



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

此前我们只研究了矩阵的代数运算，但在工程实际中，特别是涉及到多元分析时，还要用到矩阵的分析运算。

同微积分理论一样，矩阵分析的理论建立，也是以极限理论为基础的，其内容丰富，是研究数值方法和其它数学分支的重要工具。

本章讨论矩阵序列的极限运算，然后介绍矩阵序列和矩阵级数收敛的定理，矩阵幂级数的极限运算和一些矩阵函数，如 $\sin A, \cos A, e^A$ 等，最后介绍矩阵的微积分。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

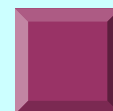
3.1、矩阵序列与矩阵级数



3.2、矩阵幂级数



3.3、函数矩阵的微积分





3.1.1. 矩阵序列

定义3.1 $\{A_k\}_{k=1}^{\infty}$ 为 $\mathbb{C}^{m \times n}$ 中的矩阵序列, 其中 $A_k = (a_{ij}^{(k)})$

又 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$. 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 $\{A_k\}_{k=1}^{\infty}$ **收敛**, 而 A 称为矩阵序列 $\{A_k\}_{k=1}^{\infty}$ 的极限, 记为 $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = A$. 不收敛的矩阵

序列称为**发散**的。

例1 讨论矩阵序列 $\{A_k\}_{k=1}^{\infty}$ 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:

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

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

证: 首先, 利用范数的等价性知, 对于 $C^{m \times n}$ 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

$$c_2 \cdot \|A_k - A\|_t \leq \|A_k - A\|_s \leq c_1 \cdot \|A_k - A\|_t$$

即有

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

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 ∞ -范数加以证明。 根据 ∞ -范数的定义, 对于

$1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ 均有

$$\begin{aligned} 0 \leftarrow \left| a_{ij}^{(k)} - a_{ij} \right| &\leq \max_{1 \leq i \leq m} \left\{ \sum_{j=1}^n \left| a_{ij}^{(k)} - a_{ij} \right| \right\} = \| \mathbf{A}_k - \mathbf{A} \|_{\infty} \\ &\leq \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left| a_{ij}^{(k)} - a_{ij} \right| \leq mn \cdot \max_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} \left| a_{ij}^{(k)} - a_{ij} \right| \rightarrow 0 \end{aligned}$$

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

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3.1 设 $\{A_k\}_{k=1}^{\infty}$ 和 $\{B_k\}_{k=1}^{\infty}$ 为 $\mathbf{C}^{m \times n}$ 中的矩阵序列, 并且

$$\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = A, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} B_k = B$$

则

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

证 由 $\|(\alpha A_k + \beta B_k) - (\alpha A + \beta B)\| \leq \|\alpha(A_k - A)\| + \|\beta(B_k - B)\|$

由定理3.1, 即结论成立。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

性质3.2 设 $\{A_k\}_{k=1}^{\infty}$ 和 $\{B_k\}_{k=1}^{\infty}$ 分别为 $C^{m \times n}$ 和 $C^{n \times l}$ 中的矩阵序列,

并且

$$\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = A, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} B_k = B$$

则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} A_k B_k = AB$$

证 由

$$\|A_k B_k - AB\| \leq \|B_k\| \|A_k - A\| + \|A\| \|B_k - B\|$$

由定理3.1和推论可知, 结论成立。

性质3.3 设 $\{A_k\}_{k=1}^{\infty} \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 中的矩阵序列, $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = A$ 并且

$A_k (k=1, 2, \dots)$ 和 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 均为可逆矩阵, 则 $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k^{-1} = A^{-1}$ 。

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

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

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

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

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



注意, 性质3.3中条件 $A_k(k=1,2,\cdots)$ 和 A 均为可逆的是不可少的。

因为即使 $A_k(k=1, 2, \cdots)$ 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 $A_k(k=1, 2, \cdots)$ 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。

一般的矩阵序列 $\{A_k\}_{k=1}^{\infty} \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 即 $A_1, A_2, \dots, A_k, \dots$

在矩阵序列中, 最常见的是由一个方阵的幂构成的序列:

$$\{A^k\}_{k=0}^{\infty} \in \mathbf{C}^{n \times n}, \quad \text{即 } I, A, A^2, \dots, A^k, \dots$$

关于这样的矩阵序列有以下的概念和收敛定理。

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

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

证 必要性 由定理3.1知 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = \mathbf{0}$ 的充分必要条件是对任意

一种矩阵范数 $\|\cdot\|$ 均有 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^k - \mathbf{0}\| = \lim_{k \rightarrow \infty} \|A^k\| = 0$ 。因此对充分大的 k , 必有 $\|A^k\| < 1$, 利用矩阵谱半径的定义以及相容矩阵范数的性质有:

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

因此得 $\rho(A) < 1$ 。



充分性 根据定理2.9, 对于 $\varepsilon = \frac{1}{2}(1 - \rho(A)) > 0$ 一定存在一种相容的矩阵范数 $\|\cdot\|$, 使得 $\|A\| \leq \rho(A) + \varepsilon$ 。

又根据相容矩阵范数的性质有, 再注意到上述关系式中

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

那么

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

于是, $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^k\| = 0$ 根据定理3.1 即知 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$ 。

推论 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 若对 $\mathbb{C}^{n \times n}$ 上的某种范数 $\|\cdot\|$, 有 $\|A\| < 1$ 则

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



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

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

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

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

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

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

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

3.1.2 矩阵级数

定义3.2 设 $\{A_k\}_{k=1}^{\infty}$ 为 $\mathbf{C}^{m \times n}$ 中的矩阵序列, 称

$$A_1 + A_2 + \cdots + A_k + \cdots$$

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

定义3.3 记 $S_k = \sum_{i=1}^k A_i$, 称之为矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} A_k$ 的前 k 项部分和。

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

而矩阵 S 称为矩阵级数的和矩阵, 记为 $S = \sum_{k=1}^{\infty} A_k$ 。不收敛的矩阵级数称为**发散**的。

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

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



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

解：因为

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

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, 则有

(1) $\sum_{k=0}^{\infty} A^k = I + A + A^2 + \cdots + A^k + \cdots$ 收敛 ($A_0=I$) 的充要条件是 $\rho(A) < 1$;

(2) 当 $\sum_{k=0}^{\infty} A^k$ 收敛时, 有

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

而且存在 $\mathbf{C}^{n \times n}$ 上的算子范数 $\|\cdot\|$, 使得

$$\left\| (I - A)^{-1} - \sum_{k=0}^m A^k \right\| \leq \frac{\|A\|^{m+1}}{1 - \|A\|}$$

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 $I + A + A^2 + \cdots + A^k + \cdots$

的前 k 项部分和与前 $k+1$ 项部分和分别为:

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

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, $\rho(A) < 1$ 。

充分性 由 $AS_k = A(I + A + \cdots + A^{k-1}) = A + A^2 + \cdots + A^k$
则有 $S_k - AS_k = I - A^k$, $(I - A)S_k = I - A^k$ 。由 $\rho(A) < 1$, 可知
则存在某种范数 $\|\cdot\|$, 使得 $\|A\| < 1$, 且 $(I - A)$ 可逆。又有

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

$$\sum_{k=0}^{\infty} A^k = \lim_{k \rightarrow \infty} S_k = \lim_{k \rightarrow \infty} [(I - A)^{-1} (I - A^k)] = (I - A)^{-1} \lim_{k \rightarrow \infty} (I - A^k) = (I - A)^{-1}。$$



从而, 进一步有

$$\left\| (I - A)^{-1} - \sum_{k=0}^m A^k \right\| = \left\| \sum_{k=m+1}^{\infty} A^k \right\| \leq \sum_{k=m+1}^{\infty} \|A\|^k = \frac{\|A\|^{m+1}}{1 - \|A\|} \quad .$$

练习 计算 $\sum_{k=0}^{\infty} A^k$, 其中 $A = \begin{pmatrix} 0.1 & 0.7 \\ 0.3 & 0.6 \end{pmatrix}$ 。

解: 由于 $\|A\|_{\infty} = 0.9 < 1$, 故 $\rho(A) < 1$, 从而 $\sum_{k=0}^{\infty} A^k$ 收敛, 且有

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

推论3.2 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 若对 $\mathbf{C}^{n \times n}$ 上的某种矩阵范数 $\|\cdot\|$, 有 $\|A\| < 1$, 则 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$ 。

例4 (1) 已知 $\sum_{k=0}^{\infty} A^k = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ -4 & 2 \end{pmatrix}$, 求 A 。

(2) 设 $A = \begin{pmatrix} 0.2 & 0.5 & 0.4 \\ 0.5 & 0.2 & 0.1 \\ 0.2 & 0.1 & 0.3 \end{pmatrix}$, 求证 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$ 。

解 (1) 由 $\sum_{k=0}^{\infty} A^k = (I - A)^{-1} = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ -4 & 2 \end{pmatrix}$, 则 $(I - A) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ -4 & 2 \end{pmatrix}^{-1}$,

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

(2) 因为 $\|A\|_{\infty} = 0.9 < 1$, 由推论**3.2**, 故 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$ 。



性质3.4 设 $\sum_{k=1}^{\infty} A_k = A$ 和 $\sum_{k=1}^{\infty} B_k = B$, 其中 $A_k, A, B_k, B \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

$$\sum_{k=0}^{\infty} (\alpha A_k + \beta B_k) = \alpha \sum_{k=0}^{\infty} A_k + \beta \sum_{k=0}^{\infty} B_k, \quad \forall \alpha, \beta \in \mathbb{C}$$

证 因为 $s_N = \sum_{k=0}^N (\alpha A_k + \beta B_k) = \alpha \sum_{k=0}^N A_k + \beta \sum_{k=0}^N B_k, \quad \forall \alpha, \beta \in \mathbb{C}$

所以

$$\sum_{k=0}^{\infty} (\alpha A_k + \beta B_k) = \lim_{N \rightarrow \infty} s_N = \alpha \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^N A_k + \beta \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^N B_k = \alpha A + \beta B$$

由定理3.1, 即结论成立。

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3.4 设 $\sum_{k=1}^{\infty} A_k$ 为 $\mathbf{C}^{m \times n}$ 中的矩阵级数，其中 $A_k = (a_{ij}^{(k)})$ 。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 $\sum_{k=1}^{\infty} A_k$ **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3.5 若矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} A_k$ 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。

性质3.6 矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} A_k$ 为绝对收敛的充分必要条件是正项级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \|A_k\|$ 收敛。

利用矩阵范数的等价性, 只需证明对于 ∞ -范数定理成立即可。

证 必要性 如果 $\sum_{k=1}^{\infty} A_k$ 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

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

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

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

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

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

$\sum_{k=1}^{\infty} A_k$ 是绝对收敛的。



性质3.7 设 $\sum_{k=1}^{\infty} A_k$ 为 $\mathbf{C}^{m \times n}$ 中的绝对收敛的矩阵级数,

$\sum_{k=1}^{\infty} B_k$ 为 $\mathbf{C}^{n \times l}$ 中的绝对收敛的级数, 并且 $A = \sum_{k=1}^{\infty} A_k$, $B = \sum_{k=1}^{\infty} B_k$,

则 $\sum_{k=1}^{\infty} A_k \sum_{k=1}^{\infty} B_k$ 按任何方式排列得到的级数也绝对收敛,

且和为 AB 。

性质3.8 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

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

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

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

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

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

现设 $\sum_{k=0}^{\infty} A_k$ 绝对收敛, 由矩阵级数性质2知, $\sum_{k=0}^{\infty} \|A_k\|$ 收敛, 又

$$\|PA_kQ\| \leq \|P\| \|A_k\| \|Q\|$$

利用比较判别法, 即知级数 $\sum_{k=0}^{\infty} \|PA_kQ\|$ 收敛, 再利用矩阵级数性质2, 便知矩阵级数 $\sum_{k=0}^{\infty} PA_kQ$ 绝对收敛。

3.2、矩阵幂级数

定理3.2 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 $\rho(A) < r$, 根据矩阵范数的性质, 对于 $\varepsilon = \frac{1}{2}[r - \rho(A)] > 0$, 一定存在一种相容的矩阵范数 $\|\cdot\|$, 使得

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

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

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

再利用矩阵级数性质3.6知, $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 绝对收敛。



(2) 如果 $\rho(A) > r$, 设 $A\mathbf{x} = \lambda_i \mathbf{x}$, 其中 $|\lambda_i| = \rho(A)$, 且设 \mathbf{x} 为其单位长度特征向量, 亦即 $\mathbf{x}^H A \mathbf{x} = \lambda_i$ 。

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3.8知, 应有

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

即得出此数项级数也收敛。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。



经过简单的变换便可得到如下推论：

推论3.3 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 λ 为 A 的任意

特征值, 则矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k (A - z_0 \mathbf{I})^k$ 绝对收敛; 若有某个 λ_{i_0}

使得 $|\lambda_{i_0} - z_0| > r$, 则幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k (A - z_0 \mathbf{I})^k$ 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, 则由

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

称之为 A 关于解析函数 $f(z)$ 的矩阵函数。

例如, 对于收敛半径 $r=+\infty$ 的幂级数

$$e^z = 1 + z + \frac{z^2}{2!} + \frac{z^3}{3!} + \cdots;$$

$$\sin z = z - \frac{z^3}{3!} + \frac{z^5}{5!} - \cdots; \quad \cos z = 1 - \frac{z^2}{2!} + \frac{z^4}{4!} - \cdots;$$

根据上述的定义, 有矩阵指数函数和矩阵三角函数 ($A \in \mathbf{C}^{n \times n}$)

$$e^A = I + A + \frac{A^2}{2!} + \frac{A^3}{3!} + \cdots;$$

$$\cos A = I - \frac{A^2}{2!} + \frac{A^4}{4!} - \cdots; \quad \sin A = A - \frac{A^3}{3!} + \frac{A^5}{5!} - \cdots;$$

对于收敛半径 $r=1$ 的幂级数

$$(1 - z)^{-1} = 1 + z + z^2 + z^3 + \cdots; \quad \ln(1 + z) = z - \frac{z^2}{2} + \frac{z^3}{3} - \cdots;$$

相应的有 ($A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 且 $\rho(A) < 1$)

$$(I - A)^{-1} = I + A + A^2 + A^3 + \cdots; \quad \ln(I + A) = A - \frac{A^2}{2} + \frac{A^3}{3} - \cdots;$$



练习 设A为n阶Householder矩阵, 则 $\cos(2\pi A) = \underline{\hspace{2cm}}$

注意, A 是Householder矩阵, 则满足:

$$A^2 = A^H A = I \quad A^4 = I, \dots, A^{2n} = I$$

$$\begin{aligned}\cos(2\pi A) &= I - \frac{(2\pi A)^2}{2!} + \frac{(2\pi A)^4}{4!} - \dots + \frac{(2\pi A)^{2n}}{(2n)!!} + \dots \\&= I - \frac{(2\pi)^2}{2!} A^2 + \frac{(2\pi)^4}{4!} A^4 - \dots + \frac{(2\pi)^{2n}}{(2n)!!} A^{2n} + \dots \\&= \left(1 - \frac{(2\pi)^2}{2!} + \frac{(2\pi)^4}{4!} - \dots + \frac{(2\pi)^{2n}}{(2n)!!} + \dots \right) I \\&= (\cos 2\pi) I = I.\end{aligned}$$



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3.1 设 $f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k$ 是收敛半径为 r 的幂级数, J_i 是特征值为 λ_i 的 n_i 阶 **Jordan** 块阵, 且 $|\lambda_i| < r$, 则

$$f(J_i) = \begin{pmatrix} f(\lambda_i) & f'(\lambda_i) & \cdots & \frac{f^{(n_i-1)}(\lambda_i)}{(n_i-1)!} \\ & f(\lambda_i) & f'(\lambda_i) & \vdots \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & f'(\lambda_i) \\ & & & & f(\lambda_i) \end{pmatrix} \quad (3-1)$$



推论3.4 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_i 是特征值为 λ_i 的 **Jordan** 块, 且 $|\lambda_i - z_0| < r$,

$$f(J_i) = \begin{pmatrix} f(\lambda_i) & f'(\lambda_i) & \cdots & \frac{f^{(n_i-1)}(\lambda_i)}{(n_i-1)!} \\ & f(\lambda_i) & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & f'(\lambda_i) \\ & & & f(\lambda_i) \end{pmatrix}$$



推论3.5 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 λ_i 的 n_i 阶 **Jordan** 块阵, 且 $|t\lambda_i| < r$, 则

$$f(tJ_i) = \begin{pmatrix} f(t\lambda_i) & t f'(t\lambda_i) & \cdots & \frac{t^{n-1} f^{(n-1)}(t\lambda_i)}{(n_i-1)!} \\ & f(t\lambda_i) & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & t f'(t\lambda_i) \\ & & & f(t\lambda_i) \end{pmatrix} \quad (3-3)$$

练习

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

$$e^{\mathbf{J}_i} = \begin{pmatrix} e^{\lambda_i} & e^{\lambda_i} & \frac{e^{\lambda_i}}{2} & \frac{e^{\lambda_i}}{6} \\ & e^{\lambda_i} & e^{\lambda_i} & \frac{e^{\lambda_i}}{2} \\ & & e^{\lambda_i} & e^{\lambda_i} \\ & & & e^{\lambda_i} \end{pmatrix}$$

$$f\left(t\mathbf{J}_i\right)=\begin{pmatrix}f\left(t\lambda_i\right) & tf'\left(t\lambda_i\right) & \cdots & \frac{t^{n-1}f^{(n-1)}\left(t\lambda_i\right)}{\left(n_i-1\right)!}\\ & f\left(t\lambda_i\right) & \ddots & \vdots\\ & & \ddots & tf'\left(t\lambda_i\right)\\ & & & f\left(t\lambda_i\right)\end{pmatrix}$$

$$e^{\mathbf{J}_i t}=\begin{pmatrix}e^{-t} & te^{-t} & \frac{t^2}{2}e^{-t} & \frac{t^3}{6}e^{-t}\\ & e^{-t} & te^{-t} & \frac{t^2}{2}e^{-t}\\ & & e^{-t} & te^{-t}\\ & & & e^{-t}\end{pmatrix}$$



根据上面的引理和矩阵级数的性质, 有

定理3.3 设 $f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k$ 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 $|\lambda| < r$, 其中 λ 为 A 的任意特征值, 则矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 绝对收敛, 并且和矩阵为

$$f(A) = T \text{diag}(f(J_1), f(J_2), \dots, f(J_s)) T^{-1} \quad (3-4)$$

其中 $f(J_i)$ 的定义如表达式 (3-1)。

那么, 若 A 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则 $f(A)$ 的特征值应为 $f(\lambda_1), f(\lambda_2), \dots, f(\lambda_n)$ 。

证明

$$\left(\overbrace{T J T^{-1}}^k \right)^k = \left(T J T^{-1} \right) \left(T J T^{-1} \right) \cdots \left(T J T^{-1} \right) = T \overbrace{J J J \cdots J}^k T^{-1} = T J^k T^{-1}$$

$$\text{则 } f(A) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k = \sum_{k=0}^{\infty} a_k \left(T J T^{-1} \right)^k = \sum_{k=0}^{\infty} a_k \left(T J^k T^{-1} \right) = T \left(\sum_{k=0}^{\infty} a_k J^k \right) T^{-1}$$

$$= T \text{ diag} \left(\sum_{k=0}^{\infty} a_k J_1^k, \sum_{k=0}^{\infty} a_k J_2^k, \cdots, \sum_{k=0}^{\infty} a_k J_s^k \right) T^{-1}$$

$$= T \text{ diag} \left(f(J_1), f(J_2), \cdots, f(J_s) \right) T^{-1}$$

$$f(tA) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k t^k A^k = \sum_{k=0}^{\infty} a_k \left(T J T^{-1} \right)^k t^k = \sum_{k=0}^{\infty} a_k \left(T J^k T^{-1} \right) t^k$$

$$= T \left(\sum_{k=0}^{\infty} a_k t^k J^k \right) T^{-1}$$

$$= T \text{ diag} \left(\sum_{k=0}^{\infty} a_k (tJ_1)^k, \sum_{k=0}^{\infty} a_k (tJ_2)^k, \cdots, \sum_{k=0}^{\infty} a_k (tJ_s)^k \right) T^{-1}$$

$$= T \text{ diag} \left(f(tJ_1), f(tJ_2), \cdots, f(tJ_s) \right) T^{-1}$$

$$f(A) = T \operatorname{diag}\left(f(J_1), f(J_2), \cdots, f(J_s)\right) T^{-1}$$

$$= T \begin{pmatrix} f(J_1) & & & \\ & f(J_2) & & \\ & & \ddots & \\ & & & f(J_s) \end{pmatrix} T^{-1}$$

其中

$$f(J_i) = \begin{pmatrix} f(\lambda_i) & f'(\lambda_i) & \cdots & \frac{f^{(n_i-1)}(\lambda_i)}{(n_i-1)!} \\ & f(\lambda_i) & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & f'(\lambda_i) \\ & & & f(\lambda_i) \end{pmatrix} \quad i = 1, 2, \cdots, s。$$

$$f(tA) = T \operatorname{diag} \left(f(tJ_1), f(tJ_2), \cdots, f(tJ_s) \right) T^{-1}$$

$$= T \begin{pmatrix} f(tJ_1) & & & \\ & f(tJ_2) & & \\ & & \ddots & \\ & & & f(tJ_s) \end{pmatrix} T^{-1}$$

其中

$$f(tJ_i) = \begin{pmatrix} f(t\lambda_i) & t f'(t\lambda_i) & \cdots & \frac{t^{n-1} f^{(n-1)}(t\lambda_i)}{(n_i-1)!} \\ & f(t\lambda_i) & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & t f'(t\lambda_i) \\ & & & f(t\lambda_i) \end{pmatrix} \quad i = 1, 2, \cdots, s。$$

例1 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 $\sin A = f(A) = T \operatorname{diag}(f(J_1), f(J_2)) T^{-1}$

$$= \begin{pmatrix} 0 & 4 & 1 \\ 1 & 3 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -\sin 1 & & \\ & -\sin 1 & \cos 1 \\ & & -\sin 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & \frac{3}{2} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{2} \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} 4\cos 1 - \sin 1 & 0 & 8\cos 1 \\ 3\cos 1 & -\sin 1 & 6\cos 1 \\ -2\cos 1 & 0 & -\sin 1 - 4\cos 1 \end{pmatrix}$$

例2 设 $A = \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 \\ 1 & 2 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, 求 e^{At} 。

解 根据矩阵的**Jordan** 分解

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

$$e^{At} = f(At) = T \operatorname{diag}(f(tJ_1), f(tJ_2)) T^{-1}$$

$$e^{At} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e^t & & \\ & e^{2t} & te^{2t} \\ & & e^{2t} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix}$$

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

为避免求矩阵 A 的的**Jordan** 分解，也可用有限待定系数法计算 $f(A)$ 和 $f(At)$ 。

有限待定系数法 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 且

$$\psi(\lambda) = \det(\lambda I - A) = (\lambda - \lambda_1)^{m_1} (\lambda - \lambda_2)^{m_2} \cdots (\lambda - \lambda_s)^{m_s} \quad (3-5)$$

其中 $m_i(i=1,2,\cdots,s)$ 均为正整数, $\sum_{i=1}^s m_i = n$, $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_s$ 为 A 的不同特征值

为计算矩阵函数 $f(At) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k t^k$, 记 $f(\lambda t) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k \lambda^k t^k$, 将 $f(At)$ 改写为

$$f(\lambda t) = p(\lambda, t)\psi(\lambda) + q(\lambda, t) \quad (3-6)$$

其中 $p(\lambda, t)$ 是含参数 t 的 λ 的幂级数, $q(\lambda, t)$ 是含参数 t 且次数不超过 $n-1$ 的 λ 的多项式, 即

$$q(\lambda, t) = b_{n-1}(t)\lambda^{n-1} + b_{n-2}(t)\lambda^{n-2} + \cdots + b_0(t)$$

由**Hamilton-Cayley**定理知 $\psi(A)=O$ ，于是由（3-5）式得

$$f(At) = p(A, t)\psi(A) + q(A, t) = b_{n-1}(t)A^{n-1} + \cdots + b_1(t)A + b_0(t)I$$

可见，只要求出 $b_0(t), b_1(t), \cdots, b_{n-1}(t)$ 即可得到 $f(At)$ 。注意到

$$\psi^{(j)}(\lambda_i) = 0 \quad (j = 0, 1, \cdots, m_i - 1; i = 1, 2, \cdots, s)$$

将（3-6）式两端对 λ 求导，并利用上式，得

$$\left. \frac{d^j f(\lambda t)}{d\lambda^j} \right|_{\lambda=\lambda_i} = \left. \frac{d^j q(\lambda, t)}{d\lambda^j} \right|_{\lambda=\lambda_i}$$

$$t^j \left. \frac{d^j f(u)}{du^j} \right|_{u=\lambda_i t} = \left. \frac{d^j q(\lambda, t)}{d\lambda^j} \right|_{\lambda=\lambda_i} \quad (3-7)$$

即

$$(j = 0, 1, \cdots, m_i - 1; i = 1, 2, \cdots, s)$$

由（3-7）式即得到以 $b_0(t), b_1(t), \cdots, b_{n-1}(t)$ 为未知量的线性方程组



用有限待定级数法计算矩阵函数 $f(A)$ 和 $f(At)$ 的步骤如下:

(一) 求矩阵 A 的特征多项式 (3-4) ;

(二) 设 $q(\lambda, t) = b_{n-1}(t)\lambda^{n-1} + b_{n-2}(t)\lambda^{n-2} + \cdots + b_0(t)$ 。 根据

$$q^{(j)}(\lambda_i) = t^j f^{(j)}(\lambda) \Big|_{\lambda=\lambda_i t} \quad (j=0, 1, \cdots, m_i-1; i=1, 2, \cdots, s)$$

或

$$q^{(j)}(\lambda_i) = f^{(j)}(\lambda_i) \quad (j=0, 1, \cdots, m_i-1; i=1, 2, \cdots, s)$$

列出线性方程组,并求解 $b_0, b_1, \cdots, b_{n-1}$ 。

(三) 计算 $f(tA)$ (当取 $t=1$ 时, 为 $f(A) = q(A)$)

$$q(A) = b_{n-1}(t)A^{n-1} + \cdots + b_1(t)A + b_0(t)I$$



例3 用有限待定级数法计算 (1) 例1, (2) 计算 e^{At} 。

解 首先求 $\det(\lambda I - A) = \begin{vmatrix} \lambda - 3 & 0 & -8 \\ -3 & \lambda + 1 & -6 \\ 2 & 0 & \lambda + 5 \end{vmatrix} = (\lambda + 1)^3$

(1) 设 $q(\lambda) = b_2\lambda^2 + b_1\lambda + b_0$, $f(\lambda) = \sin \lambda$ 。

因此, 由 (3-6) 可得

$$\begin{cases} q(-1) = b_2 - b_1 + b_0 = f(-1) = -\sin 1 \\ q'(-1) = -2b_2 + b_1 = f'(-1) = \cos 1 \\ q''(-1) = 2b_2 = \sin 1 = f''(-1) \end{cases} \quad \text{解得} \quad \begin{cases} b_0 = \cos 1 - \frac{1}{2}\sin 1 \\ b_1 = \sin 1 + \cos 1 \\ b_2 = \frac{1}{2}\sin 1 \end{cases}$$

于是, $\sin \mathbf{A} = f(\mathbf{A}) = b_2 \mathbf{A}^2 + b_1 \mathbf{A} + b_0 \mathbf{I}$, 即

$$\begin{aligned}
 \sin \mathbf{A} &= \frac{1}{2} \sin 1 \begin{pmatrix} 3 & 0 & 8 \\ 3 & -1 & 6 \\ -2 & 0 & -5 \end{pmatrix}^2 + (\sin 1 + \cos 1) \begin{pmatrix} 3 & 0 & 8 \\ 3 & -1 & 6 \\ -2 & 0 & -5 \end{pmatrix} \\
 &\quad + \left(\cos 1 - \frac{1}{2} \sin 1 \right) \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\
 &= \begin{pmatrix} -\frac{7}{2} \sin 1 & 0 & -8 \sin 1 \\ -3 \sin 1 & \frac{1}{2} \sin 1 & 6 \cos 1 \\ 2 \sin 1 & 0 & \frac{9}{2} \sin 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 3(\sin 1 + \cos 1) & 0 & 8(\sin 1 + \cos 1) \\ 3(\sin 1 + \cos 1) & -(\sin 1 + \cos 1) & 6(\sin 1 + \cos 1) \\ -2(\sin 1 + \cos 1) & 0 & -5(\sin 1 + \cos 1) \end{pmatrix} \\
 &\quad + \begin{pmatrix} \cos 1 - \frac{1}{2} \sin 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 1 - \frac{1}{2} \sin 1 & 0 \\ 0 & 0 & \cos 1 - \frac{1}{2} \sin 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \cos 1 - \sin 1 & 0 & 8 \cos 1 \\ 3 \cos 1 & -\sin 1 & 6 \cos 1 \\ -2 \cos 1 & 0 & -\sin 1 - 4 \cos 1 \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

(2) 设 $q(\lambda) = b_2(t)\lambda^2 + b_1(t)\lambda + b_0(t)$, $f(t\lambda) = e^{\lambda t}$ 。

因此, 由 (3-6) 可得

$$\begin{cases} q(-1) = b_2 - b_1 + b_0 = f(-t) = e^{-t} \\ q'(-1) = -2b_2 + b_1 = f'(-t) = te^{-t} \\ q''(-1) = 2b_2 = f''(-t) = t^2e^{-t} \end{cases} \quad \text{解得} \quad \begin{cases} b_0 = \left(1 + t + \frac{t^2}{2}\right)e^{-t} \\ b_1 = (t + t^2)e^{-t} \\ b_2 = \frac{t^2}{2}e^{-t} \end{cases}$$

于是, $e^{tA} = f(tA) = b_2(t)A^2 + b_1(t)A + b_0(t)I$, 即

$$\begin{aligned} e^{tA} = & \left(1 + t + \frac{t^2}{2}\right)e^{-t} \begin{pmatrix} 3 & 0 & 8 \\ 3 & -1 & 6 \\ -2 & 0 & -5 \end{pmatrix} + (t + t^2)e^{-t} \begin{pmatrix} 3 & 0 & 8 \\ 3 & -1 & 6 \\ -2 & 0 & -5 \end{pmatrix} \\ & + \frac{t^2}{2}e^{-t} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$$e^{At} = \begin{pmatrix} -\frac{7}{2}t^2e^{-t} & 0 & -8t^2e^{-t} \\ -3t^2e^{-t} & \frac{1}{2}t^2e^{-t} & 6t^2e^{-t} \\ 2t^2e^{-t} & 0 & \frac{9}{2}t^2e^{-t} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 3(t+t^2)e^{-t} & 0 & 8(t+t^2)e^{-t} \\ 3(t+t^2)e^{-t} & -(t+t^2)e^{-t} & 6(t+t^2)e^{-t} \\ -2(t+t^2)e^{-t} & 0 & -5(t+t^2)e^{-t} \end{pmatrix}$$

$$+ \begin{pmatrix} \left(1+t+\frac{t^2}{2}\right)e^{-t} & 0 & 0 \\ 0 & \left(1+t+\frac{t^2}{2}\right)e^{-t} & 0 \\ 0 & 0 & \left(1+t+\frac{t^2}{2}\right)e^{-t} \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} (1+4t)e^{-t} & 0 & 8te^{-t} \\ 3te^{-t} & e^{-t} & 6te^{-t} \\ -2te^{-t} & 0 & (1-4t)e^{-t} \end{pmatrix}$$



我们还可以证明

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

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

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

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

$$(1) e^{A+B} = e^A e^B = e^B e^A = \left(I + B + \frac{B^2}{2!} + \frac{B^3}{3!} + \dots \right) \left(I + A + \frac{A^2}{2!} + \frac{A^3}{3!} + \dots \right)$$

$$(2) \sin(A+B) = \sin A \cos B + \cos A \sin B = \left(I + (A+B) + \frac{1}{2!}(A^2 + 2AB + BA^2) + \dots \right)$$

$$(3) \cos(A+B) = \cos A \cos B - \sin A \sin B = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} (A+B)^k = e^{A+B}$$

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

需要指出的是, 对任何 n 阶方阵 A , e^A 总是可逆矩阵。



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

对任何 n 阶方阵 A , $\sin A$ 与 $\cos A$ 不一定可逆。

例如, 取 $A = \begin{pmatrix} \pi & 0 \\ 0 & \frac{\pi}{2} \end{pmatrix}$, 则

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

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



$$(1) \det(e^A) = e^{\text{tr}A}, (2) (e^A)^{-1} = e^{-A}, (3) \|e^A\| \leq e^{\|A\|}$$

(4) 若A为Hermite阵, 则 e^{iA} 是酉阵。

证: (1) 设A的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 由定理3 (A的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则矩阵 $f(A)$ 的特征值为 $f(\lambda_1), f(\lambda_2), \dots, f(\lambda_n)$), 知 e^A 的特征值为 $e^{\lambda_1}, e^{\lambda_2}, \dots, e^{\lambda_n}$, 从而

$$\det(e^A) = e^{\lambda_1} e^{\lambda_2} \dots e^{\lambda_n} = e^{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n} = e^{\text{tr}A}.$$

(2) 由于 $\det(e^A) = e^{\text{tr}A} \neq 0$, 故 e^A 总是可逆的, 从而

$$e^A e^{-A} = e^{A-A} = e^0 = I \Rightarrow (e^A)^{-1} = e^{-A}$$



(3) 由

$$\|S_N\| = \left\| \sum_{k=0}^N \frac{1}{k!} A^k \right\| \leq \sum_{k=0}^N \frac{1}{k!} \|A\|^k, \text{ 则 } N \rightarrow \infty \text{ 时, 有}$$

$$\|e^A\| \leq e^{\|A\|}$$

(4) 因为 $f(A^T) = (f(A))^T$, 所以

$$(e^{iA})^H = e^{(iA)^H} = e^{-iA^H} = e^{-iA}, \text{ 故}$$

$$(e^{iA})^H e^{iA} = e^{-iA} e^{iA} = e^{i(A-A)} = e^0 = I$$

则 e^{iA} 是酉阵。

值得注意：当 $\mathbf{AB} \neq \mathbf{BA}$ 时， $e^{\mathbf{A+B}} = e^{\mathbf{A}}e^{\mathbf{B}}$ 或 $e^{\mathbf{A+B}} = e^{\mathbf{B}}e^{\mathbf{A}}$ 不一定成立。

例如

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 则 } \mathbf{AB} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \neq \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \mathbf{BA},$$

而且易知， \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的特征值均为0；

$$\text{又 } \mathbf{A+B} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \text{ } \mathbf{A+B} \text{ 的特征值为: } \lambda_1 = 1, \lambda_2 = -1。$$

显然，有

$$\mathbf{A} \text{ 的 Jordan 分解为: } \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{B} \text{ 的 Jordan 分解为: } \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$



由定理3.3可知,

$$e^A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e^0 & \left(\frac{de^\lambda}{d\lambda} \right) \Big|_{\lambda=0} \\ e^0 & e^0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$e^B = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e^0 & \left(\frac{de^\lambda}{d\lambda} \right) \Big|_{\lambda=0} \\ e^0 & e^0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

则

$$e^A e^B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \neq \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} = e^B e^A$$

$A+B$ 的Jordan分解为:

$$A+B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \end{pmatrix}$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

从而

$$e^{A+B} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e & 0 \\ 0 & e^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} e+e^{-1} & e-e^{-1} \\ e-e^{-1} & e+e^{-1} \end{pmatrix}$$

即

$$e^{A+B} \neq e^A e^B \qquad e^{A+B} \neq e^B e^A$$

求 e^{At} , $\sin At$, 其中 $A = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ 1 & 1 & & \\ & 1 & 1 & \\ & & 1 & 1 \end{pmatrix}$; 解: 注意到 $A^T = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & & 1 \end{pmatrix}$,

则有

$$e^{A^T t} = \begin{pmatrix} e^t & te^t & \frac{t^2}{2}e^t & \frac{t^3}{6}e^t \\ & e^t & te^t & \frac{t^2}{2}e^t \\ & & e^t & te^t \\ & & & e^t \end{pmatrix}; \quad e^{At} = \left(e^{A^T t} \right)^T = \begin{pmatrix} e^t & & & \\ te^t & e^t & & \\ \frac{t^2}{2}e^t & te^t & e^t & \\ \frac{t^3}{6}e^t & \frac{t^2}{2}e^t & te^t & e^t \end{pmatrix};$$

同理

$$\sin tA = \begin{pmatrix} \sin t & & & \\ t \cos t & \sin t & & \\ -\frac{t^2}{2} \sin t & t \cos t & \sin t & \\ \frac{t^3}{6} \cos t & -\frac{t^2}{2} \sin t & t \cos t & \sin t \end{pmatrix};$$



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

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 $A(t)$ 、 $B(t)$ 是可进行运算的两个可微矩阵，则

以下的运算规则成立

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

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

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

(4) 当 $u=f(t)$ 关于 t 可微时，有

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

(5) 当 $A^{-1}(t)$ 为可微矩阵时，有

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

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:

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

只就(2)、(5)证之。

(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 $A(t)^{-1}A(t)=I$, 由性质(2), 两端对 t 求导得

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

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

例如, 对 $m=2$, 并取

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

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

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

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

定理5 设 n 阶方阵 A 与 t 无关, 则有

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

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

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

证明 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

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

$$\cos A = I - \frac{A^2}{2!} + \frac{A^4}{4!} - \cdots;$$

下面利用性质2， 进行矩阵计算 。

练习1 已知 $\sin tA = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} \sin 5t + \sin 3t & 2\sin 5t - 2\sin t \\ \sin 5t - \sin t & 2\sin 5t + 2\sin t \end{pmatrix}$, 求A

解： 由于

$$(\sin tA)' = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 5\cos 5t + 3\cos 3t & 10\cos 5t - 2\cos t \\ 5\cos 5t - \cos t & 10\cos 5t + 2\cos t \end{pmatrix} = A \cos At$$

令 $t=0$, 并注意 $\cos 0=I$, 则

$$A = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 5\cos 0 + 3\cos 0 & 10\cos 0 - 2\cos 0 \\ 5\cos 0 - \cos 0 & 10\cos 0 + 2\cos 0 \end{pmatrix} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 8 & 8 \\ 4 & 12 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 2 \\ 1 & 3 \end{pmatrix}$$

练习2

已知 $e^{tA} = \begin{pmatrix} 2e^{2t} - e^t & e^{2t} - e^t & e^t - e^{2t} \\ e^{2t} - e^t & 2e^{2t} - e^t & e^t - e^{2t} \\ 3e^{2t} - 3e^t & 3e^{2t} - 3e^t & 3e^t - 2e^{2t} \end{pmatrix}$, 求A

解： 由于

$$(e^{tA})' = \begin{pmatrix} 4e^{2t} - e^t & 2e^{2t} - e^t & e^t - 2e^{2t} \\ 2e^{2t} - e^t & 4e^{2t} - e^t & e^t - 2e^{2t} \\ 6e^{2t} - 3e^t & 6e^{2t} - 3e^t & 3e^t - 4e^{2t} \end{pmatrix} = A e^{At}$$

令 $t=0$, 并注意 $e^0=I$, 则

$$A = \begin{pmatrix} 4e^0 - e^0 & 2e^0 - e^0 & e^0 - 2e^0 \\ 2e^0 - e^0 & 4e^0 - e^0 & e^0 - 2e^0 \\ 6e^0 - 3e^0 & 6e^0 - 3e^0 & 3e^0 - 4e^0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 \\ 1 & 3 & -1 \\ 3 & 3 & -1 \end{pmatrix}$$

定义6 如果矩阵 $A(t) = (a_{ij}(t))_{m \times n}$ 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 $A(t)$ 在区间 $[t_0, t_1]$ 上的积分为

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

例如 $A(t) = \begin{pmatrix} t + e^t & \sin t \\ t & 4 \end{pmatrix}$, 则 $\int_0^1 A(t) dt = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} + e - 1 & 1 - \cos 1 \\ \frac{1}{2} & 4 \end{pmatrix}$

容易验证如下运算法则成立

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

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

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



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 $f(X)$ 对矩阵 X 的导数为

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



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

解 根据定义有

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

以 \mathbf{x} 为自变量的函数的导数为:

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

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 $\text{grag} f$ 。



例7-1, 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 $\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}}$ 。

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

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

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

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

$$\frac{df}{d\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial \xi_1} \\ \frac{\partial f}{\partial \xi_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial \xi_n} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n a_{1j} \xi_j \\ \sum_{j=1}^n a_{2j} \xi_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^n a_{nj} \xi_j \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n a_{i1} \xi_i \\ \sum_{i=1}^n a_{i2} \xi_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n a_{in} \xi_i \end{pmatrix} = A\mathbf{x} + A^T \mathbf{x} = (A + A^T) \mathbf{x}$$

特别地, 当 A 为对称矩阵时, $\frac{df}{d\mathbf{x}} = 2A\mathbf{x}$



练习2 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7-1、例8, 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：

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

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

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

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

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

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

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

$$\begin{cases} \frac{d\mathbf{X}(t)}{dt} = \mathbf{A}\mathbf{X}(t) + \mathbf{F}(t) \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}(0) = (x_1(0), x_2(0), \dots, x_n(0))^T \end{cases} \quad (5)$$

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

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

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

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



一阶线性常系数微分方程组在 $[t_0, t]$ 上的解:

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

$$\mathbf{X}(t) = e^{\mathbf{A}(t-t_0)} \mathbf{X}(t_0)$$

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

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

例9 求定解问题 $\begin{cases} \frac{d\mathbf{X}(t)}{dt} = \mathbf{A}\mathbf{X}(t) \\ \mathbf{X}(0) = (1, 1, 1)^T \end{cases}$ 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：

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

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

$$\mathbf{X} = e^{\mathbf{A}t} \mathbf{X}(0) = \mathbf{T} \begin{pmatrix} 1 & & \\ & e^{2t} & \\ & & e^{3t} \end{pmatrix} \mathbf{T}^{-1} \mathbf{X}(0) = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 5 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 5 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 5 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1+3e^{2t}-8e^{3t} \\ 1+3e^{2t}-4e^{3t} \\ 5+3e^{2t}-4e^{3t} \end{pmatrix}$$

例10 求定解问题
$$\begin{cases} \frac{dX(t)}{dt} = AX(t) + F(t) & \text{的解, 其中矩阵} A \text{见例9.} \\ X(0) = (1, 1, 1)^T & F(t) = (0, 0, e^{2t})^T \end{cases}$$

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

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

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

$$= -\frac{1}{6} \begin{pmatrix} -e^{2\tau} + 9e^{2t} - 8e^{3t-\tau} \\ -5e^{2\tau} + 9e^{2t} - 4e^{3t-\tau} \\ -2e^{2\tau} - 4e^{3t-\tau} \end{pmatrix} \circ \begin{matrix} \text{将这一结果对变量 } \tau \\ \text{从0到} t \text{进行积分, 即得} \end{matrix} \quad P = -\frac{1}{6} \begin{pmatrix} \frac{1}{2} + (9t + \frac{15}{2})e^{2t} - 8e^{3t} \\ \frac{5}{2} + (9t + \frac{3}{2})e^{2t} - 4e^{3t} \\ 1 + 3e^{2t} - 4e^{3t} \end{pmatrix}$$

因此 $X(t) = e^{At}X(0) + P$

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



DUT

大连理工大学

DALIAN UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

THE END

定理2.12 (Hamilton-Caylay) 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $\psi(\lambda) = \det(\lambda I - A)$, 则

$$\psi(A) = 0$$

证 存在 $P \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 使得 $P^{-1}AP = J$, 其中 J 是 A 的 **Jordan** 标准型, 可以写成为:

$$J = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \delta & & \\ & \lambda_2 & \ddots & \\ & & \ddots & \delta \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix} \quad (\delta \text{ 或为 } 1 \text{ 或为 } 0)$$

由于 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 A 的特征值, 于是

$$\psi(\lambda) = \det(\lambda I - A) = (\lambda - \lambda_1)(\lambda - \lambda_2) \cdots (\lambda - \lambda_n)$$

$$\psi(A) = (A - \lambda_1 I)(A - \lambda_2 I) \cdots (A - \lambda_n I)$$

$$= (PJP^{-1} - \lambda_1 I)(PJP^{-1} - \lambda_2 I) \cdots (PJP^{-1} - \lambda_n I)$$

$$= P(J - \lambda_1 I)(J - \lambda_2 I) \cdots (J - \lambda_n I)P^{-1}$$



$$\psi(A) = P(J - \lambda_1 I)(J - \lambda_2 I) \cdots (J - \lambda_n I)P^{-1}$$

$$= P \begin{pmatrix} 0 & \delta & & \\ & \lambda_2 - \lambda_1 & \ddots & \\ & & \ddots & \delta \\ & & & \lambda_n - \lambda_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 - \lambda_2 & \delta & & \\ & 0 & \ddots & \\ & & \ddots & \delta \\ & & & \lambda_n - \lambda_2 \end{pmatrix} \cdots \begin{pmatrix} \lambda_1 - \lambda_n & \delta & & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & \delta \\ & & & \lambda_{n-1} - \lambda_n & \delta \\ & & & & 0 \end{pmatrix} P^{-1}$$

$$= P \begin{pmatrix} 0 & 0 & * & \cdots & * \\ 0 & 0 & * & \cdots & * \\ \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & & & * \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 - \lambda_3 & \delta & & \\ & \lambda_2 - \lambda_3 & \delta & \\ & & \ddots & \delta \\ 0 & & & \ddots & \delta \\ & & & & \lambda_n - \lambda_3 \end{pmatrix} \cdots \begin{pmatrix} \lambda_1 - \lambda_n & \delta & & \\ & \ddots & \ddots & \\ & & \ddots & \delta \\ & & & \lambda_{n-1} - \lambda_n & \delta \\ & & & & 0 \end{pmatrix} P^{-1}$$

$$= \cdots = \mathbf{O}_{n \times n}$$

以下用例子说明**Hamilton-Caylay**定理在简化矩阵计算中的应用

例 已知矩阵 $A = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 \\ -4 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix}$, 试计算

(1) $A^7 - A^5 - 19A^4 + 28A^3 + 6A - 4I$;

(2) A^{-1} , (3) A^{100} 。

解 取 $\psi(\lambda) = \det(\lambda I - A) = \begin{vmatrix} \lambda+1 & -1 & 0 \\ 4 & \lambda-3 & 0 \\ -1 & 0 & \lambda-2 \end{vmatrix} = \lambda^3 - 4\lambda^2 + 5\lambda - 2$,

(1) 令 $f(\lambda) = \lambda^7 - \lambda^5 - 19\lambda^4 + 28\lambda^3 + 6\lambda - 4$, 则只须计算 $f(A)$ 。

用 $\psi(\lambda)$ 除 $f(\lambda)$, 得 $-3\lambda^2 + 22\lambda - 8$, 则

$$f(\lambda) = (\lambda^4 + 4\lambda^3 + 10\lambda^2 + 3\lambda - 2)\psi(\lambda) - 3\lambda^2 + 22\lambda - 8,$$

由**H-C**定理知, $\psi(A) = 0$, 于是 $f(A) = -3A^2 + 22A - 8I = \begin{pmatrix} -19 & 6 & 0 \\ -64 & 43 & 0 \\ 19 & -3 & 24 \end{pmatrix}$



(2) 由 $\psi(A) = A^3 - 4A^2 + 5A - 2I = O$, 可得

$$\frac{1}{2}(A^3 - 4A^2 + 5A) = I,$$

进一步

$$A^{-1}A \left[\frac{1}{2}(A^2 - 4A + 5I) \right] = A^{-1}$$

从而

$$A^{-1} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 \\ -4 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix} - 2 \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 \\ -4 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{5}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{5}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{5}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & -1 & 0 \\ 4 & -1 & 0 \\ -\frac{3}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$$

(3) 设① $\lambda^{100} = g(\lambda)\psi(\lambda) + a\lambda^2 + b\lambda + c$, 注意到,
 $\psi(\lambda) = (\lambda - 2)(\lambda - 1)^2$ 即有, $\psi(2) = \psi(1) = \psi'(1) = 0$,

$$\text{又 } 100\lambda^{99} = g'(\lambda)\psi(\lambda) + g(\lambda)\psi'(\lambda) + 2a\lambda + b,$$

分别将 $\lambda = 2, \lambda = 1$ 代入①式, 再对上式求导后将 $\lambda = 1$ 代入, 得

$$\begin{cases} 2^{100} = 4a + 2b + c \\ 1 = a + b + c \\ 100 = 2a + b \end{cases} \quad \text{解得} \quad \begin{cases} a = 2^{100} - 101 \\ b = -2^{101} + 302 \\ c = 2^{100} - 200 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \text{故 } A^{100} &= g(A)\psi(A) + aA^2 + bA + cI \\ &= (2^{100} - \mathbf{101})A^2 + (-2^{101} + 302)A + (2^{100} - 200)I \\ &= \begin{pmatrix} -199 & 100 & 0 \\ -400 & 201 & 0 \\ 201 - 2^{100} & 2^{100} - 101 & 2^{100} \end{pmatrix} \end{aligned}$$