

## 第5章

### 矩阵分析

1

同数学分析一样，矩阵分析理论的建立，也是以极限理论为重要基础的，其内容丰富，是研究数值分析方法和其它数学分支以及许多工程问题的重要工具。本章首先讨论 $n$ 维线性空间 $C^n$ 中的向量范数与矩阵空间 $C^{m \times n}$ 中矩阵范数的理论与性质，接着讨论矩阵函数的相关概念、性质、求法；函数矩阵的微分与积分，最后介绍矩阵函数在微分方程组中的应用。

2

#### 5.1 向量范数及其性质

##### 5.1.1 向量范数

**定义5.1** 设 $V$ 是数域 $P$ （实数域或复数域）上的线性空间，如果对任意向量 $x$ ，按照某个对应法则，对应于一个实数 $\|x\|$ ，且满足下列三个条件：

- (1) **正定性**  $\|x\| \geq 0$ ，且 $\|x\|=0$ 当且仅当 $x=0$ ；
- (2) **齐次性**  $\|kx\|=|k| \|x\|$ ；
- (3) **三角不等式**  $\|x+y\| \leq \|x\| + \|y\|$ ；

则称 $\|x\|$ 为 $V$ 上向量 $x$ 的**范数**，简称为**向量范数**。在线性空间 $V$ 中定义了范数，就称 $V$ 是**线性赋范空间**。

3

向量范数有以下性质

- (1) 当 $\|x\| \neq 0$ ， $\left\| \frac{1}{\|x\|} \cdot x \right\| = 1$
- (2)  $\forall x \in V, \|-x\| = \|x\|$
- (3)  $\|x\| - \|y\| \leq \|x - y\|$
- (4)  $\|x\| + \|y\| \leq \|x + y\|$

**仅证明(3)**

$$\|x\| = \|x - y + y\| \leq \|x - y\| + \|y\| \Rightarrow \|x\| - \|y\| \leq \|x - y\|$$

$$\text{类似的, } \|y\| - \|x\| \leq \|y - x\| = \|(x - y)\| = \|x - y\|$$

$$\Rightarrow \|x\| - \|y\| \geq -\|x - y\|$$

$$\text{因此: } \|\|x\| - \|y\|\| \leq \|x - y\|$$

4

**例5.1** 设向量  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in C^n$ ，规定

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

则 $\|x\|$ 是 $C^n$ 上的一个范数。此范数称为向量 $x$ 的**1-范数**，记为 $\|x\|_1$ ，即

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

5

**例5.2** 设向量  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in C^n$ ，规定

$$\|x\| = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$$

则 $\|x\|$ 是 $C^n$ 上的一个范数。此范数称为向量 $x$ 的 **$\infty$ -范数**，记为 $\|x\|_\infty$ ，即

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

6

例5.3 设向量  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in C^n$ , 规定

$$\|x\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2}$$

则  $\|x\|$  是  $C^n$  上的一个范数. 此范数称为向量  $x$  的2-范数, 记为  $\|x\|_2$ , 即

$$\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2} = \sqrt{x^H x}$$

7

例5.4 设向量  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in C^n$ , 规定

$$\|x\| = \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad p \geq 1$$

则  $\|x\|$  是  $C^n$  上的一个范数. 此范数称为向量  $x$  的  $p$ -范数, 记为  $\|x\|_p$ , 即

$$\|x\|_p = \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

8

$$\|x\|_p = \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

证明: 当  $p=1$  时为向量的1-范数,  $p>1$  时, 对  $x \neq 0$  有

$$(1) \|x\|_p = \left( |x_1|^p + |x_2|^p + \dots + |x_n|^p \right)^{\frac{1}{p}} > 0,$$

且  $\|x\|=0$  当且仅当  $x=0$ .

$$(2) \begin{aligned} \|\alpha x\|_p &= \|(\alpha x_1, \alpha x_2, \dots, \alpha x_n)\|_p \\ &= \left( |\alpha x_1|^p + |\alpha x_2|^p + \dots + |\alpha x_n|^p \right)^{\frac{1}{p}} \\ &= |\alpha| \left( |x_1|^p + |x_2|^p + \dots + |x_n|^p \right)^{\frac{1}{p}} = |\alpha| \|x\|_p \end{aligned}$$

NJUP

$$\|x\|_p = \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

证明: (3) 对  $\forall x = (x_1, x_2, \dots, x_n), y = (y_1, y_2, \dots, y_n) \in C^n$

$$\|x\|_p = \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad \|y\|_p = \left( \sum_{i=1}^n |y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}},$$

$$\|x + y\|_p = \left( \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}},$$

$$\begin{aligned} (\|x + y\|_p)^p &= \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^p = \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |x_i + y_i| \\ &\leq \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |x_i| + \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |y_i| \end{aligned}$$

NJUP

应用Hölder不等式

$$\sum_{i=1}^n |a_i| |b_i| \leq \left[ \sum_{i=1}^n |a_i|^p \right]^{\frac{1}{p}} \left[ \sum_{i=1}^n |b_i|^q \right]^{\frac{1}{q}}, \quad p > 1, q > 1, \frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1.$$

$$\sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |x_i| \leq \left[ \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{(p-1)q} \right]^{\frac{1}{q}} \left[ \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right]^{\frac{1}{p}}$$

$$\sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |y_i| \leq \left[ \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{(p-1)q} \right]^{\frac{1}{q}} \left[ \sum_{i=1}^n |y_i|^p \right]^{\frac{1}{p}}$$

NJUP

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^p &\leq \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |x_i| + \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |y_i| \\ &\leq \left[ \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^p \right]^{\frac{1}{p}} \left[ \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right]^{\frac{1}{p}} + \left[ \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^p \right]^{\frac{1}{p}} \left[ \sum_{i=1}^n |y_i|^p \right]^{\frac{1}{p}} \end{aligned}$$

$$\sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |x_i| \leq \left[ \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{(p-1)q} \right]^{\frac{1}{q}} \left[ \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right]^{\frac{1}{p}}$$

$$\sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |y_i| \leq \left[ \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{(p-1)q} \right]^{\frac{1}{q}} \left[ \sum_{i=1}^n |y_i|^p \right]^{\frac{1}{p}}$$

$$\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1 \Rightarrow \frac{1}{q} = 1 - \frac{1}{p}, \quad (p-1)q = p$$

NJUP

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^p &\leq \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |x_i| + \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^{p-1} |y_i| \\ &\leq \left[ \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^p \right]^{1-\frac{1}{p}} \left[ \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right]^{\frac{1}{p}} + \left[ \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^p \right]^{1-\frac{1}{p}} \left[ \sum_{i=1}^n |y_i|^p \right]^{\frac{1}{p}} \\ &\Rightarrow \left( \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \leq \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} + \left( \sum_{i=1}^n |y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \end{aligned}$$

即  $\|x + y\|_p \leq \|x\|_p + \|y\|_p$ .

因此,  $\|x\|_p$  是  $C^n$  上的一个范数.

在  $C^n$  中常用的  $p$ -范数有三类

$p=1$  时,  $x$  的 1-范数:  $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$

$p=2$  时,  $x$  的 2-范数, 也称为欧氏范数

$$\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i|^2}$$

$p \rightarrow \infty$  时, 得到  $x$  的  $\infty$ -范数

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

**定理 5.1** 若记  $\lim_{p \rightarrow \infty} \|x\|_p = \|x\|_\infty$ , 则  $\|x\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$ .

**证明:** 令  $\omega = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$ , 则

$$\|x\|_p = \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} = \left( \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i}{\omega} \right|^p \cdot \omega^p \right)^{\frac{1}{p}} = \omega \left( \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i}{\omega} \right|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

由于  $\left| \frac{x_i}{\omega} \right| \leq 1$  且  $\sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i}{\omega} \right|^p \geq \left| \frac{\omega}{\omega} \right|^p = 1$ , 因此

$$1 \leq \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i}{\omega} \right|^p \leq n \Rightarrow 1 \leq \left( \sum_{i=1}^n \left| \frac{x_i}{\omega} \right|^p \right)^{\frac{1}{p}} \leq n^{\frac{1}{p}} \xrightarrow{p \rightarrow \infty} 1$$

**例 5.5** 设  $A$  是任意  $n$  阶实对称正定矩阵,  $n$  维列向量  $x$ , 则函数

$$\|x\|_A = (x^T A x)^{\frac{1}{2}}$$

是  $R^n$  上的一种向量范数, 称为加权范数或椭圆范数.

**例 5.6** 设向量  $x = (3i, 2, -5)^T$ , 求

$$\|x\|_1, \|x\|_2, \|x\|_\infty$$

5.1.2 向量范数的连续性与等价性

**定理 5.2**  $\|x\|_\alpha$  与  $\|x\|_\beta$  是  $n$  维线性空间中任意两种向量范数,

则一定存在两个与向量无关的正常数  $c_1, c_2$ , 使得对所有

$x \in V$ , 有不等式

$$c_1 \|x\|_\beta \leq \|x\|_\alpha \leq c_2 \|x\|_\beta \quad (5.1)$$

**证明:** 设  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$  是线性空间  $V$  的一组基, 于是对

$$\forall x \in V \text{ 有 } x = \sum_{i=1}^n x_i \alpha_i.$$

$$\text{于是, } \|x\|_\alpha = \left\| \sum_{i=1}^n x_i \alpha_i \right\|_\alpha \stackrel{\text{记为}}{=} \varphi(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

$$\text{同理, } \|y\|_\alpha = \left\| \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i \right\|_\alpha \stackrel{\text{记为}}{=} \varphi(y_1, y_2, \dots, y_n)$$

$$\begin{aligned} |\varphi(y_1, y_2, \dots, y_n) - \varphi(x_1, x_2, \dots, x_n)| &= \left| \|y\|_\alpha - \|x\|_\alpha \right| \\ &\leq \|y - x\|_\alpha = \left\| \sum_{i=1}^n (y_i - x_i) \alpha_i \right\|_\alpha \\ &\leq |y_1 - x_1| \|\alpha_1\|_\alpha + |y_2 - x_2| \|\alpha_2\|_\alpha + \dots + |y_n - x_n| \|\alpha_n\|_\alpha \xrightarrow{y \rightarrow x} 0. \end{aligned}$$

于是,  $\varphi(x_1, x_2, \dots, x_n)$  是坐标  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  的连续函数.

下面利用连续函数的性质证明:

$$c_1 \|x\|_\beta \leq \|x\|_\alpha \leq c_2 \|x\|_\beta$$

$x = 0$  结论显然. 当  $x \neq 0$  时,  $\|x\|_\alpha \neq 0, \|x\|_\beta \neq 0$ , 且

$$f(x) = \frac{\|x\|_\alpha}{\|x\|_\beta} \text{ 也是 } x_1, x_2, \dots, x_n \text{ 的连续函数.}$$

$$\text{考虑单位超球面: } S = \left\{ (x_1, x_2, \dots, x_n) \mid \sum_{i=1}^n |x_i|^2 = 1 \right\}$$

由于  $S$  为有界闭集, 且  $f(x)$  在  $S$  上的点均不为零且连续, 因此  $f$  在  $S$  上有最大值  $M$  和最小值  $m$ , 即

$$0 < m \leq \frac{\|x\|_\alpha}{\|x\|_\beta} \leq M$$

**定义 5.2**  $\|x\|_\alpha$  与  $\|x\|_\beta$  是  $n$  维线性空间中任意两种向量范数,

若存在两个与向量无关的正常数  $c_1, c_2$ , 使得对所有  $x \in V$ ,

有不等式

$$c_1 \|x\|_\beta \leq \|x\|_\alpha \leq c_2 \|x\|_\beta$$

则称向量范数  $\|\cdot\|_\alpha$  与  $\|\cdot\|_\beta$  是等价的.

## 5.2 矩阵范数及其性质

### 5.2.1 矩阵范数的定义与性质

**定义 5.3** 设  $A \in C^{m \times n}$ , 按照某个对应法则, 对应于一个实数  $\|A\|$ , 且满足下列四个条件:

- (1) **正定性**  $\|A\| \geq 0$ , 且  $\|A\| = 0$  当且仅当  $A = 0$ ;
- (2) **齐次性**  $\|kA\| = |k| \|A\|$
- (3) **三角不等式**  $\|A+B\| \leq \|A\| + \|B\|$
- (4) **相容性**  $\|AB\| \leq \|A\| \|B\|$ , 其中  $A, B$  可乘.

则称  $\|A\|$  为  $C^{m \times n}$  上矩阵  $A$  的范数.

**注:** 类似于定理 5.2, 所有满足定义 5.3 的矩阵范数都是等价的.

**例 5.6** 设矩阵  $A = (a_{ij})_{m \times n} \in C^{m \times n}$ , 定义

$$\|A\|_{m_1} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$$

$$\|A\|_{m_\infty} = \max(m, n) \max_{i,j} |a_{ij}|$$

则  $\|A\|_{m_1}, \|A\|_{m_\infty}$  都是  $C^{m \times n}$  上的矩阵范数. 此范数分别称为矩阵  $A$  的  $m_1$ -范数及  $m_\infty$  范数.

**定义 5.4** 对于  $C^{m \times n}$  上的矩阵范数  $\|\cdot\|_M$ ,  $C^m$  与  $C^n$  上的同类向量范数  $\|x\|_V$ , 如果

$$\|Ax\|_V \leq \|A\|_M \|x\|_V$$

则称矩阵范数  $\|\cdot\|_M$  与向量范数  $\|\cdot\|_V$  相容.

例5.7 设矩阵  $A=(a_{ij})_{m \times n} \in C^{m \times n}$ , 证明函数

$$\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2}$$

则  $\|A\|_F$  是  $C^{m \times n}$  上的一个矩阵范数. 且与向量范数  $\|\cdot\|_2$  相容。

此范数称为 **Frobenius 范数**, 简称为 **F-范数** 或者  **$m_2$ -范数**。

25

定理5.3 设矩阵  $A=(a_{ij}) \in C^{m \times n}$ ,  $P \in C^{m \times m}$ ,  $Q \in C^{n \times n}$ , 都是酉矩阵, 则

$$\|PA\|_F = \|A\|_F = \|AQ\|_F$$

推论5.1 两个酉相似矩阵的  $F$ -范数相同。即若  $B=Q^H A Q$ , 其中  $Q$  是酉矩阵, 则

$$\|B\|_F = \|A\|_F$$

26

例5.6 设  $\|\cdot\|_M$  是  $C^{n \times n}$  矩阵范数, 任取  $C^n$  中的非零列向量  $y$ , 则函数

$$\|x\|_y = \|xy^H\|_M \quad (\forall x \in C^n)$$

是  $C^n$  中的向量范数, 且矩阵范数  $\|\cdot\|_M$  与向量范数  $\|\cdot\|_y$  相容。

27

## 5.2.2 几种常用的矩阵范数

定理5.4 已知  $C^m$  和  $C^n$  上的向量范数  $\|\cdot\|$ , 设

$A \in C^{m \times n}$ , 则函数

$$\|A\| = \max_{\|x\|=1} \|Ax\|$$

是  $C^{m \times n}$  上的矩阵范数, 且与已知的向量范数相容。

称为由向量范数导出的矩阵范数, 简称为向量的 **从属范数** 或者 **算子范数**。

28

定理5.5 设  $A=(a_{ij})_{m \times n} \in C^{m \times n}$ ,  $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in C^n$ , 则从属于向量的三种范数  $\|x\|_1, \|x\|_2, \|x\|_\infty$  的矩阵范数依次为:

$$(1) \quad \|A\|_1 = \max_j \sum_{i=1}^m |a_{ij}| \quad (5.9)$$

$$(2) \quad \|A\|_2 = \sqrt{\lambda_1} \quad (5.10)$$

其中  $\lambda_1$  是  $A^H A$  的最大特征值。

$$(3) \quad \|A\|_\infty = \max_i \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \quad (5.11)$$

29

例5.8 设矩阵

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

求  $\|A\|_{m_1}, \|A\|_{m_2}, \|A\|_{m_\infty}, \|A\|_1, \|A\|_2, \|A\|_\infty$

30

**定理5.6**  $\|x\|_\alpha$  是  $C^n$  上的向量范数,  $A \in C^{n \times n}$   
 则一定存在与向量范数相容的矩阵范数  $\|A\|_M$ ,  
 可定义为

$$\|A\|_M = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_\alpha}{\|x\|_\alpha} \quad (5.12)$$

则称方阵范数  $\|A\|_M$  是从属于向量范数  $\|x\|_\alpha$  的**导出范数**,  
 或称  $\|A\|_M$  是由向量范数  $\|x\|_\alpha$  **诱导出的矩阵范数**. 也  
 称  $\|A\|_M$  是与  $\|x\|_\alpha$  相应的**算子范数**.

### 5.2.3 范数的应用—矩阵非异性条件

设  $C^{n \times n}$ , 可以根据范数的大小来判断是否为非奇异矩阵.

**定理5.7** 设  $C^{n \times n}$ , 且对设上的某种矩阵范数, 有

$\|A\| < 1$ , 则  $I-A$  非奇异, 且

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

**定理5.8** 设  $A \in C^{n \times n}$ , 且设对  $C^{n \times n}$  上的某种矩阵  
 范数满足  $\|A\| < 1$ , 则

$$\|I - (I-A)^{-1}\| \leq \frac{\|A\|}{1-\|A\|}.$$

**定义3.13** 设  $A$  是  $n$  阶矩阵, 它的特征值的全体  
 称为  $A$  的谱, 记为  $\lambda(A)$ , 并且称

$$\max_{\lambda \in \lambda(A)} |\lambda|$$

为矩阵  $A$  的谱半径, 记为  $\rho(A)$ .

**定理5.9** 对于任意  $A \in C^{n \times n}$ , 总有

$$\rho(A) \leq \|A\|.$$

**定理5.10** 设  $A \in C^{n \times n}$  是正规矩阵, 则  $\rho(A) = \|A\|_2$ .

**定理5.11** 设  $A \in C^{n \times n}$  是  $n$  阶非奇异矩阵,  
 则  $A$  的谱范数为

$$\|A\|_2 = \sqrt{\rho(A^H A)} = \sqrt{\rho(A A^H)}.$$

### 5.3 矩阵序列与矩阵级数

#### 5.3.1 向量序列与矩阵序列

#### 5.3.2 矩阵级数

### 5.3.1.1 向量序列

**定义5.6** 设  $x^{(k)} = (x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_n^{(k)})^T, k=1, 2, \dots$  是空间  $C^n$  的一个向量序列, 记为  $\{x^{(k)}\}$ . 如果当  $k \rightarrow +\infty$  时, 它的  $n$  个分量数列都收敛, 即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_i^{(k)} = a_i, \quad i=1, 2, \dots, n$$

则称向量序列  $\{x^{(k)}\}$  是**按分量收敛**的, 向量

$$\alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T$$

称为它的**极限向量**, 记为

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = \alpha \quad \text{或} \quad x^{(k)} \rightarrow \alpha.$$

如果至少有一个分量数列是**发散的**, 则称该向量序列是**发散的**.

37

**例如** 向量序列  $x^{(k)} = \begin{pmatrix} 2^{-k} \\ \frac{1}{k+1} \\ 1 - \frac{\sin k}{k+1} \end{pmatrix}, k=0, 1, 2, \dots$

是一个收敛的向量序列, 且  $\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$

而向量序列  $x^{(k)} = \begin{pmatrix} 2^{-k} \\ \frac{1}{k+1} \\ \sin k \end{pmatrix}, k=0, 1, 2, \dots$

是发散的, 因为  $\lim_{k \rightarrow \infty} \sin k$  不存在.

38

**定义5.7** 设  $\{x^{(k)}\}$  是  $C^n$  中的向量序列,  $\|x\|$  是  $C^n$  的任意一个向量范数. 如果存在向量  $\alpha \in C^n$ , 使当  $k \rightarrow +\infty$  时

$$\|x^{(k)} - \alpha\| \rightarrow 0$$

则称向量序列**按向量范数收敛**于  $\alpha$ .

**定理5.11** 设  $\{x^{(k)}\}$  是  $C^n$  中的向量序列, 它按分量收敛**当且仅当**它按  $C^n$  中的任一向量范数收敛.

39

### 5.3.1.2 矩阵序列

设  $m \times n$  矩阵序列  $\{A^{(k)}\}$ , 其中

$$A^{(k)} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(k)} & a_{12}^{(k)} & \dots & a_{1n}^{(k)} \\ a_{21}^{(k)} & a_{22}^{(k)} & \dots & a_{2n}^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}^{(k)} & a_{m2}^{(k)} & \dots & a_{mn}^{(k)} \end{pmatrix}, k=1, 2, \dots$$

定义  $\lim_{k \rightarrow \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij} \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} = A = (a_{ij})_{m \times n}$

不收敛的矩阵序列则称为**发散的**.

40

类似于定理**定理5.11**有

**定理5.12** 设  $\{A^{(k)}\}, A \in C^{m \times n}, k=1, 2, \dots$

则  $\lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} = A$  当且仅当  $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^{(k)} - A\| = 0$ ,

其中  $\|\cdot\|$  是  $C^{m \times n}$  上的任一矩阵范数.

41

**命题5.1** 设  $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A, \lim_{k \rightarrow +\infty} B^{(k)} = B, \alpha, \beta \in C$ , 则

(1)  $\lim_{k \rightarrow +\infty} (\alpha A^{(k)} + \beta B^{(k)}) = \alpha A + \beta B;$

(2)  $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} B^{(k)} = AB;$

(3) 当  $A^{(k)}$  与  $A$  都可逆时,  $\lim_{k \rightarrow +\infty} (A^{(k)})^{-1} = A^{-1}.$

(4)  $PA^{(k)}Q \rightarrow PAQ$

**定义5.9** 设  $A$  为  $n$  阶方阵, 且当  $k \rightarrow +\infty$  时, 则  $A^k \rightarrow 0$ , 称  $A$  为**收敛矩阵**, 否则就称  $A$  为**发散矩阵**.

42

例5.11 设

$$A = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{3} & 1 \\ 0 & 0 & \frac{1}{3} \end{pmatrix} \quad \text{则} \quad A^k = \begin{pmatrix} (\frac{1}{2})^k & 0 & 0 \\ 0 & (\frac{1}{3})^k & k(\frac{1}{3})^{k-1} \\ 0 & 0 & (\frac{1}{3})^k \end{pmatrix}$$

可见  $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$ , 所以  $A$  为收敛矩阵.

43

定理5.13  $n$ 阶方阵  $A$  为收敛矩阵的充要条件是  $A$  的谱半径  $\rho(A) < 1$ .

定理5.14 设  $A \in C^{n \times n}$ , 若存在  $C^{n \times n}$  上的一种矩阵范数  $\| \cdot \|$ , 使得  $\|A\| < 1$ , 则  $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^k = 0$ .

定理5.15 设  $\| \cdot \|$  是  $C^{n \times n}$  上的一种矩阵范数, 则对任意矩阵  $A \in C^{n \times n}$ , 有

$$\rho(A) = \lim_{k \rightarrow +\infty} \|A^k\|^{\frac{1}{k}}.$$

44

### 5.3.2 矩阵级数

定义5.10 设  $\{A^{(k)}\}$  是  $C^{m \times n}$  的矩阵序列, 称

$$A^{(1)} + A^{(2)} + \dots + A^{(k)} + \dots$$

为矩阵级数, 记为  $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$ . 称  $S_n = \sum_{k=1}^n A^{(k)}$  为  $\{A^{(k)}\}$  部分和. 如果  $\lim_{n \rightarrow \infty} S_n = S$  存在, 则称矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$  收敛, 且极限为  $S$ , 记为  $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)} = S$ . 不收敛的矩阵级数称为发散的.

45

如果  $mn$  个数项级数

$$\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}, \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad j = 1, 2, \dots, n$$

都绝对收敛, 则称矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$  绝对收敛.

命题5.2 在  $C^{n \times n}$  中,  $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$  绝对收敛的充要条件是正项级数  $\sum_{k=1}^{\infty} \|A^{(k)}\|$  收敛.

必要性:

证明:  $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$  绝对收敛  $\rightarrow \sum_{k=1}^{\infty} |a_{ij}^{(k)}| \leq M \rightarrow$

46

$$\sum_{k=1}^{\infty} \|A^{(k)}\|_{m_1} = \sum_{k=1}^{\infty} \left( \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}^{(k)}| \right) \leq mnM$$

$$\rightarrow \sum_{k=1}^{\infty} \|A^{(k)}\|_{m_1} \text{ 收敛} \rightarrow \sum_{k=1}^{\infty} \|A^{(k)}\| \text{ 收敛}$$

$$\text{充分性: } \sum_{k=1}^{\infty} \|A^{(k)}\| \text{ 收敛} \rightarrow \sum_{k=1}^{\infty} \|A^{(k)}\|_{m_1} \text{ 收敛}$$

$$\frac{|a_{ij}^{(k)}|}{\|A^{(k)}\|_{m_1}} \leq 1 \rightarrow \sum_{k=1}^{\infty} |a_{ij}^{(k)}| \text{ 绝对收敛}$$

47

定理5.16 (Neumann定理) 方阵  $A$  的 Neumann 级数

$$\sum_{k=0}^{\infty} A^k = I + A + A^2 + \dots + A^k + \dots$$

收敛的充要条件是  $\rho(A) < 1$ , 且收敛时, 其和为  $(I - A)^{-1}$ .

证: 充分性:  $\rho(A) < 1 \rightarrow I - A$  可逆

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

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

$$\xrightarrow{\rho(A) < 1} I + A + A^2 + \dots + A^k \rightarrow (I - A)^{-1}$$

48



必要性:  $\sum_{k=0}^{\infty} A^k$  收敛

→  $\delta_{ij} + (A)_{ij} + (A^2)_{ij} + \dots + (A^k)_{ij} + \dots$  收敛

→  $(A^k)_{ij} \rightarrow 0$

→  $A^k = ((A^k)_{ij}) \rightarrow 0$  (收敛矩阵)

→  $\rho(A) < 1$

49

定理5.17 若 $n$ 阶方阵 $A$ 的特征值全部落在幂级数

$\varphi(z) = \sum_{k=0}^{\infty} c_k z^k$  的收敛域内, 则矩阵 $A$ 的幂级数

$\varphi(A) = \sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k$  是绝对收敛的;

反之, 若 $A$ 存在落在 $\varphi(z)$ 的收敛域之外的特征值, 则 $\varphi(A)$ 是发散的.

50

推论5.3 若幂级数 $\varphi(z) = \sum_{k=1}^{\infty} c_k z^k$ 在整个复平面上收敛, 则对任何的 $n$ 阶方阵 $A$ ,  $\varphi(A)$ 均收敛.

推论5.4 设幂级数 $\varphi(z) = \sum_{k=1}^{\infty} c_k z^k$ 的收敛半径为 $r$ ,  $A \in C^{n \times n}$ . 若存在 $C^{n \times n}$ 上的某一矩阵范数 $\|\cdot\|$ 使得  $\|A\| < r$ , 则矩阵幂级数  $\varphi(A) = \sum_{k=1}^{\infty} c_k A^k$  绝对收敛.

51

例5.12 判断下列矩阵幂级数的敛散性.

$$\sum_{k=0}^{\infty} \frac{k}{6^k} \begin{pmatrix} 1 & -8 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}^k$$

解 令  $A = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 1 & -8 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}$ , 则  $\rho(A) = \frac{5}{6} < 1$ ,

而  $\varphi(z) = \sum_{k=1}^{\infty} k z^k$  的收敛半径为  $r = 1$ ,

所以  $\varphi(A) = \sum_{k=1}^{\infty} c_k A^k = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{k}{6^k} \begin{pmatrix} 1 & -8 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}^k$  绝对收敛.

52

## 5.4 矩阵函数

矩阵函数的概念与通常的函数概念类似, 所不同的是这里的自变量和因变量都是阶方阵. 本节介绍矩阵函数的定义及计算方法, 并给出矩阵函数的应用以及矩阵的微分与积分.

53

### 5.4.1、矩阵函数的定义

定义5.11 设幂级数  $\sum_{k=0}^{\infty} c_k z^k$  收敛半径为 $R$ , 且当  $|z| < R$  时, 幂级数收敛于 $f(z)$ , 即

$$f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} c_k z^k, \quad |z| < R$$

如果 $A \in C^{n \times n}$ 满足  $\rho(A) < R$ , 则称收敛的矩阵幂级数

$\sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k$  的和为矩阵函数, 记为 $f(A)$ , 即

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

54

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

把 $f(A)$ 的方阵 $A$ 换为 $At$ ,  $t$ 为参数, 则得到

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

常用的矩阵函数:

$$(1) e^A = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} A^k, \quad A \in C^{n \times n}$$

$$(2) \sin A = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k+1)!} A^{2k+1}, \quad A \in C^{n \times n}$$

55

$$(3) \cos A = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k)!} A^{2k}, \quad A \in C^{n \times n}$$

$$(4) (I - A)^{-1} = \sum_{k=0}^{\infty} A^k, \quad \rho(A) < 1$$

$$(5) \ln(I + A) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{k+1} A^{k+1}, \quad \rho(A) < 1$$

56

**定理5.18** 若 $n$ 阶矩阵 $A, B$ 满足 $AB=BA$

$$\text{则 } e^A e^B = e^B e^A = e^{A+B}.$$

**推论1**  $e^A e^{-A} = e^{-A} e^A = e^0 = I$

$$(e^A)^{-1} = e^{-A}, \quad (e^A)^m = e^{mA}$$

其中 $m$ 是整数。

57

**矩阵函数的性质**

若 $AB=BA$ , 则

$$(1) \cos(A+B) = \cos A \cos B - \sin A \sin B$$

$$(2) \sin(A+B) = \sin A \cos B + \cos A \sin B$$

58

## 5.4.2 矩阵函数的计算

1. 利用Hamilton-Cayley定理计算矩阵指数函数、正弦函数、余弦函数

**例5.13** 已知四阶矩阵 $A$ 的特征值是 $\pi, -\pi, 0, 0$ , 求 $\sin A, \cos A, e^A$ .

解  $A$ 的特征多项式为

$$f(\lambda) = |\lambda I - A| = \lambda^2(\lambda - \pi)(\lambda + \pi) = \lambda^4 - \pi^2 \lambda^2$$

由Hamilton-Cayley定理

$$f(A) = A^4 - \pi^2 A^2 = 0$$

59

$$A^4 = \pi^2 A^2, A^5 = \pi^2 A^3, A^6 = \pi^2 A^4 = \pi^4 A^2, \dots, A^{2k} = \pi^{2(k-1)} A^2$$

于是

$$\sin A = A + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k+1)!} A^{2k+1} = A + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k+1)!} \pi^{2(k-1)} A^3$$

$$= A + \frac{1}{\pi^3} A^3 \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k+1)!} \pi^{2k+1} = A + \frac{1}{\pi^3} (\sin \pi - \pi) A^3 = A - \frac{1}{\pi^2} A^3$$

$$\cos A = I + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k)!} A^{2k} = I + A^2 \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k)!} \pi^{2(k-1)}$$

$$= I + \frac{1}{\pi^2} (\cos \pi - 1) A^2 = I - \frac{2}{\pi^2} A^2$$

60

$$\begin{aligned}
 e^A &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} A^k = I + A + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{(2k)!} A^{2k} + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{(2k+1)!} A^{2k+1} \\
 &= I + A + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{(2k)!} \pi^{2(k-1)} A^2 + \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{(2k+1)!} \pi^{2(k-1)} A^3 \\
 &= I + A + \frac{\cosh \pi - \pi}{\pi^2} A^2 + \frac{\sinh \pi - \pi}{\pi^2} A^3
 \end{aligned}$$

61

**例5.11** 已知  $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$ , 求  $e^{At}$ .

**解:**  $A$  的特征多项式为  $|\lambda I - A| = \lambda^2 + 1$

由Hamilton-Cayley定理知:  $A^2 + I = 0$ .

从而:  $A^2 = -I$ ,  $A^3 = -A$ ,  $A^4 = I$ ,  $A^5 = A, \dots$

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

$$\begin{aligned}
 e^{At} &= \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} A^k t^k = \left( 1 - \frac{t^2}{2!} + \frac{t^4}{4!} - \dots \right) I + \left( t - \frac{t^3}{3!} + \frac{t^5}{5!} - \dots \right) A \\
 &= (\cos t) I + (\sin t) A = \begin{pmatrix} \cos t & \sin t \\ -\sin t & \cos t \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

62

## 2. 待定系数法

利用Jordan标准型求解矩阵函数的方法比较复杂, 它要求若当标准形和变换矩阵. 现给出根据最小多项式求解矩阵函数的一种方法.

(1) 设  $A$  的最小多项式为

$$m(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{m_1} (\lambda - \lambda_2)^{m_2} \dots (\lambda - \lambda_s)^{m_s}, \quad m = \sum_{i=1}^s m_i$$

(2) 形式上写出待定多项式

$$g(\lambda) = \sum_{i=0}^{m-1} c_i \lambda^i = c_0 + c_1 \lambda + \dots + c_{m-1} \lambda^{m-1}$$

(3) 求解关于  $c_0, c_1, \dots, c_{m-1}$  的线性方程组

$$g^{(k)}(\lambda_i) = f^{(k)}(\lambda_i) \quad (k=0, 1, 2, \dots, i-1; i=1, 2, \dots, s)$$

(4) 求出  $g(\lambda)$  即可得  $g(A) = f(A)$

63

## 例5.12 计算矩阵 $A$ 的函数 $\sqrt{A}$

其中

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

**解:** 令  $f(\lambda) = \sqrt{\lambda}$ ,  $A$  的特征多项式为  $\varphi(\lambda) = (\lambda - 1)^4$

即:  $g(\lambda) = c_0 + c_1 \lambda + c_2 \lambda^2 + c_3 \lambda^3$

**解得:**  $g(A) = \frac{5}{16} I + \frac{15}{16} A - \frac{5}{16} A^2 + \frac{1}{16} A^3$

**得:**

$$f(A) = g(A) = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

64

## 例5.13 计算矩阵 $A$ 的函数, 求 $e^{At}, \sin A$

其中  $A = \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & -1 & 3 \end{pmatrix}$ .

**解:**

$$\lambda I - A = \begin{pmatrix} \lambda - 3 & -1 & 1 \\ 2 & \lambda & -2 \\ 1 & 1 & \lambda - 3 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda - 2 & 0 \\ 0 & 0 & (\lambda - 2)^2 \end{pmatrix}$$

故  $A$  的最小多项式为  $m(\lambda) = (\lambda - 2)^2$

65

## 3. 利用相似对角化

设  $A$  是可对角化的矩阵, 则存在  $n$  阶可逆矩阵  $P$ , 使得

$$P^{-1}AP = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) = \Lambda$$

$$\begin{aligned}
 f(A) &= \sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k = \sum_{k=0}^{\infty} a_k (P \Lambda P^{-1})^k = P \left( \sum_{k=0}^{\infty} a_k \Lambda^k \right) P^{-1} \\
 &= P \text{diag} \left( \sum_{k=0}^{\infty} a_k \lambda_1^k, \sum_{k=0}^{\infty} a_k \lambda_2^k, \dots, \sum_{k=0}^{\infty} a_k \lambda_n^k \right) P^{-1} \\
 &= P \text{diag}(f(\lambda_1), f(\lambda_2), \dots, f(\lambda_n)) P^{-1}
 \end{aligned}$$

从而

$$f(At) = P \text{diag}(f(\lambda_1 t), f(\lambda_2 t), \dots, f(\lambda_n t)) P^{-1}$$

66

例5.14 已知

$$A = \begin{pmatrix} 4 & 6 & 0 \\ -3 & -5 & 0 \\ -3 & -6 & 1 \end{pmatrix}$$

求  $e^{At}$ ,  $\cos A$

解  $\det(\lambda I - A) = (\lambda + 2)(\lambda - 1)^2$  所以  $A$  的特征值为,

$$\lambda_1 = -2, \lambda_2 = \lambda_3 = 1$$

对应于  $\lambda_1 = -2$  的特征向量为  $(-1, 1, 1)^T$ , 对应于  $\lambda_2 = 1$  线性无关的特征向量  $(-2, 1, 0)^T, (0, 0, 1)^T$ .

67

$$\text{故取 } P = \begin{pmatrix} -1 & -2 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \text{ 则 } P^{-1}AP = \begin{pmatrix} -2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

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

$$\cos A = P \begin{pmatrix} \cos(-2) & 0 & 0 \\ 0 & \cos 1 & 0 \\ 0 & 0 & \cos 1 \end{pmatrix} P^{-1}$$

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

68

例5.15  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ , 求  $\sin A$ .

解 1) 化为 Jordan 标准形

$$A \rightarrow J_1 = 1, J_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

2) 计算  $\sin J_i$

$$\sin J_1 = \sin 1, \sin J_2 = \begin{pmatrix} \sin 1 & \frac{1}{1!} \cos 1 \\ 0 & \sin 1 \end{pmatrix}$$

69

$$\sin A = \begin{pmatrix} \sin 1 & 0 & 0 \\ 0 & \sin 1 & \cos 1 \\ 0 & 0 & \sin 1 \end{pmatrix}$$

70

### 5.4.3 函数矩阵的微分与积分

设元素是实变量  $t$  的实函数矩阵

$$A(t) = \begin{pmatrix} a_{11}(t) & a_{12}(t) & \cdots & a_{1n}(t) \\ a_{21}(t) & a_{22}(t) & \cdots & a_{2n}(t) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1}(t) & a_{m2}(t) & \cdots & a_{mn}(t) \end{pmatrix}$$

$A(t)$  的所有元素  $a_{ij}(t)$  定义在同一区间  $[a, b]$  上.

如果  $A(t)$  的所有元素  $a_{ij}(t)$  均在区间  $[a, b]$  上有界、连续、可微、可积, 就分别称  $A(t)$  在区间  $[a, b]$  上有界、连续、可微、可积.

71

### 1. 矩阵函数的极限与连续

定义5.12 若函数矩阵  $A(t)$  的所有元素  $a_{ij}(t)$ , 当  $t \rightarrow t_0$  时, 有极限  $a_{ij}$ , 其中  $a_{ij}$  是常数, 则称函数矩阵  $A(t)$  当  $t \rightarrow t_0$  时有极限为  $A$ , 即  $\lim_{t \rightarrow t_0} A(t) = A$ , 其中  $A = (a_{ij})$ .

如果  $A(t)$  的所有元素  $a_{ij}(t)$ , 在  $t = t_0$  处连续, 即

$$\lim_{t \rightarrow t_0} a_{ij}(t) = a_{ij}(t_0)$$

则称矩阵  $A(t)$  函数在  $t = t_0$  处连续, 记为

$$\lim_{t \rightarrow t_0} A(t) = A(t_0)$$

72

### 性质1 设函数矩阵

$$A(t) = (a_{ij}(t))_{n \times n}, B(t) = (b_{ij}(t))_{n \times n}$$

且  $\lim_{t \rightarrow t_0} A(t) = A = (a_{ij})_{n \times n}, \lim_{t \rightarrow t_0} B(t) = B = (b_{ij})_{n \times n}$

则

$$(1) \lim_{t \rightarrow t_0} [A(t) \pm B(t)] = A \pm B;$$

$$(2) \lim_{t \rightarrow t_0} [kA(t)] = kA;$$

$$(3) \lim_{t \rightarrow t_0} [A(t)B(t)] = AB.$$

73

### 例5.16 设函数矩阵

$$A(t) = \begin{pmatrix} \sin t & e^{-2t} \\ \cos t & t \end{pmatrix}, B(t) = \begin{pmatrix} \cos 2t & \sin 3t \\ 3 \sin 2t & \sin 3t - \cos 4t \end{pmatrix}$$

求  $\lim_{t \rightarrow \frac{\pi}{2}} A(t)B(t)$

解

$$\lim_{t \rightarrow \frac{\pi}{2}} A(t)B(t) = \lim_{t \rightarrow \frac{\pi}{2}} \begin{pmatrix} \sin t & e^{-2t} \\ \cos t & t \end{pmatrix} \cdot \lim_{t \rightarrow \frac{\pi}{2}} \begin{pmatrix} \cos 2t & \sin 3t \\ 3 \sin 2t & \sin 3t - \cos 4t \end{pmatrix}$$

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

74

### 2. 函数矩阵的微分及其性质

定义5.13 若函数矩阵  $A(t)$  的所有元素  $a_{ij}(t)$  均在  $t_0$  (或区间  $(a, b)$  上) 可微, 则称此函数矩阵  $A(t)$  在  $t_0$  (或区间  $(a, b)$  上) 可导, 且把各元素  $a_{ij}(t)$  在  $t_0$  处的导数为元素的矩阵

$$\left( \frac{da_{ij}(t)}{dt} \right)_{m \times n}, \text{ 称为函数矩阵在 } t_0 \text{ 处的导数, 记作}$$

$$A'(t_0) = \left( \frac{da_{ij}(t)}{dt} \right)_{m \times n} \Big|_{t=t_0} = \begin{pmatrix} a'_{11}(t_0) & a'_{12}(t_0) & \cdots & a'_{1n}(t_0) \\ a'_{21}(t_0) & a'_{22}(t_0) & \cdots & a'_{2n}(t_0) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a'_{m1}(t_0) & a'_{m2}(t_0) & \cdots & a'_{mn}(t_0) \end{pmatrix}$$

并记以元素  $a_{ij}(t)$  在  $t_0$  处的微分为元素的矩阵称为函数矩阵  $A(t)$  在  $t_0$  处的微分, 记作

$$dA(t_0) = (da_{ij}(t_0))_{m \times n}.$$

75

### 例5.17 求函数矩阵

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

( $t > 0$ ) 的导数.

76

### 可微函数矩阵的性质

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

$$(2) \frac{d}{dt}[cA(t)] = c \frac{d}{dt}A(t)$$

$$(3) \frac{d}{dt}[A(t)B(t)] = \left[ \frac{d}{dt}A(t) \right] \cdot B(t) + A(t) \cdot \left[ \frac{d}{dt}B(t) \right]$$

$$(4) A(t), t = f(u), \frac{d}{du}A(t) = f'(u) \frac{d}{dt}A(t)$$

$$(5) \frac{d}{dt}A^{-1}(t) = -A^{-1}(t) \left[ \frac{d}{dt}A(t) \right] A^{-1}(t)$$

77

### 例5.18 设函数矩阵 $A(t) = \begin{pmatrix} 0 & -t \\ t & 1 \end{pmatrix}$

求 (1)  $A'(t)$

$$(2) [A^{-1}(t)]'$$

78

### 3. 函数矩阵的积分

**定义5.14** 若函数矩阵 $A(t)$ 的所有元素 $a_{ij}(t)$ 均在 $[a, b]$ 上可积, 则称此函数矩阵 $A(t)$ 在 $[a, b]$ 上可积, 且把各元素在 $[a, b]$ 上的积分为元素的矩阵, 称为函数矩阵 $A(t)$ 在 $[a, b]$ 上的积分, 记作

$$\int_a^b A(t)dt = \begin{pmatrix} \int_a^b a_{11}(t)dt & \int_a^b a_{12}(t)dt & \cdots & \int_a^b a_{1n}(t)dt \\ \int_a^b a_{21}(t)dt & \int_a^b a_{22}(t)dt & \cdots & \int_a^b a_{2n}(t)dt \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \int_a^b a_{m1}(t)dt & \int_a^b a_{m2}(t)dt & \cdots & \int_a^b a_{mn}(t)dt \end{pmatrix}$$

$$= (\int_a^b a_{ij}(t)dt)_{m \times n}$$

79

**性质3** 函数矩阵 $A(t)$ ,  $B(t)$ 在区间 $[a, b]$ 上均可积分, 则

- (1)  $\int_a^b [A(t) + B(t)]dt = \int_a^b A(t)dt + \int_a^b B(t)dt$
  - (2)  $\int_a^b cA(t)dt = c \int_a^b A(t)dt$   $c$ 是实常数;
  - (3)  $\int_a^b A(t)Bdt = [\int_a^b A(t)dt] \cdot B$
  - (4)  $\int_a^b A \cdot B(t)dt = A \cdot [\int_a^b B(t)dt]$
- 其中 $A, B$ 都是与 $t$ 无关的常数矩阵。
- (5)  $\int_a^b A(t)B'(t)dt = A(t)B(t) - \int_a^b [A'(t)B(t)]dt$

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

80

**例5.19** 已知函数矩阵

$$A(t) = \begin{pmatrix} \sin \pi t & 3t^2 \\ -2t & e^t \end{pmatrix}$$

求  $\int_0^1 A(t)dt$ .

**例5.20** 设函数矩阵

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

求  $\frac{d}{dt} [\int_0^3 A(\tau)d\tau]$ .

81

## 5.5 常系数线性微分方程

微分方程的初值问题:

$$\frac{dx(t)}{dt} = ax(t)$$

$$x(0) = b$$

有唯一解:  $x(t) = be^{at}$ .

82

## 常系数线性微分方程组

设 $a_{ij}$ 均是常数, 考虑关于未定函数 $x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$ 的微分方程组:

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} x_1(t) = a_{11}x_1(t) + a_{12}x_2(t) + \cdots + a_{1n}x_n(t) \\ \frac{d}{dt} x_2(t) = a_{21}x_1(t) + a_{22}x_2(t) + \cdots + a_{2n}x_n(t) \\ \cdots \cdots \cdots \\ \frac{d}{dt} x_n(t) = a_{n1}x_1(t) + a_{n2}x_2(t) + \cdots + a_{nn}x_n(t) \end{cases}$$

83

如果记:

$$A = (a_{ij})_{n \times n}, X(t) = \begin{pmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_n(t) \end{pmatrix}$$

则, 这个方程组可以写成矩阵方程的形式:

$$\frac{d}{dt} X(t) = AX(t)$$

84

### 定理5.8

假设 $A, X(t)$ 如前,  $X_0$ 是已知的 $n$ 维列向量, 则初值问题

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} X(t) = AX(t) \\ X(0) = X_0 \end{cases}$$

有唯一解

$$X(t) = e^{At} X_0$$

85

### 定理5.9

假设 $A, X(t)$ 如前,  $X_0$ 是已知的 $n$ 维列向量, 则初值问题

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} X(t) = AX(t) + f(t) \\ X(t_0) = X_0 \end{cases}$$

则通解为

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

86

**例5.21** 设,求下列微分方程组  $\frac{dX(t)}{dt} = AX(t)$

满足初始条件  $X(0) = (1, 1, 1)^T$  的解, 其中

$$A = \begin{pmatrix} 4 & 6 & 0 \\ -3 & -5 & 0 \\ -3 & -6 & 1 \end{pmatrix}$$

87

解 由定理5.8得到满足初始条件的解为  $X = e^{At} X(0)$ , 由例

5.14得到 
$$e^{At} = \begin{pmatrix} 2e^t - e^{-2t} & 2e^t - 2e^{-2t} & 0 \\ e^{-2t} - e^t & 2e^{-2t} - e^t & 0 \\ e^{-2t} - e^t & 2e^{-2t} - 2e^t & e^t \end{pmatrix}$$

故所求的解为

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

88

**例5.22** 设  $A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 3 \end{pmatrix}$   $f(t) = (e^{2t}, e^{2t}, 0)^T$

求微分方程组  $\frac{dX}{dt} = AX + f(t)$  满足初始条件

$$X(0) = (-1, 1, 0)^T$$

的解.

89

解 利用最小多项式可求得

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

$$e^{-A\tau} f(\tau) = e^{-2\tau} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\tau & 1-\tau & -\tau \\ -\tau & \tau & 1-\tau \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e^{2\tau} \\ e^{2\tau} \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

故该方程组的解是

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

90