_{k=0}^{\infty} \lambda_2^k & \cdots & \\ 0 & \ddots & & \\ & 0 & \sum_{k=0}^{\infty} \lambda_m^k \end{bmatrix} P^{-1}$$

$$(I-A)(I+A+A^2+...+A^n+...)=I$$



定理 若|A|<1,则I±A都是非奇异阵,且

$$\left\| \frac{1}{1 + \|A\|} \le \left\| (I \pm A)^{-1} \right\| \le \frac{1}{1 - \|A\|}$$

其中范数||A||是矩阵A的算子范数.

||A||<1, ±1都不是A的特征值, $|I\pm A|\neq 0$,

所以 I±A都是非奇异阵

$$I = (I - A)(I - A)^{-1}$$

$$1 = ||I|| = ||(I - A)(I - A)^{-1}|| \le ||I - A||| (I - A)^{-1}||$$

$$\le (1 + ||A||) ||(I - A)^{-1}||$$

$$\frac{1}{1 + ||A||} \le ||(I - A)^{-1}||$$



定理 若||A|| < 1,则 $I \pm A$ 都是非奇异阵,且 $\frac{1}{1 + ||A||} \le ||(I \pm A)^{-1}|| \le \frac{1}{1 - ||A||}$

其中范数||A||是矩阵A的算子范数.

$$(I - A)^{-1} = I + A + A^{2} + A^{3} + \dots + A^{k} + \dots$$

$$\|(I - A)^{-1}\| = \|I + A + A^{2} + A^{3} + \dots + A^{k} + \dots\|$$

$$\leq 1 + \|A\| + \|A\|^{2} + \|A\|^{3} + \dots + \|A\|^{k} + \dots$$

$$= \frac{1}{1 - \|A\|}$$



例 (1) 求下面级数的收敛半径

$$\sum_{k=1}^{\infty} \frac{x^k}{k \cdot 2^k} = \frac{x}{1 \cdot 2} + \frac{x^2}{2 \cdot 2^2} + \dots + \frac{x^k}{k \cdot 2^k} + \dots \quad R = 2.$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 4 \\ -1 & -3 \end{bmatrix}$$

判断矩阵幂级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{A^k}{k \cdot 2^k}$ 的敛散性.

$$\lim_{k \to \infty} \left| \frac{a_{k+1}}{a_k} \right| = \lim_{k \to \infty} \frac{\frac{1}{(k+1)2^{k+1}}}{\frac{1}{k2^k}} = \lim_{k \to \infty} \frac{k}{2(k+1)} = \frac{1}{2}$$

此级数的收敛半径为2.



例 (1) 求下面级数的收敛半径

$$\sum_{k=1}^{\infty} \frac{x^k}{k \cdot 2^k} = \frac{x}{1 \cdot 2} + \frac{x^2}{2 \cdot 2^2} + \dots + \frac{x^k}{k \cdot 2^k} + \dots \qquad R = 2.$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 4 \\ -1 & -3 \end{bmatrix}$$

判断矩阵幂级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{A^k}{k \cdot 2^k}$ 的敛散性.

解 (2)
$$\rho(A)=1$$
,

矩阵幂级数
$$\sum_{k=1}^{\infty} \frac{A^k}{2^k \cdot k} = \frac{A}{2 \cdot 1} + \frac{A^2}{2^2 \cdot 2} + \frac{A^3}{2^3 \cdot 3} + \dots + \frac{A^k}{2^k \cdot k} + \dots$$



第二章 鬼 阵 幽
$$-2$$
 1

例 已知
$$A = \begin{bmatrix} -2 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

分别讨论矩阵幂级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k} A^k$ 与 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k^2} A^k$ 的敛散性.

幂级数
$$\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k} x^k$$
 与 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k^2} x^k$ 的收敛半径均为1,

矩阵A的谱半径也是1,

要通过A的Jordan标准形矩阵幂级数的敛散性来得到A的幂级数的敛散性



分别讨论矩阵幂级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k^2} A^k$ 的敛散性.

$$P^{-1}AP = J = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \qquad J^k = \begin{bmatrix} (-1)^k & k(-1)^{k-1} \\ 0 & (-1)^k \end{bmatrix}$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k} J^{k} = \begin{bmatrix} \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^{k} / k & \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^{k-1} \\ 0 & \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^{k} / k \end{bmatrix}$$



分别讨论矩阵幂级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k} A^k$ 与 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k^2} A^k$ 的敛散性.

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k^2} J^k = \begin{bmatrix} \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k / k^2 & \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^{k-1} / k \\ 0 & \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k / k^2 \end{bmatrix}$$





提纲

- 1. 矩阵序列
- 2. 矩阵级数
- 3. 常见矩阵函数
- 4. 矩阵微积分
- 5. 广义逆矩阵
- 6. 广义特征值



【定义】:设 $A \in C^{n \times n}$,一元函数f(x)能够展开成关于x

的幂级数

$$f(x) = \sum_{k=0}^{\infty} c_k x^k$$

并且该幂级数的收敛半径为R. 当矩阵A 的谱半径 $\rho(A) < R$ 时,将收敛矩阵幂级数

$$\sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k$$

的和定义为<u>矩阵函数</u> f(A),即

$$f(A) = \sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k$$



当
$$|x|<+\infty$$
 时,

$$e^{x} = 1 + x + \frac{1}{2!}x^{2} + \dots + \frac{1}{k!}x^{k} + \dots$$

$$\sin x = x - \frac{1}{3!}x^3 + \frac{1}{5!}x^5 - \dots + \frac{(-1)^k}{(2k+1)!}x^{2k+1} + \dots$$

$$\cos x = 1 - \frac{1}{2!}x^2 + \frac{1}{4!}x^4 - \dots + (-1)^n \frac{1}{(2k)!}x^{2k} + \dots$$

当|x|<1时,

$$(1-x)^{-1} = 1 + x + x^2 + x^3 + \dots + x^k + \dots$$

当-1<*x* ≤1 时,

$$\ln(1+x) = x - \frac{x^2}{2} + \frac{x^3}{3} - \dots + \frac{(-1)^{k-1}}{k} x^k + \dots$$



第二六章 矩阵 函数

对任意的矩阵 $A \in C^{n \times n}$ 有

$$e^{A} = I + A + \frac{1}{2!}A^{2} + \dots + \frac{1}{k!}A^{k} + \dots$$

$$\sin A = A - \frac{1}{3!}A^3 + \frac{1}{5!}A^5 - \dots + \frac{(-1)^k}{(2k+1)!}A^{2k+1} + \dots$$

$$\cos A = I - \frac{1}{2!}A^2 + \frac{1}{4!}A^4 - \dots + \frac{(-1)^k}{(2k)!}A^{2k} + \dots$$

当 $\rho(A)$ <1时,有

$$(I-A)^{-1} = I + A + A^2 + A^3 + \dots + A^k + \dots$$

$$\ln(I+A) = A - \frac{A^2}{2} + \frac{A^3}{3} - \dots + \frac{(-1)^{k-1}}{k} A^k + \dots$$



【例】: 已知
$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$
, 求 e^{At} .

$$e^{At} = I + tA + \frac{t^2}{2!}A^2 + \frac{t^3}{3!}A^3 + \cdots$$

A的特征方程为 $\lambda^2 + 1 = 0$

由Cayley-Hamilton定理知 $A^2 + I = 0$

$$A^{2} = -I$$
, $A^{3} = -A$, $A^{4} = I$, $A^{5} = A$,...

从而有

$$e^{At} = I + tA - \frac{t^2}{2!}I - \frac{t^3}{3!}A + \frac{t^4}{4!}I + \frac{t^5}{5!}A - \frac{t^6}{6!}I - \frac{t^7}{7!}A + \cdots$$



$$e^{At} = I(1 - \frac{t^2}{2!} + \frac{t^4}{4!} - \cdots) + A(t - \frac{t^3}{3!} + \frac{t^5}{5!} - \cdots)$$

$$= I \cos t + A \sin t = \begin{bmatrix} \cos t & \sin t \\ -\sin t & \cos t \end{bmatrix}$$

$$e^{At} = I + tA - \frac{t^2}{2!}I - \frac{t^3}{3!}A + \frac{t^4}{4!}I + \frac{t^5}{5!}A - \frac{t^6}{6!}I - \frac{t^7}{7!}A + \cdots$$



矩阵函数f(A)的Jordan表示式

设A为n阶方阵,由Jordan定理,存在可逆阵P,使得

$$P^{-1}AP = J = \operatorname{diag}[J_1(\lambda_1), J_2(\lambda_2), \dots, J_r(\lambda_r)]$$

即

$$A = PJP^{-1}$$

当f(x)具有足够多阶的导数值,使得

$$f(\lambda_i), f'(\lambda_i), f''(\lambda_i), \cdots, f^{(d_i-1)}(\lambda_i) \quad (i=1:r)$$

有意义. 定义

$$f(A) = Pf(J)P^{-1}$$



$$f(J)=f\left[\begin{array}{cccc} J_1 & & & \\ & J_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & J_r \end{array}\right]=\left[\begin{array}{cccc} f(J_1) & & & \\ & f(J_2) & & \\ & & \ddots & \\ & & & f(J_r) \end{array}\right]$$

$$f(J_i) = \begin{bmatrix} f(\lambda_i) & f'(\lambda_i) & \cdots & \frac{f^{(d_i-1)}(\lambda_i)}{(d_i-1)!} \\ & f(\lambda_i) & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & f'(\lambda_i) \\ & & & f(\lambda_i) \end{bmatrix}_{d_i \times d_i}$$



例:设
$$A = \begin{bmatrix} 17 & 0 & -25 \\ 0 & 1 & 0 \\ 9 & 0 & -13 \end{bmatrix}$$
 计算 e^A , e^{tA} , $\cos(A)$, $\sin(\frac{3\pi}{2}A)$

$$A = PJP^{-1}, \qquad J = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}, \qquad P = \begin{bmatrix} 0 & 5 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 1 \end{bmatrix},$$

$$P^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & -5 \end{bmatrix}, \quad f(J) = \begin{bmatrix} f(1) & 0 & 0 \\ 0 & f(2) & f'(2) \\ 0 & 0 & f(2) \end{bmatrix}$$

$$f(A) = Pf(J)P^{-1}$$



$$f(A) = Pf(J)P^{-1} \qquad e^{A}, e^{tA}, \cos(A), \sin(\frac{3\pi}{2}A)$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 5 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f(1) & 0 & 0 \\ 0 & f(2) & f'(2) \\ 0 & 0 & f(2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & -5 \end{bmatrix},$$

$$f(x) = e^x, f'(x) = e^x$$

$$e^{A} = \begin{bmatrix} 0 & 5 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e & 0 & 0 \\ 0 & e^{2} & e^{2} \\ 0 & 0 & e^{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & -5 \end{bmatrix},$$

$$= \begin{bmatrix} 16e^2 & 0 & -25e^2 \\ 0 & e & 0 \\ 9e^2 & 0 & -14e^2 \end{bmatrix}$$



$$f(A) = Pf(J)P^{-1}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 5 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f(1) & 0 & 0 \\ 0 & f(2) & f'(2) \\ 0 & 0 & f(2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & -5 \end{bmatrix},$$

$$f(x) = e^{xt}, f'(x) = te^{xt}$$

$$e^{At} = \begin{bmatrix} 0 & 5 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e^{t} & 0 & 0 \\ 0 & e^{2t} & te^{2t} \\ 0 & 0 & e^{2t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & -5 \end{bmatrix},$$

$$= \begin{bmatrix} (1+15t)e^{2t} & 0 & -25te^{2t} \\ 0 & e^{t} & 0 \\ 9te^{2t} & 0 & (1-15t)e^{2t} \end{bmatrix}$$



$$f(A) = Pf(J)P^{-1}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 5 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f(1) & 0 & 0 \\ 0 & f(2) & f'(2) \\ 0 & 0 & f(2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & -5 \end{bmatrix},$$

$$f(x) = \cos(x), f'(x) = -\sin(x)$$

$$\cos(A) = \begin{bmatrix} 0 & 5 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2 & -\sin 2 \\ 0 & 0 & \cos 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & -5 \end{bmatrix},$$

$$= \begin{bmatrix} \cos 2 - 15\sin 2 & 0 & 25\sin 2 \\ 0 & \cos 1 & 0 \\ -9\sin 2 & 0 & \cos 2 + 15\sin 2 \end{bmatrix}$$



$$f(A) = Pf(J)P^{-1}$$

$$= \begin{bmatrix} 0 & 5 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f(1) & 0 & 0 \\ 0 & f(2) & f'(2) \\ 0 & 0 & f(2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 2 \\ 3 & 0 & -5 \end{bmatrix},$$

$$f(x) = \sin\left(\frac{3\pi x}{2}\right), f'(x) = \frac{3\pi}{2}\cos\left(\frac{3\pi x}{2}\right)$$

$$\sin\left(\frac{3\pi A}{2}\right) = \begin{bmatrix} 0 & 5 & 2\\ 1 & 0 & 0\\ 0 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0\\ 0 & 0 & -3\pi/2\\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0\\ -1 & 0 & 2\\ 3 & 0 & -5 \end{bmatrix},$$

$$= egin{bmatrix} -45\pi/2 & 0 & 75\pi/2 \ 0 & -1 & 0 \ -27\pi/2 & 0 & 45\pi/2 \end{bmatrix}$$



【例】: 已知
$$A = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 3 \end{bmatrix}$$
,求矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} \frac{k+1}{10^{k+1}} A^k$

$$\Re : \ \, \diamondsuit f(x) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{k+1}{10^{k+1}} x^k = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{k+1}{10} \left(\frac{x}{10}\right)^k = \sum_{k=0}^{\infty} \left[\left(\frac{x}{10}\right)^{k+1}\right]^* \\
= \left[\sum_{k=0}^{\infty} \left(\frac{x}{10}\right)^{k+1}\right]^* = \left[\sum_{k=1}^{\infty} \left(\frac{x}{10}\right)^k\right]^* = \left[\sum_{k=0}^{\infty} \left(\frac{x}{10}\right)^k\right]^* \\
f(x) = \left[\frac{1}{1 - \frac{x}{10}}\right]' = \frac{1}{10} \left(1 - \frac{x}{10}\right)^{-2} \qquad |x| < 10$$

$$\rho(A) = 2 < 10$$

$$f(A) = \frac{1}{10} (1 - \frac{A}{10})^{-2} = \frac{5}{128} \begin{bmatrix} 4 & 0 & 0 \\ 1 & 3 & 1 \\ 1 & -1 & 5 \end{bmatrix}$$



第 六 章 矩 阵 函 数

两种特殊矩阵函数的性质

(1)
$$e^{At} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} A^k t^k$$

(2)
$$\sin At = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k+1)!} A^{2k+1} t^{2k+1}$$

(3)
$$\cos At = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k)!} A^{2k} t^{2k}$$



由矩阵函数幂级数可以得到一些简单的推论:

$$(1) \quad e^{O_{n\times n}} = I_{n\times n}$$

$$(2) \quad e^{iA} = \cos A + i \sin A$$

(3)
$$\cos A = \frac{1}{2}(e^{iA} + e^{-iA})$$

(4)
$$\sin A = \frac{1}{2i} (e^{iA} - e^{-iA})$$

$$(5) \quad \sin(-A) = -\sin A$$

$$(6) \quad \cos(-A) = \cos A$$

【定理】: 设 $A, B \in C^{n \times n}$, 则当 $\underline{AB = BA}$ 时,有

(1)
$$e^{A+B} = e^A e^B = e^B e^A$$

- (2) $\sin(A+B) = \sin A \cos B + \cos A \sin B$
- (3) $\sin(2A) = 2\sin A \cos A$
- (4) $\cos(A+B) = \cos A \cos B \sin A \sin B$
- $(5) \quad \cos(2A) = \cos^2 A \sin^2 A$
- (6) $e^A e^{-A} = e^{-A} e^A = I$
- $(7) \quad \sin^2 A + \cos^2 A = I$

注意: 矩阵A与B的交换性条件是必不可少的.





提纲

- 1. 矩阵序列
- 2. 矩阵级数
- 3. 常见矩阵函数
- 4. 矩阵微积分
- 5. 广义逆矩阵
- 6. 广义特征值



【定义】

- •以变量t的函数为元素的矩阵 $A(t)=[a_{ij}(t)]_{m\times n}$ 称为函数矩阵。
- •若每个 $a_{ij}(t)$ 是定义在[a,b]上的连续、可微、可积函数,则称A(t)在[a,b]上是连续、可微、可积的。

导数
$$A'(t) = (a'_{ij}(t))_{m \times n}$$
 或 $\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} A(t) = (\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} a_{ij}(t))_{m \times n}$

积分
$$\int_{a}^{b} A(t) dt = \left[\int_{a}^{b} a_{ij}(t) dt \right]_{m \times n}.$$



第 六 章 矩 阵 函 数

【例】: 求函数矩阵A(t)的导数

$$A(t) = \begin{pmatrix} \sin t & \cos t & t \\ 2^t & e^t & t^2 \\ 0 & 1 & t^3 \end{pmatrix}$$

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}A(t) = \begin{pmatrix} \cos t & -\sin t & 1\\ 2^t \ln 2 & \mathrm{e}^t & 2t\\ 0 & 0 & 3t^2 \end{pmatrix}$$



【定理】设A(t)与B(t)是适当阶可微的矩阵,

(1)
$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}(A(t) + B(t)) = \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}A(t) + \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}B(t)$$

(2)当 $\lambda(t)$ 为可微函数时有

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}(\lambda(t)A(t)) = \left(\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\lambda(t)\right)A(t) + \lambda(t)\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}A(t)$$

(3)
$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}(A(t)B(t)) = \left(\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}A(t)\right)B(t) + A(t)\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}B(t)$$

(4)当u = f(t)关于t可微时,有

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}A(u) = f'(t)\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}u}A(u)$$

(5)当 $A^{-1}(t)$ 是可微矩阵时,有



运算法

【定理】设A(t)与B(t)是适当阶可微的矩阵,

(5)
$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} \left(A^{-1}(t) \right) = -A^{-1}(t) \left(\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} A(t) \right) A^{-1}(t).$$

$$A(t)A^{-1}(t)=I$$

两边求导

$$\frac{d}{dt}A(t)A^{-1}(t)+A(t)\frac{d}{dt}A^{-1}(t)=0$$

第 六 章 矩 阵 函 数

【定理】:

$$(1) \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} \mathrm{e}^{At} = A \mathrm{e}^{At} = \mathrm{e}^{At} A$$

(2)
$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\sin At = A\cos At = (\cos At)A$$

(3)
$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t}\cos At = -A\sin At = -(\sin At)A$$

【定理】设A(t)与B(t)是[a,b]上适当阶的可积矩

C和D是常数矩阵, λ 是常数,那么

(1)
$$\int_a^b (A(t) + B(t)) dt = \int_a^b A(t) dt + \int_a^b B(t) dt$$

(2)
$$\int_{a}^{b} \lambda A(t) dt = \lambda \int_{a}^{b} A(t) dt$$

(3)
$$\int_{a}^{a} \lambda A(t) dt = \lambda \int_{a}^{a} A(t) dt$$
$$\int_{a}^{b} A(t) C dt = \left(\int_{a}^{b} A(t) dt \right) C$$

$$\int_{a}^{b} DB(t) dt = D \int_{a}^{b} B(t) dt$$

- $\int_{a}^{b} DB(t) dt = D \int_{a}^{b} B(t) dt$ (4) 当A(t)在[a,b]上连续时,对任意 $t \in (a,b)$ 有 $\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}t} \left(\int_{a}^{t} A(\tau) \mathrm{d}\tau \right) = A(t)$ (5) 当A(t)在[a, b]上连续可微时,有

$$\int_{a}^{b} A'(t) dt = A(b) - A(a)$$

矩阵作变量的微积分

【定义】设f(X)是以矩阵 $X = (x_{ii})_{m \times n}$ 为自变量的

mn元函数,且如下数量函数的导数都存在

$$\frac{\partial f}{\partial x_{ii}} (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n)$$

规定f 对矩阵变量X的导数 $\frac{df}{dX}$ 为

$$\frac{\mathrm{d}f}{\mathrm{d}X} = \left(\frac{\partial f}{\partial x_{ij}}\right)_{m \times n} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_{11}} & \dots & \frac{\partial f}{\partial x_{1n}} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_{m1}} & \dots & \frac{\partial f}{\partial x_{mn}} \end{bmatrix}$$



第 六 章 矩 阵 函 数

【定义】当x是向量 $x = (x_1, x_2, ..., x_n)^T$,那么以其作为自变量的函数f(X)的导数

$$\frac{df}{d\mathbf{x}} = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n}\right)^{\mathrm{T}}$$

称为数量函数对向量变量的导数。

函数的梯度向量 grad f



【例】: 设
$$\alpha=\begin{bmatrix}a_1\\a_2\\ \vdots\\ a_n\end{bmatrix}$$
是给定的向量, $f(X)$ 是以向量 $X=\begin{bmatrix}x_1\\x_2\\ \vdots\\ x_n\end{bmatrix}$

作为变量的函数: $f(X)=\alpha^TX=X^T\alpha$,求 $\frac{df}{dX}$ 。

$$\frac{df}{dX} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = \alpha$$



【例】:设
$$A=[a_{ij}]_{n\times n}$$
是给定的矩阵, $X=\begin{bmatrix}x_1\\x_2\\\vdots\\x_n\end{bmatrix}$ 向
最变量,目 $f(X)=X^TAX$,求 $\frac{df}{d}$ 。

量变量,且
$$f(X)=X^TAX$$
,求 $\frac{df}{dX}$ 。

$$\frac{df}{dX} = A^T X + AX = (A^T + A)X$$

特别地当A是对称矩阵的时候, $\frac{df}{dX} = 2AX$



第 六 章 矩 阵 函 数

【例】: 设 $X=[x_{ii}]_{n\times n}$ 是矩阵变量,并且X非奇

异,令
$$f(X)=\det(X)$$
,求 $\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}X}f(X)$ 。
设 x_{ij} 的代数余子式 X_{ij}
 $\frac{\partial}{\partial x_{ij}}f(X)=X_{ij}$

$$\frac{d}{dX}f(X) = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{nn} \end{bmatrix}$$

$$=$$
det $(X)(X^{-1})^T$



用途

最小二乘问题: 当线性方程组Ax=b无解时, 对任意向量x都有 $Ax-b\neq 0$,那么使得函数 $||Ax-b||_2$ 最小的向量 x_0 称为最小二乘解,即 $||Ax_0-b||_2 = \min ||Ax-b||_2$ $|||||||Ax - b|||_{2}^{2} = (Ax - b)^{T}(Ax - b)$ $= \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{A} \boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{b} - \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{A} \boldsymbol{x} + \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{b}$ $\frac{\partial ||Ax-b||_{2}^{2}}{2} = 2(A^{T}A)x - 2A^{T}b = 0$ $(A^TA)x=A^Tb$



提纲

- •1. 矩阵序列
- •2. 矩阵级数
- •3. 常见矩阵函数
- •4. 矩阵微积分
- •5. 广义逆矩阵
- •6. 广义特征值

广义逆

设方阵 $A \in M_n$ 且 $\det(A) \neq 0$,那么存在逆矩阵 A^{-1} ,使得

 $A A^{-1} = A^{-1} A = E_{A}$

推广到长方阵

【定义】设 $A \in M_{m \times n}$, $X \in M_{n \times m}$ 满足下列等式中的某几 个或全部

$$(1) AXA = A$$

$$(2) XAX = X$$

(2) XAX = X Penrose方程

$$(3) (AX)^* = AX$$

$$(4) (XA)^* = XA$$

则称X为A的广义逆矩阵。

满足全部四个等式称为Moore-Penrose逆。



广义逆

$$(1) AXA = A$$

$$(2) XAX = X$$

Penrose方程

$$(3) (AX)^* = AX$$

$$(4)(XA)^* = XA$$

X满足Penrose方程中的第 (i_1) … (i_k) 等方程,则称X为A的 $\{i_1,\dots,i_k\}$ 逆,记为 $A^{(i_1,\dots,i_k)}$ 。

 $A^{(1,2,3,4)}$: Moore-Penrose逆,也记为 A^+



• 【定理】设 $A \in M_{m \times n}$,则A的Moore-Penrose逆 A^+ 存在且唯一。

证明: (存在性)

$$X = V \begin{bmatrix} \Sigma^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} U^*$$

(唯一性):根据定义验证两个必须相等

如果A不是可逆矩阵,则除Moore-Penrose逆 以外的广义逆矩阵都不是唯一的。



Moore-Penrose广义逆

• *A*+的计算

【定理】设 $A \in M_{m \times n}$ 的秩为r,且A的满秩分解

为
$$A=BC$$
,那么

$$A^{+}=C^{H}(CC^{H})^{-1}(B^{H}B)^{-1}B^{H}$$

$$\operatorname{rank}(A) = m \implies A^+ = A^* (AA^*)^{-1}$$

$$\operatorname{rank}(A) = n \implies A^{+} = (A^{*}A)^{-1}A^{*}$$





Moore-Penrose广义逆

• *A*+的计算

【例】: 求下列矩阵的Moore-Penrose逆

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$A^+ = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 \end{bmatrix}$$

Moore-Penrose广义逆

- 【性质】设 $A \in M_{m \times n}$,则
 - $(1) (A^+)^+ = A$
 - (2) $(A^+)^* = (A^*)^+$
 - (3) $(\lambda A)^+ = \lambda^+ A^+$,其中 $\lambda = 0, \lambda^+ = 0; \lambda \neq 0, \lambda^+ = 1/\lambda$
 - $(4) \operatorname{rank}(A^+) = \operatorname{rank}(A)$
 - (5) $AA^+ = I_m$ 的充分必要条件是 rank(A) = m
 - (6) $A^+A = I_n$ 的充分必要条件是 rank(A) = n

4.1.14

Moore-Penrose广义逆

【用途】线性方程组求解

定理: 设 $A \in M_{m \times n}$, $b \in F^m$, 则线性方程组Ax = b有解的充分必要条件是

$$AA^{+}\boldsymbol{b} = \boldsymbol{b}$$

且通解为

$$\boldsymbol{x} = A^{+}\boldsymbol{b} + (I - A^{+}A)\boldsymbol{y}$$

其中 $y \in F^n$ 是任意向量。

Moore-Penrose广义逆

【用途】线性方程组求解

唯一解: 当且仅当 $A^+A = I$, 即 rank(A) = n

极小范数解:线性方程组的无穷多个解中2范数最小

的解,即 $\|x_0\|_2 = \min_{Ax=b} \|x\|_2$

最小二乘解:线性方程组不存在严格意义的解时的最优解



Moore-Penrose广义逆

【用途】线性方程组求解

定理: 设 $A \in M_{m \times n}$, $b \in F^m$, 且Ax = b有解,则它的唯一极小范数解为

$$\boldsymbol{x}_0 = A^+ \boldsymbol{b}$$

极小范数解:

$$||\mathbf{x}||_{2}^{2} = \mathbf{x}^{T} \mathbf{x} = [A^{+} \mathbf{b} + (I - A^{+} A) \mathbf{y}]^{T} [A^{+} \mathbf{b} + (I - A^{+} A) \mathbf{y}]$$

$$= ||\mathbf{A}^{+} \mathbf{b}||_{2}^{2} + ||(I - A^{+} A) \mathbf{y}||_{2}^{2} + \mathbf{b}^{T} (A^{+})^{T} (I - A^{+} A) \mathbf{y}$$

$$+ \mathbf{y}^{T} (I - A^{+} A)^{T} A^{+} \mathbf{b}$$

$$= ||\mathbf{A}^{+} \mathbf{b}||_{2}^{2} + ||(I - A^{+} A) \mathbf{y}||_{2}^{2} \ge ||\mathbf{A}^{+} \mathbf{b}||_{2}^{2}$$
79



Moore-Penrose广义逆

【用途】线性方程组求解

定理: 设 $A \in M_{m \times n}$, $b \in F^m$, 且Ax = b有解,则它的唯一极小范数解为

$$\boldsymbol{x}_0 = A^+ \boldsymbol{b}$$

极小范数解的唯一性: 设 x_0 是极小范数解,则 $||x_0||_2 = ||A^+b||_2$

存在 y_0 使得 $x_0 = A^+b + (I - A^+A)y_0$,从而

$$||(I - A^{\dagger}A)\mathbf{y}_0||_2 = 0 \Rightarrow \mathbf{x}_0 = \mathbf{A}^{\dagger}\mathbf{b}$$



Moore-Penrose广义逆

【用途】线性方程组求解

定理: 设 $A \in M_{m \times n}$, $b \in F^m$, 方程组Ax = b的全部最小二乘解为

$$z = A^+ \boldsymbol{b} + (I - A^+ A) \boldsymbol{y}$$

其中 $y \in F^n$ 是任意向量。

第二六章 矩阵 函数

提纲

- •1. 矩阵序列
- •2. 矩阵级数
- •3. 常见矩阵函数
- •4. 矩阵微积分
- •5. 广义逆矩阵
- •6. 广义特征值



【定义】

• 设 $A, B \in M_n$ 是Hermite矩阵,且 B是Hermite 正定矩阵。若存在 $\lambda \in F$ 和向量 $\theta \neq x \in F^n$ 满足

$$Ax = \lambda Bx$$

则称λ为A相对于B的广义特征值,x为属于λ的广义特征向量。



第六章矩阵函数

• 广义特征值与广义特征向量

$$Ax = \lambda Bx$$

$$\langle AB - A \rangle x = 0$$

广义特征值满足:

$$\det(\lambda B - A) = 0$$



• 广义特征值与广义特征向量

例:已知下列矩阵A和B,求A关于B的广义特征值问题

$$A = \begin{bmatrix} 5 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad B = \begin{bmatrix} 18 & 2 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}$$

$$\det(\lambda B - A) = (2\lambda - 1)(16\lambda - 4)$$

$$\lambda_1 = \frac{1}{2}, \quad \lambda_2 = \frac{1}{4} \qquad k_1 \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad k_2 \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$$

【性质】

• 【定义】设 $B \in M_n$ 是Hermite正定矩阵。若列向量组 x_1 、 x_2 、...、 x_m 满足

$$\mathbf{x}_{i}^{*}B\mathbf{x}_{j}=0$$
 $(i \neq j; i, j = 1, 2, ..., m)$

则称向量组 x_1 、 x_2 、...、 x_m 按B正交;若还

有

$$\mathbf{x}_{i}^{*}B\mathbf{x}_{i}=1$$
 $(i=1,2,...,m)$

则称按B标准正交。



【性质】

【性质1】设B是Hermite正定矩阵,则按B正交的非零向量组线性无关。

【性质2】广义特征值都是实数,且有n个按B正交的广义特征向量,构成 F^n 的一组基。

【性质3】对应于不同广义特征值的广义特征向量按B正交。

