



**DUT**

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

# 矩阵分析简介



## 1. 矩阵序列

**定义1**  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty}$  为  $\mathbf{C}^{m \times n}$  中的矩阵序列, 其中  $\mathbf{A}_k = (a_{ij}^{(k)})$

又  $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 。如果  $\lim_{k \rightarrow \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}$  对  $i=1, 2, \dots, m$ ,  $j=1, 2, \dots, n$  均成立, 则称矩阵序列  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty}$  收敛, 而  $\mathbf{A}$  称为矩阵序列  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty}$  的极限, 记为  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{A}$ 。不收敛的矩阵序列称为发散的。



例1 讨论矩阵序列  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty}$  的收敛性。其中

解：根据定义，只须求出它的每一个元素的极限即可，因此它的极限为：

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k = \begin{pmatrix} \lim_{k \rightarrow \infty} \left(1 + \frac{1}{k}\right)^k & \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\sin k}{k} \\ \lim_{k \rightarrow \infty} 1 & \lim_{k \rightarrow \infty} e^{-k} \\ \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{2+k}{k} & \lim_{k \rightarrow \infty} \sqrt[k]{k} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} e & 0 \\ 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} = \mathbf{A}$$

由矩阵序列极限的定义可以看出，矩阵序列收敛的性质和数列收敛性质相似。

由定义可见， $\mathbf{C}^{m \times n}$  中的矩阵序列的收敛相当于  $mn$  个数列同时收敛。因此可以用初等分析的方法来研究它。

但同时研究  $mn$  个数列的极限未免繁琐，我们可以利用 **矩阵范数** 来研究矩阵序列的极限。





**定理1** 设  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty}$  为  $\mathbf{C}^{m \times n}$  中的矩阵序列,  $\|\cdot\|$  为  $\mathbf{C}^{m \times n}$  中的一种矩阵范数, 则矩阵序列  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty}$  收敛于矩阵  $\mathbf{A}$  的充要条件是  $\|\mathbf{A}_k - \mathbf{A}\|$  收敛于零。

证: 首先, 利用范数的等价性知, 对于  $\mathbf{C}^{m \times n}$  中的任意两个矩阵范数  $\|\cdot\|_t$  和  $\|\cdot\|_s$ , 存在常数  $c_1 \geq c_2 > 0$ , 使得

$$c_2 \cdot \|\mathbf{A}_k - \mathbf{A}\|_t \leq \|\mathbf{A}_k - \mathbf{A}\|_s \leq c_1 \cdot \|\mathbf{A}_k - \mathbf{A}\|_t$$

即有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}_k - \mathbf{A}\|_t = 0 = \lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}_k - \mathbf{A}\|_s$$

即收敛于零是一致的。

因此, 只需证明定理对一种特定的矩阵范数成立即可。



我们选取 $\infty$ -范数加以证明。根据 $\infty$ -范数的定义，对于  
 $1 \leq i \leq m$ ,  $1 \leq j \leq n$ , 均有

$$\begin{aligned} \left| a_{ij}^{(k)} - a_{ij} \right| &\leq \max_{1 \leq i \leq m} \left\{ \sum_{j=1}^n \left| a_{ij}^{(k)} - a_{ij} \right| \right\} = \| \mathbf{A}_k - \mathbf{A} \|_{\infty} \\ &\leq \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left| a_{ij}^{(k)} - a_{ij} \right| \end{aligned}$$

因此,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{A} \iff \lim_{k \rightarrow \infty} \| \mathbf{A}_k - \mathbf{A} \|_{\infty} = 0$$

证毕



推论 设  $\{A_k\}_{k=1}^{\infty}$ ,  $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$ , 并且  $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = A$ , 则  $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A_k\| = \|A\|$

证: 由  $\left| \|A_k\| - \|A\| \right| \leq \|A_k - A\|$ , 即结论成立。

需要指出的是, 此结论只是充分条件, 反过来不一定成立。

给定矩阵序列  $A_k = \begin{pmatrix} (-1)^k & \frac{1}{k+1} \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$  和矩阵  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$

显然有  $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A_k\|_F = \lim_{k \rightarrow \infty} \sqrt{|-1|^k + 1^2 + 2^2 + \frac{1}{(k+1)^2}} = \sqrt{6} = \|A\|_F$

但是矩阵序列  $A_k$  不收敛, 故更不收敛于矩阵  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$ 。



性质1 设  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty}$  和  $\{\mathbf{B}_k\}_{k=1}^{\infty}$  为  $\mathbf{C}^{m \times n}$  中的矩阵序列, 并且

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{A}, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{B}_k = \mathbf{B}$$

则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (\alpha \mathbf{A}_k + \beta \mathbf{B}_k) = \alpha \mathbf{A} + \beta \mathbf{B}, \quad \forall \alpha, \beta \in \mathbf{C}$$

证 由  $\|(\alpha \mathbf{A}_k + \beta \mathbf{B}_k) - (\alpha \mathbf{A} + \beta \mathbf{B})\| = \|\alpha(\mathbf{A}_k - \mathbf{A}) - \beta(\mathbf{B}_k - \mathbf{B})\|$

$$\leq |\alpha| \cdot \|\mathbf{A}_k - \mathbf{A}\| + |\beta| \cdot \|\mathbf{B}_k - \mathbf{B}\|$$

由定理1, 即结论成立。





性质2 设  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty}$  和  $\{\mathbf{B}_k\}_{k=1}^{\infty}$  分别为  $\mathbf{C}^{m \times n}$  和  $\mathbf{C}^{n \times l}$  中的矩阵序列,

并且

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{A}, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{B}_k = \mathbf{B}$$

则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k \mathbf{B}_k = \mathbf{A} \mathbf{B}$$

证 由

$$\begin{aligned} \|\mathbf{A}_k \mathbf{B}_k - \mathbf{A} \mathbf{B}\| &= \|\mathbf{A}_k \mathbf{B}_k - \mathbf{A}_k \mathbf{B} + \mathbf{A}_k \mathbf{B} - \mathbf{A} \mathbf{B}\| \\ &\leq \|\mathbf{B}\| \cdot \|\mathbf{A}_k - \mathbf{A}\| + \|\mathbf{A}_k\| \cdot \|\mathbf{B}_k - \mathbf{B}\| \end{aligned}$$

由定理1和推论可知, 结论成立。





性质3 设  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty} \in \mathbf{C}^{n \times n}$  中的矩阵序列,  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{A}$  并且

$\mathbf{A}_k (k=1, 2, \dots)$  和  $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{n \times n}$  均为可逆矩阵, 则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k^{-1} = \mathbf{A}^{-1}$$

证 因为  $(\mathbf{A}_k)^{-1}$  和  $\mathbf{A}^{-1}$  存在, 所以  $\lim_{k \rightarrow \infty} \det(\mathbf{A}_k) = \det(\mathbf{A}) \neq 0$ ,

又有  $\lim_{k \rightarrow \infty} \tilde{\mathbf{A}}_k = \lim_{k \rightarrow \infty} \tilde{\mathbf{A}} \neq 0$ ,

$$\tilde{\mathbf{A}}_k = \begin{pmatrix} \det(\bar{\mathbf{A}}_{11}^{(k)}) & \det(\bar{\mathbf{A}}_{21}^{(k)}) & \cdots & \det(\bar{\mathbf{A}}_{n1}^{(k)}) \\ \det(\bar{\mathbf{A}}_{12}^{(k)}) & \det(\bar{\mathbf{A}}_{22}^{(k)}) & \cdots & \det(\bar{\mathbf{A}}_{n2}^{(k)}) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \det(\bar{\mathbf{A}}_{1n}^{(k)}) & \det(\bar{\mathbf{A}}_{2n}^{(k)}) & \cdots & \det(\bar{\mathbf{A}}_{nn}^{(k)}) \end{pmatrix}$$

其中  $\det \left( \left( \bar{\mathbf{A}}_{ij}^{(k)} \right)_{(n-1) \times (n-1)} \right) \quad i, j = 1, 2, \dots, n$  为  $\mathbf{A}_k$  的第  $ij$  个代数余子式。



于是,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (A_k)^{-1} = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\tilde{A}_k}{\det(A_k)} = \frac{\tilde{A}}{\det(A)} = A^{-1}$$

注意, 性质3中条件  $A_k (k=1, 2, \dots)$  和  $A$  均为可逆的是不可少的。

因为即使  $A_k (k=1, 2, \dots)$  可逆也不能保证  $A$  一定可逆。

例如,  $A_k = \begin{pmatrix} 1 + \frac{1}{k} & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ , 对于  $A_k (k=1, 2, \dots)$  都有  $(A_k)^{-1} = \begin{pmatrix} k & k \\ -k & k+1 \end{pmatrix}$

但是  $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} = A$  不可逆。



在矩阵序列中，最常见的是由一个方阵的幂构成的序列。  
关于这样的矩阵序列有以下的概念和收敛定理。

**定义** 设  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ，若  $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$ ，则称  $A$  为**收敛矩阵**。

**例 2** 设  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ，证明  $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$  的充分必要条件是  $\rho(A) < 1$ 。

**证 必要性** 由定理1知  $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$  的充分必要条件是对任意一种矩阵范数  $\|\cdot\|$  均有  $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^k\| = 0$ 。因此对充分大的  $k$ ，必有  $\|A^k\| < 1$

因此得

$$(\rho(A))^k = \rho(A^k) \leq \|A^k\| < 1$$

利用矩阵谱半径的定义以及相容矩阵范数的性质有：

$$\rho(A) < 1$$



**充分性** 根据定理2.8, 对于  $\varepsilon = \frac{1}{2}(1 - \rho(\mathbf{A})) > 0$  一定存在一种相容的矩阵范数  $\|\cdot\|$ , 使得  $\|\mathbf{A}\| \leq \rho(\mathbf{A}) + \varepsilon$ 。

又根据相容矩阵范数的性质有, 再注意到上述关系式中

$$\rho(\mathbf{A}) + \varepsilon = \frac{1}{2}(1 + \rho(\mathbf{A})) < 1$$

那么

$$\|\mathbf{A}^k\| \leq \|\mathbf{A}\|^k \leq (\rho(\mathbf{A}) + \varepsilon)^k \leq q^k < 1 \quad (0 < q < 1)$$

于是,  $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}^k\| = 0$  根据定理1 即知  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = 0$ 。

**推论** 设  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ,  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = 0$  的充分必要条件是

存在  $\mathbb{C}^{n \times n}$  上的某种范数  $\|\cdot\|$ , 使得  $\|\mathbf{A}\| < 1$

$$\rho(\mathbf{A}) < 1$$



$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = 0$$



$$\|\mathbf{A}\| < 1$$



练习题 判断对下列矩阵是否有  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = \mathbf{0}$

$$(1) \mathbf{A} = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 1 & -8 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}, \quad (2) \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0.2 & 0.1 & 0.2 \\ 0.5 & 0.5 & 0.4 \\ 0.1 & 0.3 & 0.2 \end{pmatrix}$$

解: (1) 取  $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & -8 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}$ , 则  $\lambda(\mathbf{A}) = \frac{1}{6} \lambda(\mathbf{B})$ , 令

$$\det(\lambda \mathbf{I} - \mathbf{B}) = \begin{vmatrix} \lambda - 1 & 8 \\ 2 & \lambda - 1 \end{vmatrix} = (\lambda - 1)^2 - 16 = (\lambda - 5)(\lambda + 3) = 0$$

得  $\lambda_1(\mathbf{B}) = 5$ ,  $\lambda_2(\mathbf{B}) = -3$ , 进而得  $\lambda_1(\mathbf{A}) = \frac{5}{6}$ ,  $\lambda_2(\mathbf{A}) = -\frac{1}{2}$ 。

于是,  $\rho(\mathbf{A}) = \frac{5}{6} < 1$  故  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = \mathbf{0}$ 。

(2) 因为  $\|\mathbf{A}\|_1 = 0.9 < 1$ , 由推论, 故  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = \mathbf{0}$



## 2 矩阵级数

**定义2** 设  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty}$  为  $\mathbf{C}^{m \times n}$  中的矩阵序列，称

$$\mathbf{A}_1 + \mathbf{A}_2 + \cdots + \mathbf{A}_k + \cdots$$

为由矩阵序列  $\{\mathbf{A}_k\}_{k=1}^{\infty}$  构成的矩阵级数，记为  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$ 。

**定义3** 记  $\mathbf{S}_k = \sum_{i=1}^k \mathbf{A}_i$ ，称之为矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  的前  $k$  项部分和。

若矩阵序列  $\{\mathbf{S}_k\}_{k=1}^{\infty}$  收敛且  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{S}_k = \mathbf{S}$ ，则称矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  收敛，

而矩阵  $\mathbf{S}$  称为矩阵级数的和矩阵，记为  $\mathbf{S} = \sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$ 。不收敛的矩阵级数称为发散的。

显然，和  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{S} = (s_{ij})$  的意义指的是： $\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)} = s_{ij}$

( $i = 1, 2, \cdots, m, \quad j = 1, 2, \cdots, n$ ) 即  $m \times n$  个数项级数  $\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}$  均为收敛的。



例 研究矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} A_k$  的收敛性，其中

解：因为

$$S_N = \sum_{k=0}^N A_k = \begin{pmatrix} \sum_{k=0}^N \frac{1}{(k+1)(k+2)} & \sum_{k=0}^N \frac{1}{2^{k+1}} \\ 0 & \frac{\pi}{3} \left( \sum_{k=0}^N \frac{1}{4^{k+1}} \right) \end{pmatrix}, \quad k=1, 2, \dots,$$

于是

$$S = \lim_{N \rightarrow \infty} S_N = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & \frac{4}{3}\pi \end{pmatrix}$$

故矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} A_k$  收敛，且和为S。





**例3** 设 $A$ 为 $n$ 阶方阵, 证明: 矩阵级数  $I_n + A + A^2 + \cdots + A^k + \cdots$  收敛 ( $A_0 = I_n$ ) 的充要条件是  $\rho(A) < 1$ , 而且矩阵级数收敛时有

$$\sum_{k=0}^{\infty} A^k = (I_n - A)^{-1}$$

**证 必要性** 若矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} A^k$  收敛, 则有  $S = \lim_{k \rightarrow \infty} S_k$ 。又级数  $I_n + A + A^2 + \cdots + A^k + \cdots$  的前 $k$ 项部分和与前 $k+1$ 项部分和分别为

$$S_k = I_n + A + A^2 + \cdots + A^{k-1}, \quad S_{k+1} = I_n + A + A^2 + \cdots + A^k$$

因此  $A^k = S_{k+1} - S_k$ , 利用极限运算法则有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = \lim_{k \rightarrow \infty} [S_{k+1} - S_k] = 0$$

根据例2,  $\rho(A) < 1$ 。

★ 级数收敛的必要条件是通项的极限为0。



**充分性** 由  $\mathbf{A}\mathbf{S}_k = \mathbf{A}(\mathbf{I} + \mathbf{A} + \cdots + \mathbf{A}^{k-1}) = \mathbf{A} + \mathbf{A}^2 + \cdots + \mathbf{A}^k$

则有  $\mathbf{S}_k - \mathbf{A}\mathbf{S}_k = \mathbf{I} - \mathbf{A}^k$ ,  $(\mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{S}_k = \mathbf{I} - \mathbf{A}^k$

由  $\rho(\mathbf{A}) < 1$ , 则存在某种范数  $\|\cdot\|$ , 使得  $\|\mathbf{A}\| < 1$ , 且  $(\mathbf{I} - \mathbf{A})$  可逆

又有  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = 0$ , 根据矩阵序列极限法则, 有

$$\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^k = \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{S}_k = \lim_{k \rightarrow \infty} [(\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1} (\mathbf{I} - \mathbf{A}^k)] = (\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1} \lim_{k \rightarrow \infty} (\mathbf{I} - \mathbf{A}^k) = (\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1}.$$

**计算**  $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^k$ , 其中  $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0.1 & 0.7 \\ 0.3 & 0.6 \end{pmatrix}$ 。由于  $\|\mathbf{A}\|_{\infty} = 0.9 < 1$ , 故

$\rho(\mathbf{A}) < 1$ , 从而  $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^k$  收敛, 且有

$$\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^k = (\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1} = \begin{pmatrix} 0.9 & -0.7 \\ -0.3 & 0.4 \end{pmatrix}^{-1} = \frac{2}{3} \begin{pmatrix} 4 & 7 \\ 3 & 9 \end{pmatrix}$$



矩阵级数收敛的定义与数项级数的定义没有本质的区别，我们有一些类似于数项级数的概念和结论。

**定义4** 设  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  为  $\mathbf{C}^{m \times n}$  中的矩阵级数，其中  $\mathbf{A}_k = (a_{ij}^{(k)})$ 。  
如果  $\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}$  对任意的  $1 \leq i \leq m$ ,  $1 \leq j \leq n$  均为绝对收敛的，则称  
矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  绝对收敛。

对比矩阵级数绝对收敛的定义以及高等数学中的数项级数的绝对收敛的定义可以得出矩阵级数收敛的一些性质。



性质5 矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  为绝对收敛的充分必要条件是正项级数

$\sum_{k=1}^{\infty} \|\mathbf{A}_k\|$  收敛。

利用矩阵范数的等价性，只需证明对于 $\infty$ -范数定理成立即可。

证 必要性 如果  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  是绝对收敛的，由定义即对任意的  $1 \leq i \leq m$ ,  $1 \leq j \leq n$  ,  $\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}$  均绝对收敛，即存在充分大的  $N$  和一个与  $N$  无关的正数  $M$ ，使得

$$\sum_{k=1}^N |a_{ij}^{(k)}| < M, \quad (i = 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, n)$$

从而有

$$\sum_{k=1}^N \|\mathbf{A}_k\|_{\infty} = \sum_{k=1}^N \left( \max_i \sum_{j=1}^n |a_{ij}^{(k)}| \right) = \max_i \left\{ \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^N |a_{ij}^{(k)}| \right\} \leq \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^N |a_{ij}^{(k)}| < nm \cdot M$$

因此  $\sum_{k=1}^{\infty} \|\mathbf{A}_k\|_{\infty}$  为收敛的正项级数。





DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

充分性 如果  $\sum_{k=1}^{\infty} \|\mathbf{A}_k\|_{\infty}$  为收敛的正项级数, 那么有

$$\sum_{k=1}^N |a_{ij}^{(k)}| \leq \sum_{k=1}^N \|\mathbf{A}_k\|_{\infty} < M \quad i=1,2,\cdots,m, \quad j=1,2,\cdots,n$$

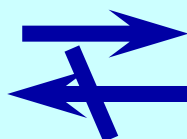
可知  $m \times n$  个级数  $\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}$  均为绝对收敛的, 利用定义4可知矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  是绝对收敛的。





**性质 4** 若矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  是绝对收敛, 则它一定是收敛的, 并且任意调换各项的顺序所得到的级数还是收敛的, 且级数和不变。

绝对收敛



收敛

**性质6** 设  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  为  $\mathbf{C}^{m \times n}$  中的绝对收敛的矩阵级数,  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{B}_k$  为  $\mathbf{C}^{n \times l}$  中的绝对收敛的级数, 并且  $\mathbf{A} = \sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$ ,  $\mathbf{B} = \sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{B}_k$ , 则  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k \cdot \sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{B}_k$  按任何方式排列得到的级数也是绝对收敛的, 且和为  $\mathbf{AB}$ .





$$\begin{aligned}\sum_{k=1}^{\infty} A_k \cdot \sum_{k=1}^{\infty} B_k &= (A_1 + A_2 + \cdots + A_p + \cdots)(B_1 + B_2 + \cdots + B_p + \cdots) \\&= A_1 B_1 + A_1 B_2 + A_1 B_3 + \cdots + A_1 B_p + \cdots \\&\quad + A_2 B_1 + A_2 B_2 + A_2 B_3 + \cdots + A_2 B_p + \cdots \\&\quad + A_3 B_1 + A_3 B_2 + A_3 B_3 + \cdots + A_3 B_p + \cdots \\&\quad + \cdots \\&\quad + A_p B_1 + A_p B_2 + A_p B_3 + \cdots + A_p B_p + \cdots \\&\quad + \cdots \\&= \sum_{k=1}^{\infty} C_k, \quad C_k = \sum_{i,j} A_i B_j\end{aligned}$$

有限项和





证 因为矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  和  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{B}_k$  均为绝对收敛的, 故存在正数  $M_A$ 、 $M_B$  使得对任意的正整数  $p$ , 均有,

$$\sum_{k=1}^p \|\mathbf{A}_k\|_{\infty} \leq M_A \quad \sum_{k=1}^p \|\mathbf{B}_k\|_{\infty} \leq M_B$$

按任意排列方式得到的矩阵级数部分和  $\sum_{k=1}^p \mathbf{C}_k$ ,  $\mathbf{C}_k = \sum_{i,j} \mathbf{A}_i \mathbf{B}_j$

均满足 
$$\sum_{k=1}^p \|\mathbf{C}_k\|_{\infty} \leq \sum_{k=1}^p \sum_{i,j} \|\mathbf{A}_i \mathbf{B}_j\|_{\infty} \leq \sum_{k=1}^{N_i} \|\mathbf{A}_k\|_{\infty} \cdot \sum_{k=1}^{N_j} \|\mathbf{B}_k\|_{\infty} \leq M_A \cdot M_B$$

其中, 设  $N_i$ 、 $N_j$  是构成  $\mathbf{C}_k$  ( $k=1, 2, \dots, p$ ) 的  $\mathbf{A}_i$ 、 $\mathbf{B}_j$

角标的最大者。因此  $\sum_{k=1}^{\infty} \|\mathbf{C}_k\|_{\infty}$  是一个有上界的正项级数, 故收敛。



$$\begin{aligned}\sum_{k=1}^{\infty} C_k &= \sum_{k=1}^{\infty} A_k \cdot \sum_{k=1}^{\infty} B_k = \\ &= A_1 B_1 + A_1 B_2 + A_1 B_3 + \cdots + A_1 B_p + \cdots \\ &+ A_2 B_1 + A_2 B_2 + A_2 B_3 + \cdots + A_2 B_p + \cdots \\ &+ A_3 B_1 + A_3 B_2 + A_3 B_3 + \cdots + A_3 B_p + \cdots \\ &+ \cdots \\ &+ A_p B_1 + A_p B_2 + A_p B_3 + \cdots + A_p B_p + \cdots \\ &+ \cdots\end{aligned}$$

柯西积:  $C_1 = A_1 B_1, \quad C_2 = A_1 B_2 + A_2 B_1,$

$$C_3 = A_1 B_3 + A_2 B_2 + A_3 B_1, \quad C_k = \sum_{i+j=k+1} A_i B_j,$$



$$\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{C}_k = \sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k \cdot \sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{B}_k =$$

$$\begin{aligned} &= \mathbf{A}_1 \mathbf{B}_1 + \mathbf{A}_1 \mathbf{B}_2 + \mathbf{A}_1 \mathbf{B}_3 + \cdots + \mathbf{A}_1 \mathbf{B}_p + \cdots \\ &\quad + \mathbf{A}_2 \mathbf{B}_1 + \mathbf{A}_2 \mathbf{B}_2 + \mathbf{A}_2 \mathbf{B}_3 + \cdots + \mathbf{A}_2 \mathbf{B}_p + \cdots \\ &\quad + \mathbf{A}_3 \mathbf{B}_1 + \mathbf{A}_3 \mathbf{B}_2 + \mathbf{A}_3 \mathbf{B}_3 + \cdots + \mathbf{A}_3 \mathbf{B}_p + \cdots \\ &\quad + \cdots \\ &\quad + \mathbf{A}_p \mathbf{B}_1 + \mathbf{A}_p \mathbf{B}_2 + \mathbf{A}_p \mathbf{B}_3 + \cdots + \mathbf{A}_p \mathbf{B}_p + \cdots \\ &\quad + \cdots \end{aligned}$$

$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{A}_1 \mathbf{B}_1, \quad \mathbf{C}_2 = \mathbf{A}_1 \mathbf{B}_2 + \mathbf{A}_2 \mathbf{B}_1 + \mathbf{A}_2 \mathbf{B}_2,$$

$$\mathbf{C}_3 = \mathbf{A}_3(\mathbf{B}_1 + \mathbf{B}_2 + \mathbf{B}_3) + (\mathbf{A}_1 + \mathbf{A}_2)\mathbf{B}_3, \quad \mathbf{C}_p = \mathbf{A}_p \sum_{i=1}^p \mathbf{B}_i + \sum_{i=1}^{p-1} \mathbf{A}_i \mathbf{B}_p,$$



记  $C_k = A_k \sum_{i=1}^k B_i + \sum_{i=1}^{k-1} A_i B_k, \quad (k = 1, 2, \dots)$

级数  $\sum_{k=1}^{\infty} C_k$  的前  $p$  项的部分和为:

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^p C_k &= \sum_{k=1}^p \left( A_k \sum_{i=1}^k B_i + B_k \sum_{i=1}^{k-1} A_i \right) \\ &= \sum_{k=1}^p A_k (B_1 + B_2 + \dots + B_k) + \sum_{k=1}^p B_k (A_1 + A_2 + \dots + A_{k-1}) \\ &= (A_1 + A_2 + \dots + A_p) (B_1 + B_2 + \dots + B_p) = \sum_{k=1}^p A_k \cdot \sum_{k=1}^p B_k \end{aligned}$$

利用极限的运算法则有  $\sum_{k=1}^{\infty} C_k = AB$

**性质7** 设  $P \in \mathbb{C}^{p \times m}$  和  $Q \in \mathbb{C}^{n \times q}$  为给定矩阵, 如果  $m \times n$  型矩阵级数  $\sum_{k=0}^{\infty} A_k$  收敛 (或绝对收敛), 则  $p \times q$  矩阵级数  $\sum_{k=0}^{\infty} P A_k Q$  也收敛 (或绝对收敛), 且有等式

$$\sum_{k=0}^{\infty} P A_k Q = \left( \sum_{k=0}^{\infty} A_k \right) Q$$

证 设  $\sum_{k=0}^{\infty} A_k$  收敛于矩阵  $S$ , 即  $S = \sum_{k=0}^{\infty} A_k = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^n A_k$ , 而由等式

$$\sum_{k=0}^n P A_k Q = P \left( \sum_{k=0}^n A_k \right) Q \quad \text{取极限即得:}$$

$$\sum_{k=0}^{\infty} P A_k Q = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^n P A_k Q = P \left( \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^n A_k \right) Q = P S Q = P \left( \sum_{k=0}^{\infty} A_k \right) Q$$

$$\text{即 } \sum_{k=0}^{\infty} P A_k Q \text{ 收敛, 且有 } \sum_{k=0}^{\infty} P A_k Q = P \left( \sum_{k=0}^{\infty} A_k \right) Q$$



现设  $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}_k$  绝对收敛，由矩阵级数性质5知， $\sum_{k=0}^{\infty} \|\mathbf{A}_k\|$  收敛，又

$$\|\mathbf{P}\mathbf{A}_k\mathbf{Q}\| \leq \|\mathbf{P}\| \|\mathbf{A}_k\| \|\mathbf{Q}\|$$

利用比较判别法，即知级数  $\sum_{k=0}^{\infty} \|\mathbf{P}\mathbf{A}_k\mathbf{Q}\|$  收敛，再利用矩阵级数性质5，便知矩阵级数  $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{P}\mathbf{A}_k\mathbf{Q}$  绝对收敛。

绝对收敛

$$\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{P}\mathbf{A}_k\mathbf{Q} = \mathbf{P} \left( \sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}_k \right) \mathbf{Q}$$

乘积运算和无穷和运算可交换



## 二、矩阵幂级数

**定理2** 设  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k t^k$  为收敛半径为  $r$  的幂级数,  $A$  为  $n$  阶方阵, 则

(1)  $\rho(A) < r$  时, 矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$  绝对收敛;

(2)  $\rho(A) > r$  时, 矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$  发散。





证 (1) 如果  $\rho(\mathbf{A}) < r$  , 根据矩阵范数的性质, 对于  $\varepsilon = \frac{1}{2}[r - \rho(\mathbf{A})] > 0$ , 一定存在一种相容的矩阵范数  $\|\cdot\|$  , 使得

$$\|\mathbf{A}\| \leq \rho(\mathbf{A}) + \varepsilon = \rho(\mathbf{A}) + \frac{1}{2}r - \frac{1}{2}\rho(\mathbf{A}) = \frac{r + \rho(\mathbf{A})}{2} < r$$

因此, 数项级数  $\sum_{k=0}^{\infty} |a_k| \|\mathbf{A}\|^k$  收敛, 又

$$\|a_k \mathbf{A}^k\| = |a_k| \|\mathbf{A}^k\| \leq |a_k| \|\mathbf{A}\|^k$$

再由数项级数比较判别法可知,  $\sum_{k=0}^{\infty} \|a_k \mathbf{A}^k\|$  收敛。

再利用矩阵级数性质2知,  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k \mathbf{A}^k$  绝对收敛。



(2) 如果  $\rho(A) > r$ , 设  $A\mathbf{x} = \lambda_i \mathbf{x}$ , 其中  $|\lambda_i| = \rho(A)$ , 且  $\mathbf{x}$  为单位长度特征向量。下面用反证法证明矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$  发散。如果它是收敛的, 则利用矩阵收敛的性质4知, 数项级数

$$\infty > \mathbf{x}^H \left( \sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k \right) \mathbf{x} = \sum_{k=0}^{\infty} a_k (\mathbf{x}^H A^k \mathbf{x}) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k \lambda_i^k$$

也收敛。但  $|\lambda_i| = \rho(A) > r$ , 数项级数  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k$  在收敛圆外是发散的。

故  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k \lambda_i^k$  应该是发散的, 因此矛盾, 故结论 (2) 成立。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

经过简单的变换便可得到如下推论：

**推论1** 设  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k (z - z_0)^k$  为收敛半径为  $r$  的幂级数， $A$  为  $n$  阶方阵，

如果  $A$  的特征值均落在收敛圆内，即  $|\lambda - z_0| < r$ ，其中  $\lambda$  为  $A$  的任意特征值，则矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k (A - z_0 I)^k$  绝对收敛；若有某个  $\lambda_{i_0}$  使得  $|\lambda_{i_0} - z_0| > r$ ，则幂级数  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k (A - z_0 I)^k$  发散。



根据幂级数性质，幂级数的和函数是收敛圆内的解析函数（任意次可微，在任一点处均可展成**Taylor**级数），而一个圆内解析的函数可以展开成收敛的幂级数。于是，如果  $f(z)$  是  $|z - z_0| < r$  内的解析函数，其展成绝对收敛的幂级数为

$$f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k (z - z_0)^k$$

则当矩阵  $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$  的特征值落在收敛圆  $|z - z_0| < r$  内时，定义

$$f(A) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k (A - z_0 I)^k$$

并称之为  $A$  关于解析函数  $f(z)$  的**矩阵函数**。



例如，解析函数  $e^z = 1 + z + \frac{z^2}{2!} + \frac{z^3}{3!} + \dots \quad (|z| < +\infty)$

$$\sin z = z - \frac{z^3}{3!} + \frac{z^5}{5!} - \dots \quad (|z| < +\infty) \quad \cos z = 1 - \frac{z^2}{2!} + \frac{z^4}{4!} - \dots \quad (|z| < +\infty)$$

$$(1 - z)^{-1} = 1 + z + z^2 + z^3 + \dots \quad (|z| < 1) \quad \ln(1 + z) = z - \frac{z^2}{2} + \frac{z^3}{3} - \dots \quad (|z| < 1)$$

矩阵指数函数为：  $e^{\mathbf{A}} = \mathbf{I} + \mathbf{A} + \frac{\mathbf{A}^2}{2!} + \frac{\mathbf{A}^3}{3!} + \dots \quad (\rho(\mathbf{A}) < +\infty)$

矩阵的三角函数为：

$$\cos \mathbf{A} = \mathbf{I} - \frac{\mathbf{A}^2}{2!} + \frac{\mathbf{A}^4}{4!} - \dots \quad (\rho(\mathbf{A}) < +\infty) \quad \sin \mathbf{A} = \mathbf{A} - \frac{\mathbf{A}^3}{3!} + \frac{\mathbf{A}^5}{5!} - \dots \quad (\rho(\mathbf{A}) < +\infty)$$

以及

$$(\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1} = \mathbf{I} + \mathbf{A} + \mathbf{A}^2 + \mathbf{A}^3 + \dots \quad (\rho(\mathbf{A}) < 1) \quad \ln(\mathbf{I} + \mathbf{A}) = \mathbf{A} - \frac{\mathbf{A}^2}{2} + \frac{\mathbf{A}^3}{3} - \dots \quad (\rho(\mathbf{A}) < 1)$$



现在利用矩阵的**Jordan**分解写出矩阵函数  $f(A)$  的具体表达式  
首先介绍一个引理

**引理1** 设  $f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k$  是收敛半径为  $r$  的幂级数,  $J$  是特征值为  $\lambda$  的  $n$  阶 **Jordan** 块阵, 且  $|\lambda| < r$ , 则

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



证 根据定理2,  $\rho(J) = |\lambda_{\max}| < r$  故, 矩阵级数  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k J^k$  是收敛的, 记其和函数为  $f(J)$ 。先考虑它的前  $m+1$  项部分和  $S_{m+1} = \sum_{k=0}^m a_k J^k$

因为  $J = \lambda I + N$  其中  $N = \begin{pmatrix} 0 & 1 & & \mathbf{0} \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & 0 \end{pmatrix}, N^0 = I$  且

$$N^k = \begin{pmatrix} 0 & \cdots & 0 & 1 & \cdots & \mathbf{0} \\ & \ddots & & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & & \ddots & 1 \\ & & & \ddots & & 0 \\ & & & & \ddots & \vdots \\ & & & & & 0 \end{pmatrix} \begin{matrix} \leftarrow k+1 \text{列} \\ \\ \\ \leftarrow k \leq n-1, \text{ 或 } N^k = \mathbf{0}, k \geq n \\ \leftarrow n-k \text{行} \end{matrix}$$

注意到:  $(\lambda I)N = N(\lambda I), J^k = (\lambda I + N)^k$



因此

$$\mathbf{J}^k = \sum_{i=0}^k C_k^i \lambda^{k-i} \mathbf{N}^i = \lambda^k \mathbf{I}_n + C_k^1 \lambda^{k-1} \mathbf{N} + \cdots + C_k^i \lambda^{k-i} \mathbf{N}^i + \cdots$$

$$= \begin{pmatrix} \lambda^k & C_k^1 \lambda^{k-1} & \cdots & C_k^i \lambda^{k-i} & \cdots & C_k^{n-1} \lambda^{k-n+1} \\ & \lambda^k & C_k^1 \lambda^{k-1} & & & \\ & & \ddots & \ddots & & \\ & & & \lambda^k & C_k^1 \lambda^{k-1} & \\ & & & & \lambda^k & \end{pmatrix}$$

其中  $i \leq \min \{k, n-1\}$ ,  $C_k^i = \frac{k(k-1)\cdots(k-i+1)}{i!}$

进一步, 有

$$\mathbf{S}_{m+1} = \sum_{k=0}^m a_k \mathbf{J}^k = \begin{pmatrix} \sum_{k=0}^m a_k \lambda^k & \sum_{k=0}^m a_k C_k^1 \lambda^{k-1} & \cdots & \sum_{k=0}^m a_k C_k^i \lambda^{k-i} & \sum_{k=0}^m a_k C_k^{n-1} \lambda^{k-n+1} \\ & \sum_{k=0}^m a_k \lambda^k & \sum_{k=0}^m a_k C_k^1 \lambda^{k-1} & \cdots & \sum_{k=0}^m a_k C_k^i \lambda^{k-i} \\ & & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & & \sum_{k=0}^m a_k \lambda^k & \sum_{k=0}^m a_k C_k^1 \lambda^{k-1} \\ & & & & \sum_{k=0}^m a_k \lambda^k \end{pmatrix}$$

注意到  $C_k^i = \frac{k(k-1)\cdots(k-i+1)}{i!}$ , 记  $S_{m+1}(\lambda) = \sum_{k=0}^m a_k \lambda^k$ , 则



$$\begin{aligned}\sum_{k=0}^m a_k C_k^i \lambda^{k-i} &= \sum_{k=i}^m a_k C_k^i \lambda^{k-i} = \frac{1}{i!} \sum_{k=i}^m a_k k(k-1)\cdots(k-i+1) \lambda^{k-i} \\ &= \frac{1}{i!} \left[ \sum_{k=i}^m a_k \left( \lambda^k \right)^{(i)} \right] = \frac{S_{m+1}^{(i)}(\lambda)}{i!}\end{aligned}$$

其中  $S_{m+1}^{(i)}(\lambda)$  表示  $S_{m+1}(\lambda)$  对  $\lambda$  的  $i$  阶导数。

$$S'_{m+1}(\lambda) = \sum_{k=i}^m a_k \cdot (\lambda^k)' = \sum_{k=i}^m a_k \cdot k \cdot \lambda^{k-1}$$

$$S''_{m+1}(\lambda) = \sum_{k=i}^m a_k \cdot k \cdot (k-1) \lambda^{k-2}$$

$$S_{m+1}^{(i)}(\lambda) = \sum_{k=i}^m a_k k(k-1)\cdots(k-i+1) \lambda^{k-i}, \text{ 故}$$



$$f(\mathbf{J}) = \lim_{m \rightarrow \infty} \mathbf{S}_{m+1} = \begin{pmatrix} f_{m+1}(\lambda) & S'f_{m+1}(\lambda) & \dots & \frac{f_{m+1}^{(i)}(\lambda)}{i!} & \dots & \frac{f_{m+1}^{(m-1)}(\lambda)}{(m-1)!} \\ & S'f_{m+1}(\lambda) & S'f_{m+1}'(\lambda) & & \ddots & \\ & & \ddots & \ddots & \ddots & \\ & & & \ddots & \ddots & \frac{f_{m+1}^{(i)}(\lambda)}{i!} \\ & & & & \ddots & \vdots \\ & & & & & S'f_{m+1}(\lambda) \\ & & & & & & S'f_{m+1}(\lambda) \end{pmatrix}$$

根据幂级数性质知，有  $\lim_{m \rightarrow \infty} S_{m+1}^{(i)}(\lambda) = f^{(i)}(\lambda)$ ，因此有



**推论2** 设  $f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k (z - z_0)^k$  是收敛半径为  $r$  的幂级数,  $J$  是特征值为  $\lambda$  的 Jordan 块, 且  $|\lambda - z_0| < r$ , 则

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



**推论3** 设  $f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k$  是收敛半径为  $r$  的幂级数,  $J$  是特征值为  $\lambda$  的  $n$  阶 **Jordan** 块阵, 且  $|t\lambda| < r$ , 则

$$f(t\mathbf{J}) = \begin{pmatrix} f(t\lambda) & t f'(t\lambda) & \cdots & \frac{t^{n-1} f^{(n-1)}(t\lambda)}{(n-1)!} \\ & f(t\lambda) & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & t f'(t\lambda) \\ & & & f(t\lambda) \end{pmatrix}$$



根据上面的引理和矩阵级数的性质，有

**定理3** 设  $f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k (z - z_0)^k$  为收敛半径为  $r$  的幂级数， $A$  为  $n$  阶方阵， $A = T J T^{-1}$  为其 **Jordan** 分解， $J = \text{diag}(J_1, J_2, \dots, J_s)$ 。当  $A$  的特征值均落在收敛圆内时，即  $|\lambda - z_0| < r$ ，其中  $\lambda$  为  $A$  的任意特征值，则矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{\infty} a_k (A - z_0 I)^k$  绝对收敛，并且和矩阵为

$$f(A) = T \text{diag}(f(J_1), f(J_2), \dots, f(J_s)) T^{-1}$$

其中  $f(J_i)$  的定义如表达式 (1)。





例4 设  $A = \begin{pmatrix} 3 & 0 & 8 \\ 3 & -1 & 6 \\ -2 & 0 & -5 \end{pmatrix}$ , 求  $\sin A$

解 根据矩阵A的Jordan分解

$$A = T J T^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & 4 & 1 \\ 1 & 3 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & & \\ & -1 & 1 \\ & & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & \frac{3}{2} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{2} \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

因此, 由

$$\begin{aligned} \sin A &= f(A) = T \operatorname{diag}(f(J_1), f(J_2)) T^{-1} \\ &= \begin{pmatrix} 0 & 4 & 1 \\ 1 & 3 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -\sin 1 & & \\ & -\sin 1 & \cos 1 \\ & & -\sin 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & \frac{3}{2} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{2} \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4\cos 1 - \sin 1 & 0 & 8\cos 1 \\ 3\cos 1 & -\sin 1 & 6\cos 1 \\ -2\cos 1 & 0 & -\sin 1 - 4\cos 1 \end{pmatrix} \end{aligned}$$



**例5** 设  $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 \\ 1 & 2 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{pmatrix}$ , 求  $e^{\mathbf{A}t}$

**解** 根据矩阵的**Jordan** 分解

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 2 & 1 \\ & & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix} \quad \text{则}$$

$$e^{\mathbf{A}t} = f(\mathbf{A}t) = \mathbf{T} \text{diag}(f(t\mathbf{J}_1), f(t\mathbf{J}_2)) \mathbf{T}^{-1}$$

$$e^{\mathbf{A}t} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e^t & & \\ & e^{2t} & te^{2t} \\ & & e^{2t} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (1+t)e^{2t} & te^{2t} & -te^{2t} \\ e^{2t} - e^t & e^{2t} & -e^{2t} + e^t \\ (1+t)e^{2t} - e^t & te^{2t} & e^t - te^{2t} \end{pmatrix}$$



我们还可以证明

( I )  $\forall \mathbf{A} \in \mathbf{C}^{n \times n}$ , 总有

$$(1) \sin(-\mathbf{A}) = -\sin \mathbf{A}, \quad \cos(-\mathbf{A}) = \cos \mathbf{A}$$

$$(2) e^{i\mathbf{A}} = \cos \mathbf{A} + i \sin \mathbf{A}, \quad \cos \mathbf{A} = \frac{1}{2}(e^{i\mathbf{A}} + e^{-i\mathbf{A}}), \quad \sin \mathbf{A} = \frac{1}{2i}(e^{i\mathbf{A}} - e^{-i\mathbf{A}})$$

( II )  $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbf{C}^{n \times n}$ , 且  $\mathbf{AB} = \mathbf{BA}$ , 则

$$(0) e^{\mathbf{A}} e^{\mathbf{B}} = e^{\mathbf{B}} e^{\mathbf{A}} = e^{\mathbf{A} + \mathbf{B}}$$

$$(1) \sin(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \sin \mathbf{A} \cos \mathbf{B} + \cos \mathbf{A} \sin \mathbf{B}$$

$$(2) \cos(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \cos \mathbf{A} \cos \mathbf{B} - \sin \mathbf{A} \sin \mathbf{B}$$

若  $\mathbf{A} = \mathbf{B}$ , 则  $\cos 2\mathbf{A} = \cos^2 \mathbf{A} - \sin^2 \mathbf{A}$ ,  $\sin 2\mathbf{A} = 2 \sin \mathbf{A} \cos \mathbf{A}$



需要指出的是, 对任何 $n$ 阶方阵 $A$ ,  $e^A$ 总是可逆矩阵。

$$e^A e^{-A} = e^{-A} e^A = e^O = I$$

$\sin A$ 和 $\cos A$ 不一定可逆. 例如  $A = \begin{pmatrix} \pi & 0 \\ 0 & \frac{\pi}{2} \end{pmatrix}$

$$\sin A = \begin{pmatrix} \sin \pi & 0 \\ 0 & \sin \frac{\pi}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\cos A = \begin{pmatrix} \cos \pi & 0 \\ 0 & \cos \frac{\pi}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$



### 三、函数矩阵的微积分

在研究微分方程组时，为了简化对问题的表达及求解过程，需要考虑以函数为元素的矩阵的微分和积分；在研究优化等问题时，则要碰到数量函数对向量变量或矩阵变量的导数，以及向量值或矩阵值函数对向量变量或矩阵变量的导数。





## 1 相对于数量变量的微分和积分

**定义5** 如果矩阵  $A(t) = (a_{ij}(t))_{m \times n}$  的每一个元素  $a_{ij}(t)$   $i = 1, 2, \dots, m$ ;  $j = 1, 2, \dots, n$  在  $[a, b]$  上均为变量  $t$  的可微函数, 则称  $A(t)$  可微, 且导数定义为

$$A'(t) = \frac{d}{dt} A(t) = \left( \frac{d}{dt} a_{ij}(t) \right)_{m \times n}$$

例如

$$A(t) = \begin{pmatrix} t + e^t & \sin t \\ t & 4 \end{pmatrix}, \quad \text{则} \quad A'(t) = \begin{pmatrix} 1 + e^t & \cos t \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

由定义 5 可以验证矩阵导数的如下运算性质.



**定理4** 设 $\mathbf{A}(t)$ 、 $\mathbf{B}(t)$ 是可进行运算的两个可微矩阵，则以下的运算规则成立

$$(1) \quad \frac{d}{dt}(\mathbf{A}(t) + \mathbf{B}(t)) = \frac{d}{dt}\mathbf{A}(t) + \frac{d}{dt}\mathbf{B}(t)$$

$$(2) \quad \frac{d}{dt}(\mathbf{A}(t)\mathbf{B}(t)) = \left(\frac{d}{dt}\mathbf{A}(t)\right) \cdot \mathbf{B}(t) + \mathbf{A}(t) \cdot \left(\frac{d}{dt}\mathbf{B}(t)\right)$$

$$(3) \quad \frac{d}{dt}(\alpha \mathbf{A}(t)) = \alpha \cdot \frac{d}{dt}\mathbf{A}(t), \text{ 其中 } \alpha \text{ 为任意常数}$$

(4) 当 $u=f(t)$ 关于 $t$ 可微时，有

$$\frac{d}{dt}(\mathbf{A}(u)) = f'(t) \frac{d}{du}\mathbf{A}(u)$$

(5) 当 $\mathbf{A}^{-1}(t)$ 为可微矩阵时，有

$$\frac{d}{dt}(\mathbf{A}^{-1}(t)) = -\mathbf{A}^{-1}(t) \left(\frac{d}{dt}\mathbf{A}(t)\right) \mathbf{A}^{-1}(t)$$





由于  $\frac{d}{dt}(A(t))$  仍是函数矩阵, 如果它仍是可导函数矩阵, 则可定义其二阶导数。不难给出函数矩阵的高阶导数:

$$\frac{d^k}{dt^k}(A(t)) = \frac{d}{dt} \left( \frac{d^{k-1}}{dt^{k-1}}(A(t)) \right)$$

**证:** (2) 设  $A(t) = (a_{ij}(t))_{m \times n}$ ,  $B(t) = (b_{ij}(t))_{n \times p}$  则

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}(A(t)B(t)) &= \frac{d}{dt} \left( \sum_{k=1}^n a_{ik}(t)b_{kj}(t) \right)_{m \times p} = \left( \sum_{k=1}^n \left[ \frac{d}{dt}(a_{ik}(t)b_{kj}(t)) \right] \right)_{m \times p} \\ &= \left[ \sum_{k=1}^n \left[ \frac{d}{dt}(a_{ik}(t)) \cdot b_{kj}(t) + a_{ik}(t) \cdot \frac{d}{dt}(b_{kj}(t)) \right] \right]_{m \times p} \\ &= \left[ \sum_{k=1}^n \left( \frac{d}{dt}(a_{ik}(t)) \right) \cdot b_{kj}(t) \right]_{m \times p} + \left[ \sum_{k=1}^n a_{ik}(t) \cdot \left( \frac{d}{dt}(b_{kj}(t)) \right) \right]_{m \times p} \\ &= \frac{d}{dt}(A(t))B(t) + A(t)\frac{d}{dt}B(t) \end{aligned}$$



(5) 由于  $A(t)^{-1}A(t)=I$ ，两端对  $t$  求导得

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

注：  $\frac{d}{dt}(A^m(t)) = m A^{m-1}(t) \frac{d}{dt}(A(t))$  不一定成立。

例如，  $m=2$

取  $A(t) = \begin{pmatrix} t^2 & t \\ 0 & t \end{pmatrix}$ ，  $A^2(t) = \begin{pmatrix} t^4 & t^3 + t^2 \\ 0 & t^2 \end{pmatrix}$ ，则  $\frac{d}{dt}(A(t)) = \begin{pmatrix} 2t & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ ，

$$\frac{d}{dt}(A^2(t)) = \begin{pmatrix} 4t^3 & 3t^2 + 2t \\ 0 & 2t \end{pmatrix}, \quad 2A(t) \frac{d}{dt}(A(t)) = 2 \begin{pmatrix} t^2 & t \\ 0 & t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2t & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4t^3 & 2t^2 + 2t \\ 0 & 2t \end{pmatrix}$$

故  $\frac{d}{dt}(A^2(t)) \neq 2A(t) \frac{d}{dt}(A(t))$ 。只有当  $A(t) \frac{d}{dt}(A(t)) = \frac{d}{dt}(A(t)) A(t)$  时成立。



**定理5** 设 $n$ 阶方阵 $A$ 与 $t$ 无关, 则有

$$(1) \quad \frac{d}{dt} e^{tA} = A e^{tA} = e^{tA} A$$

$$(2) \quad \frac{d}{dt} \sin(tA) = A \cdot \cos(tA) = \cos(tA) \cdot A$$

$$(3) \quad \frac{d}{dt} \cos(tA) = -A \cdot \sin(tA) = -\sin(tA) \cdot A$$

**证,** 只证 (1), (2) 和 (3) 的证明与 (1) 类似。

由  $e^{tA} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} A^k$  并利用绝对收敛的级数可以逐项求导的性质得

$$\begin{aligned} \frac{d(e^{tA})}{dt} &= \frac{d}{dt} \left( \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^k}{k!} A^k \right) = \left( \sum_{k=0}^{\infty} \frac{d}{dt} \left( \frac{t^k}{k!} \right) A^k \right) = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{t^{k-1}}{(k-1)!} A^k \\ &= A \left( \sum_{k=1}^{\infty} \frac{t^{k-1}}{(k-1)!} A^{k-1} \right) = \left( \sum_{k=1}^{\infty} \frac{t^{k-1}}{(k-1)!} A^{k-1} \right) A \Rightarrow A e^{tA} = e^{tA} A \end{aligned}$$



**定义6** 如果矩阵  $\mathbf{A}(t) = (a_{ij}(t))_{m \times n}$  的每一个元素  $a_{ij}(t)$  都是区间  $[t_0, t_1]$  上的可积函数, 则定义  $\mathbf{A}(t)$  在区间  $[t_0, t_1]$  上的积分为

$$\int_{t_0}^{t_1} \mathbf{A}(t) dt = \left( \int_{t_0}^{t_1} a_{ij}(t) dt \right)_{m \times n}$$

容易验证如下运算法则成立

$$(1) \int_{t_0}^{t_1} (\alpha \mathbf{A}(t) + \beta \mathbf{B}(t)) dt = \alpha \int_{t_0}^{t_1} \mathbf{A}(t) dt + \beta \int_{t_0}^{t_1} \mathbf{B}(t) dt \quad \forall \alpha, \beta \in \mathbf{C}$$

$$(2) \int_{t_0}^{t_1} (\mathbf{A}(t) \mathbf{B}) dt = \int_{t_0}^{t_1} \mathbf{A}(t) dt \mathbf{B}, \quad \text{其中 } \mathbf{B} \text{ 为常数矩阵;}$$

$$\int_{t_0}^{t_1} (\mathbf{A} \mathbf{B}(t)) dt = \mathbf{A} \int_{t_0}^{t_1} \mathbf{B}(t) dt, \quad \text{其中 } \mathbf{A} \text{ 为常数矩阵;}$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

(3) 当 $A(t)$ 在 $[a, b]$ 上连续可微时, 对任意  $t \in (a, b)$ , 有

$$\frac{d}{dt} \left( \int_a^t A(\tau) d\tau \right) = A(t)$$

(4) 当 $A(t)$ 在 $[a, b]$ 上连续可微时, 对任意  $t \in (a, b)$ , 有

$$\int_a^b \frac{d(A(t))}{dt} dt = A(b) - A(a)$$





## 2 相对于矩阵变量的微分

定义7 设  $X = (x_{ij})_{m \times n}$ , 函数  $f(\mathbf{X}) = f(x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}, x_{21}, \dots, x_{mn})$  为  $mn$  元的多元函数, 且  $\frac{\partial f}{\partial x_{ij}}$  ( $i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n$ ) 都存在, 定义  $f(\mathbf{X})$  对矩阵  $\mathbf{X}$  的导数为

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

注意: 导数矩阵是与自变量矩阵同阶的.



例6 设  $x = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)^T$ ,  $n$ 元函数  $f(x) = f(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ , 求  $\frac{df}{dx^T}$ ,  $\frac{df}{dx}$ , 和  $\frac{d^2 f}{dx^2}$ 。

解 根据定义有

$$\frac{df}{dx^T} = \left( \frac{\partial f}{\partial \xi_1}, \frac{\partial f}{\partial \xi_2}, \dots, \frac{\partial f}{\partial \xi_n} \right)$$

特别地, 以 $x$ 为自变量的函数的导数, 一般记为:

$$\nabla f(x) = \frac{df}{dx} = \left( \frac{\partial f}{\partial \xi_1}, \frac{\partial f}{\partial \xi_2}, \dots, \frac{\partial f}{\partial \xi_n} \right)^T$$

称为数量函数对向量变量的导数, 即为高等数学学过的函数的梯度向量, 也记为  $\text{grad } f$





数量函数对向量变量的二阶导数称为函数  $f$  的 **Hessian** 矩阵，它显然是对称的。记为

$$\begin{aligned} \mathbf{H}(\mathbf{x}) &= \nabla^2 f(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{d}^2 f}{\mathbf{d}\mathbf{x}^2} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial \xi_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial \xi_1 \partial \xi_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial \xi_1 \partial \xi_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial \xi_2 \partial \xi_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial \xi_2^2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial \xi_2 \partial \xi_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial \xi_n \partial \xi_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial \xi_n \partial \xi_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial \xi_n^2} \end{pmatrix} \\ &= \frac{d}{d\mathbf{x}} \left( \frac{df}{d\mathbf{x}^T} \right) = \frac{d}{d\mathbf{x}^T} \left( \frac{df}{d\mathbf{x}} \right) \end{aligned}$$



例6-1, 设  $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T$  为常向量,  $\mathbf{x} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)^T$  为向量变量, 且  $f(\mathbf{x}) = (\mathbf{x}, \mathbf{a}) = \mathbf{a}^T \mathbf{x} = \mathbf{x}^T \mathbf{a}$ 。求  $\frac{df}{d\mathbf{x}}$ 。

解, 由于

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n a_i \xi_i, \quad \frac{\partial f}{\partial \xi_j} = a_j, \quad (j=1, 2, \dots, n) \text{ 所以}$$

$$\frac{df}{d\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial \xi_1} \\ \frac{\partial f}{\partial \xi_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial \xi_n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} = \mathbf{a}$$



例6-2, 设  $A = (a_{ij})_{m \times n}$  为常矩阵,  $X = (x_{ij})_{n \times m}$  为矩阵变量, 且  $f(X) = \text{tr}(AX)$ , 求  $\frac{df}{dx}$ .

解, 由于  $AX = \left( \sum_{k=1}^n a_{ik} x_{kj} \right)_{m \times m}$ , 所以  $f(X) = \text{tr}(AX) = \sum_{s=1}^m \sum_{k=1}^n a_{sk} x_{ks}$

而  $\left( \frac{\partial f}{\partial x_{ij}} \right)_{n \times m} = (a_{ji})_{n \times m} \quad (i=1, 2, \dots, n \quad j=1, 2, \dots, m),$

注意: 导数矩阵是与自变量矩阵同阶的.

故

$$\frac{df}{dX} = \left( \frac{\partial f}{\partial x_{ij}} \right)_{n \times m} = (a_{ji})_{n \times m} = A^T$$



例7 设  $\mathbf{x} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)^T$ ,  $\mathbf{A} = (a_{ij})_{n \times n}$ ,  $n$ 元函数  $f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$ ,  
求  $\frac{df}{d\mathbf{x}}$ 。

解 因

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} \xi_i \xi_j = \xi_1 \sum_{j=1}^n a_{1j} \xi_j + \dots + \xi_k \sum_{j=1}^n a_{kj} \xi_j + \dots + \xi_n \sum_{j=1}^n a_{nj} \xi_j$$

所以

$$\begin{aligned} \frac{\partial f(\mathbf{x})}{\partial \xi_k} &= \xi_1 a_{1k} + \dots + \xi_{k-1} a_{k-1,k} + \left( \sum_{j=1}^n a_{kj} \xi_j + \xi_k a_{kk} \right) + \xi_{k+1} a_{k+1,k} + \dots + \xi_n a_{nk} \\ &= \sum_{i=1}^n a_{ik} \xi_i + \sum_{j=1}^n a_{kj} \xi_j, \quad k = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$



$$\frac{df}{dx} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial \xi_1} \\ \frac{\partial f}{\partial \xi_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial \xi_n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n a_{1j} \xi_j \\ \sum_{j=1}^n a_{2j} \xi_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^n a_{nj} \xi_j \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n a_{i1} \xi_i \\ \sum_{i=1}^n a_{i2} \xi_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n a_{in} \xi_i \end{pmatrix}$$

$$= \mathbf{A}x + \mathbf{A}^T x = (\mathbf{A} + \mathbf{A}^T)x$$

特别地，当A为对称矩阵时，

$$\frac{df}{dx} = 2Ax$$



例 设  $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ,  $b \in \mathbf{R}^m$ ,  $x \in \mathbf{R}^n$ ,  $f(x) = \|Ax - b\|_2^2$ , 试求  $\frac{df}{dx}$

解: 因为

$$\begin{aligned} f(x) &= \|Ax - b\|_2^2 = (Ax - b, Ax - b) = (Ax - b)^T (Ax - b) \\ &= (x^T A^T - b^T)(Ax - b) \\ &= x^T A^T Ax - b^T Ax - x^T A^T b + b^T b \\ &= x^T (A^T A)x - (A^T b)^T x - x^T (A^T b) + b^T b \end{aligned}$$

从而, 由例6-1、例7, 可得

$$\frac{df}{dx} = 2A^T Ax - A^T b - A^T b = 2(A^T Ax - A^T b)$$

### 3 矩阵函数在微分方程中的应用

在线性控制系统中，常常涉及求解线性微分方程组的问题。矩阵函数在其中有重要的应用。

我们首先讨论一阶线性常系数齐次微分方程组的定解问题：

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\mathbf{d}x_1(t)}{\mathbf{d}t} = a_{11}x_1(t) + a_{12}x_2(t) + \cdots + a_{1n}x_n(t) \\ \frac{\mathbf{d}x_2(t)}{\mathbf{d}t} = a_{21}x_1(t) + a_{22}x_2(t) + \cdots + a_{2n}x_n(t) \\ \vdots \\ \frac{\mathbf{d}x_n(t)}{\mathbf{d}t} = a_{n1}x_1(t) + a_{n2}x_2(t) + \cdots + a_{nn}x_n(t) \end{array} \right.$$

给定初始条件：  $x_i(0)$ ，  $(i=1, 2, \cdots, n)$ ，记  $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ ，

$$\mathbf{X}(0) = (x_1(0), x_2(0), \cdots, x_n(0))^T$$

$$\mathbf{X}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))^T,$$



则上述微分方程组可写成:

$$\begin{cases} \frac{d\mathbf{X}(t)}{dt} = \mathbf{A}\mathbf{X}(t) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}(0) = (x_1(0), x_2(0), \dots, x_n(0))^T \end{cases} \quad (3)$$

利用矩阵微分的性质有

$$\begin{aligned} \frac{d(e^{-\mathbf{A}t}\mathbf{X}(t))}{dt} &= \frac{de^{-\mathbf{A}t}}{dt} \cdot \mathbf{X}(t) + e^{-\mathbf{A}t} \frac{d\mathbf{X}(t)}{dt} \\ &= -e^{-\mathbf{A}t} \mathbf{A} \cdot \mathbf{X}(t) + e^{-\mathbf{A}t} \frac{d\mathbf{X}(t)}{dt} = e^{-\mathbf{A}t} \left( \frac{d\mathbf{X}(t)}{dt} - \mathbf{A}\mathbf{X}(t) \right) \end{aligned}$$

方程 (2) 意味着

$$\frac{d(e^{-\mathbf{A}t}\mathbf{X}(t))}{dt} = \mathbf{0}$$

因此  $\mathbf{X} = e^{\mathbf{A}t}\mathbf{C}$ , 其中  $\mathbf{C}$  为常数向量, 由初始条件 (3),  $\mathbf{C} = \mathbf{X}(0)$

$$\mathbf{X}(t) = e^{\mathbf{A}t}\mathbf{X}(0) \quad (4)$$



下面说明解的唯一性。

如果定解问题 (2) 和 (3) 有两个解  $X_1(t)$ ,  $X_2(t)$ , 则令  $Y(t)=X_1(t)-X_2(t)$ , 显然满足

$$\begin{cases} \frac{dY(t)}{dt} = AY(t) \\ Y(0) = X_1(0) - X_2(0) = 0 \end{cases}$$

由上述推导可知,  $Y(t) = e^{At}Y(0) = 0$ , 即  $X_1(t)=X_2(t)$ 。

综上所述,

**定理6** 一阶线性常系数齐次微分方程组的定解问题 (2)

**(3)** 有唯一解  $X(t)=e^{At}X(0)$ 。

最后我们考虑一阶线性常系数非齐次微分方程组的定解问题

$$\begin{cases} \frac{d\mathbf{X}(t)}{dt} = \mathbf{A}\mathbf{X}(t) + \mathbf{F}(t) & (4) \\ \mathbf{X}(t_0) = (x_1(t_0), x_2(t_0), \dots, x_n(t_0))^T & (5) \end{cases}$$

这里  $\mathbf{F}(t) = (f_1(t), f_2(t), \dots, f_n(t))^T$  是已知向量函数， $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{X}$  意义同前。  
改写方程为 并以  $e^{-\mathbf{A}t}$  左乘方程两边，即

$$e^{-\mathbf{A}t} \left[ \frac{d\mathbf{X}(t)}{dt} - \mathbf{A}\mathbf{X}(t) \right] = e^{-\mathbf{A}t} \mathbf{F}(t)$$

即  $\frac{d(e^{-\mathbf{A}t} \mathbf{X}(t))}{dt} = e^{-\mathbf{A}t} \mathbf{F}(t)$  对此方程在  $[t_0, t]$  上进行积分，可得

$$e^{-\mathbf{A}t} \mathbf{X}(t) - e^{-\mathbf{A}t_0} \mathbf{X}(t_0) = \int_{t_0}^t e^{-\mathbf{A}\tau} \mathbf{F}(\tau) d\tau$$

$$e^{-\mathbf{A}t} \mathbf{X}(t) = e^{-\mathbf{A}t_0} \mathbf{X}(t_0) + \int_{t_0}^t e^{-\mathbf{A}\tau} \mathbf{F}(\tau) d\tau$$

$$\mathbf{X}(t) = e^{\mathbf{A}(t-t_0)} \mathbf{X}(t_0) + \int_{t_0}^t e^{\mathbf{A}(t-\tau)} \mathbf{F}(\tau) d\tau \quad \text{就是上述定解问题的解。}$$

**例8 求定解问题** 
$$\begin{cases} \frac{d\mathbf{X}(t)}{dt} = \mathbf{A}\mathbf{X}(t) \\ \mathbf{X}(0) = (1, 1, 1)^T \end{cases} \quad \text{其中 } \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 3 & -1 & 1 \\ 2 & 0 & -1 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix}$$

**解** 
$$\det(\lambda \mathbf{I} - \mathbf{A}) = \begin{vmatrix} \lambda - 3 & 1 & -1 \\ -2 & \lambda & 1 \\ -1 & 1 & \lambda - 2 \end{vmatrix} = \lambda(\lambda - 2)(\lambda - 3),$$

故 $\mathbf{A}$ 有三个不同的特征根， $\mathbf{A}$ 可与对角形矩阵相似。与特征根

$\lambda_1=0, \lambda_2=2, \lambda_3=3$ 相应的三个线性无关的特征向量分别为：

$$\mathbf{X}_1 = (1, 5, 2)^T, \quad \mathbf{X}_2 = (1, 1, 0)^T, \quad \mathbf{X}_3 = (2, 1, 1)^T$$

进一步得 
$$\mathbf{T} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 \\ 5 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{T}^{-1} = -\frac{1}{6} \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ -3 & -3 & 9 \\ -2 & 2 & -4 \end{pmatrix}$$

由定理6可得所求的解为

$$\mathbf{X} = e^{\mathbf{A}t} \mathbf{X}(0) = \mathbf{T} \begin{pmatrix} 1 & & \\ & e^{2t} & \\ & & e^{3t} \end{pmatrix} \mathbf{T}^{-1} \mathbf{X}(0) = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 5 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 5 \\ -4 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ e^{2t} & e^{3t} \\ -4e^{3t} & e^{3t} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ -3 & -3 & 9 \\ -2 & 2 & -4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

**例9 求定解问题**  $\begin{cases} \frac{dX(t)}{dt} = \mathbf{A}X(t) + F(t) \\ X(0) = (1, 1, 1)^T \end{cases}$  的解, 其中矩阵 $\mathbf{A}$ 见例8。  
 $F(t) = (0, 0, e^{2t})^T$

**解** 由前面讨论, 该问题的解为  $X(t) = e^{\mathbf{A}t}X(0) + \int_0^t e^{\mathbf{A}(t-\tau)}F(\tau)d\tau$

下面计算  $P = \int_0^t e^{\mathbf{A}(t-\tau)}F(\tau)d\tau$ , 由  $e^{\mathbf{A}(t-\tau)}F(\tau) = \mathbf{T}e^{J(t-\tau)}\mathbf{T}^{-1}F(\tau)$

$$= \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 \\ 5 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ e^{2(t-\tau)} \\ e^{3(t-\tau)} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -\frac{1}{6} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ -3 & -3 & 9 \\ -2 & 2 & -4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ e^{2\tau} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 \\ -6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 \\ 5 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -e^{2\tau} \\ 9e^{2\tau} \\ -4e^{2\tau} \end{pmatrix}$$

$$= -\frac{1}{6} \begin{pmatrix} -e^{2\tau} + 9e^{2t} - 8e^{3t-\tau} \\ -5e^{2\tau} + 9e^{2t} - 4e^{3t-\tau} \\ -2e^{2\tau} - 4e^{3t-\tau} \end{pmatrix}.$$

将这一结果对变量  $\tau$

从0到t进行积分, 即得

$$P = -\frac{1}{6} \begin{pmatrix} \frac{1}{2} + (9t + \frac{15}{2})e^{2t} - 8e^{3t} \\ \frac{5}{2} + (9t + \frac{3}{2})e^{2t} - 4e^{3t} \\ 1 + 3e^{2t} - 4e^{3t} \end{pmatrix}$$

因此  $X(t) = e^{\mathbf{A}t}X(0) + P$

$$X(t) = -\frac{1}{6} \begin{pmatrix} -\frac{1}{2} + (9t + \frac{21}{2})e^{2t} - 16e^{3t} \\ -\frac{5}{2} + (9t + \frac{9}{2})e^{2t} - 8e^{3t} \\ -1 + 3e^{2t} - 8e^{3t} \end{pmatrix}$$



**DUT**

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

附录一结束



**DUT**

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

作者姓名：张宏伟、金光日、李崇君

工作单位：大连理工大学数学科学学院

联系方式：E-mail: [chongjun@dlut.edu.cn](mailto:chongjun@dlut.edu.cn)