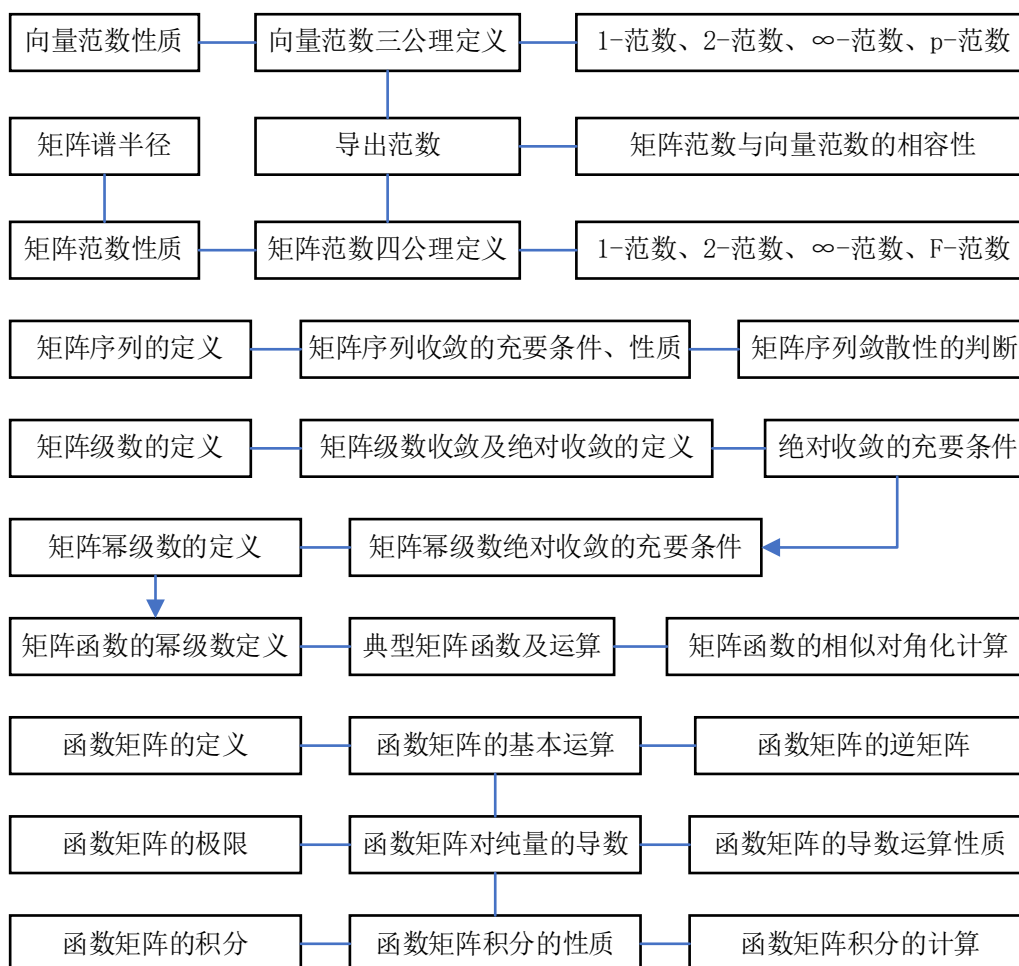


# 第 6 章 矩阵的微积分

本章首先介绍向量范数和矩阵范数的定义及性质、二者的相容性，给出由向量范数形式推广的矩阵范数和由向量范数导出的矩阵范数。基于矩阵范数概念，介绍矩阵序列及其收敛和极限的概念，研究矩阵序列的敛散性。其次，介绍矩阵级数和矩阵幂级数的定义、性质和收敛性，介绍矩阵函数的幂级数定义和矩阵函数计算。最后，介绍函数矩阵的定义及运算、函数矩阵的极限、微分和积分。

本章的知识网络框图：



## 6.1 向量和矩阵的范数

### 6.1.1 向量范数

范数是实数的绝对值或复数的模等表示大小的概念的普遍化. 在第1章中把向量概念推广到线性空间并在线性空间中引入了内积运算, 进而对向量赋予向量长度和向量夹角的概念. 但是, 向量范数是比较向量长度更一般的概念, 引入内积后向量的长度是唯一的, 但向量的范数并不唯一, 可以定义多种向量范数.

**定义 6.1.1** 设 $V$ 是数域 $\mathbb{F}$ 上的线性空间, 用 $\|\mathbf{x}\|$ 表示按照某个法则确定的与向量 $\mathbf{x}$ 对应的实数, 且满足

- (1) 非负性: 当 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ ,  $\|\mathbf{x}\| > 0$ ; 当且仅当 $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 时,  $\|\mathbf{x}\| = 0$ ;
- (2) 绝对齐次性:  $\|k\mathbf{x}\| = |k|\|\mathbf{x}\|$ , 其中 $k$ 为任意数;
- (3) 三角不等式: 对于 $V$ 中任何向量 $\mathbf{x}, \mathbf{y}$ 都有 $\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x}\| + \|\mathbf{y}\|$ .

则称实数 $\|\mathbf{x}\|$ 是向量 $\mathbf{x}$ 的范数.

定义 6.1.1 并未给出向量范数的计算方法, 只是规定了向量范数应满足的 3 个条件, 这 3 个条件称为向量范数公理.

**例 6.1.1**  $n$ 维欧氏空间中向量的模为 $|\mathbf{x}| = (\mathbf{x}, \mathbf{x})^{\frac{1}{2}}$ , 它具有如下三个性质:

- (1) 若 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ , 则 $|\mathbf{x}| > 0$ ; 若 $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ , 则 $|\mathbf{x}| = 0$ ; (非负性)
- (2)  $|k\mathbf{x}| = |k||\mathbf{x}|$ ,  $k$ 为任意实数; (绝对齐次性)
- (3) 对于任何向量 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{y}$ , 有 $|\mathbf{x} + \mathbf{y}| \leq |\mathbf{x}| + |\mathbf{y}|$ . (三角不等式)

由向量范数定义不难得出如下基本性质.

**定理 6.1.1** 对任意向量 $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{C}^n$ , 有

- (1)  $\|-\mathbf{x}\| = \|\mathbf{x}\|$ ;
- (2)  $|\|\mathbf{x}\| - \|\mathbf{y}\|| \leq \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$ .

证: (1) 由齐次性易得.

(2) 因为  $\|\mathbf{x}\| = \|\mathbf{x} - \mathbf{y} + \mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| + \|\mathbf{y}\|$

故

$$\|\mathbf{x}\| - \|\mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| \quad (*)$$

又

$$\|\mathbf{y}\| = \|\mathbf{x} - \mathbf{x} + \mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x}\| + \|-\mathbf{x} + \mathbf{y}\| = \|\mathbf{x}\| + \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$$

故

$$\|\mathbf{x}\| - \|\mathbf{y}\| \geq -\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| \quad (**)$$

综合式(\*)和(\*\*), 得

$$|\|\mathbf{x}\| - \|\mathbf{y}\|| \leq \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|. \quad \blacksquare$$

以下是 Hölder (赫尔德) 不等式: 设正实数  $p, q$  满足  $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$ , 则对任意  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{C}^n$ , 有

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

特别地, 若  $p = q = 2$ , 就是 Schwarz (施瓦茨) 不等式:

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

以下是 Minkowski (闵可夫斯基) 不等式: 对任意实数  $p \geq 1$  和任意  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{C}^n$ , 有

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

由 Minkowski 不等式可以引入  $p$ -范数.

**定义 6.1.2** 对任意正数  $p \geq 1$ , 称向量  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  的函数

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

为向量  $\mathbf{x}$  的  $p$ -范数.

显然,  $\|\mathbf{x}\|_p$  满足非负性和齐次性, 又由 Minkowski 不等式,  $\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\|_p \leq \|\mathbf{x}\|_p + \|\mathbf{y}\|_p$ , 所以  $\|\mathbf{x}\|_p$  是向量范数.

常用的  $p$ -范数有下述三种:

① 1-范数:  $\|\mathbf{x}\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$

② 2-范数（欧氏范数）： $\|\mathbf{x}\|_2 = (\sum_{i=1}^n |x_i|^2)^{\frac{1}{2}} = (\mathbf{x}^H \mathbf{x})^{\frac{1}{2}}$

③  $\infty$ -范数： $\|\mathbf{x}\|_\infty = \lim_{p \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}\|_p$

**定理 6.1.2** 对向量  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{C}^n$ , 有  $\|\mathbf{x}\|_\infty = \max |x_i|$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ .

证： 令  $\alpha = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$ , 则

$$\beta_i = \frac{|x_i|}{\alpha} \leq 1 \quad (i = 1, 2, \dots, n),$$

于是  $\|\mathbf{x}\|_p = \alpha (\sum_{i=1}^n \beta_i^p)^{\frac{1}{p}}$ , 由于

$$1 \leq (\sum_{i=1}^n \beta_i^p)^{\frac{1}{p}} \leq n^{\frac{1}{p}},$$

故

$$\lim_{p \rightarrow \infty} (\sum_{i=1}^n \beta_i^p)^{\frac{1}{p}} = 1.$$

因此

$$\|\mathbf{x}\|_\infty = \lim_{p \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}\|_p = \alpha = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|. \quad \blacksquare$$

在线性空间中可以引进各种范数, 按照不同法则规定的向量范数的大小一般不相等. 例如对  $\mathbb{R}^n$  中的向量  $\mathbf{x} = (1, 1, \dots, 1)^T$ , 有

$$\|\mathbf{x}\|_1 = n, \|\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{n}, \|\mathbf{x}\|_\infty = 1.$$

虽然同一向量的不同范数的值不同, 但这些范数之间存在关系. 例如, 在研究向量序列收敛性时, 不同范数表现出一致性, 这种性质称为向量范数的等价性.

**定理 6.1.3** 设  $V$  是  $n$  维线性空间,  $\|\mathbf{x}\|_\alpha$  和  $\|\mathbf{x}\|_\beta$  为任意两种向量范数, 则总存在正数  $c_1$  和  $c_2$ , 对  $V$  中所有向量  $\mathbf{x} \in V$ , 恒有

$$c_1 \|\mathbf{x}\|_\beta \leq \|\mathbf{x}\|_\alpha \leq c_2 \|\mathbf{x}\|_\beta.$$

## 6.1.2 矩阵范数

**定义 6.1.3** 对于矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , 用  $\|\mathbf{A}\|$  表示按照某个法则确定的与  $\mathbf{A}$  对应的实数, 且满足

(1) 非负性: 当  $\mathbf{A} \neq \mathbf{0}$  时,  $\|\mathbf{A}\| > 0$ ; 当且仅当  $\mathbf{A} = \mathbf{0}$  时,  $\|\mathbf{A}\| = 0$ ;

(2) 绝对齐次性:  $\|k\mathbf{A}\| = |k| \|\mathbf{A}\|$ , 其中  $k$  为任意数;

(3) 三角不等式: 对于任何两个可加矩阵 $\mathbf{A}, \mathbf{B}$ 都有 $\|\mathbf{A} + \mathbf{B}\| \leq \|\mathbf{A}\| + \|\mathbf{B}\|$ ;

(4) 乘法相容性: 若矩阵 $\mathbf{A}$ 与 $\mathbf{B}$ 可乘, 则 $\|\mathbf{AB}\| \leq \|\mathbf{A}\|\|\mathbf{B}\|$ .

则称实数 $\|\mathbf{A}\|$ 是矩阵 $\mathbf{A}$ 的矩阵范数.

矩阵范数定义中的前 3 个条件与向量范数一致, 因此矩阵范数与向量范数所具有的性质类似, 如 $\|-\mathbf{A}\| = \|\mathbf{A}\|$ ,  $|\|\mathbf{A}\| - \|\mathbf{B}\|| \leq \|\mathbf{A} - \mathbf{B}\|$ . 矩阵范数的绝对齐次性是针对矩阵与数相乘以后范数的变化特性, 矩阵范数的三角不等式是针对矩阵相加运算以后范数的变化特性, 这都与向量范数相同. 但是, 矩阵运算还包括矩阵与矩阵的乘法, 因此在矩阵范数定义中增加了乘法相容性要求. 这 4 个条件称为矩阵范数公理.

由于一个 $m \times n$ 矩阵可以看作一个 $mn$ 维向量, 因此有些向量范数可以直接推广为矩阵范数, 但矩阵之间还有矩阵乘法运算, 并由乘法相容性公理约束, 因此, 能否推广关键要看是否满足乘法相容性.

将向量范数形式推广到矩阵范数时, 有的符合乘法相容性, 有的则不符合. 例如将向量的 1-范数形式上推广到矩阵范数 $\|\mathbf{A}\| = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$ , 或将向量的 2-范数形式上推广到矩阵范数 $\|\mathbf{A}\|_F = \left( \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right)^{1/2}$ , 二者都满足乘法相容性. 其中, 由向量的 2-范数形式推广而来的矩阵范数称为 Frobenius (弗罗贝尼乌斯) 范数, 简称 F-范数: 若 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , 规定 $\|\mathbf{A}\|_F = \left( \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$ , 可以证明: 该范数定义满足矩阵范数的 4 个性质.

但是, 将向量的 $\infty$ -范数形式推广到矩阵范数 $\|\mathbf{A}\| = \max_{i,j} |a_{ij}|$ 不满足乘法相容性. 例如, 取 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ , 则 $\mathbf{AB} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$ , 若将向量的 $\infty$ -范数形式推广到矩阵范数, 则 $\|\mathbf{A}\| = 1$ ,  $\|\mathbf{B}\| = 1$ ,  $\|\mathbf{AB}\| = 2$ , 不满足乘法相容性.

**定理 6.1.4** F-范数有如下几个性质:

(1) 若 $\mathbf{A} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ , 则 $\|\mathbf{A}\|_F^2 = \sum_{i=1}^n \|\alpha_i\|_2^2$ .

(2)  $\|\mathbf{A}\|_F^2 = \text{tr}(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(\mathbf{A}^H \mathbf{A})$ . 其中,  $\text{tr}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})$  是  $n$  阶方阵  $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$  的迹,  $\lambda_i(\mathbf{A}^H \mathbf{A})$  表示  $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$  的第  $i$  个特征值. 该性质表明矩阵的 F-范数的平方等于矩阵的所有奇异值的平方和.

(3) 对于任何  $m$  阶酉矩阵  $\mathbf{U}$  与  $n$  阶酉矩阵  $\mathbf{V}$ , 都有

$$\|\mathbf{A}\|_F = \|\mathbf{UA}\|_F = \|\mathbf{A}^H\|_F = \|\mathbf{AV}\|_F = \|\mathbf{UAV}\|_F.$$

矩阵范数也有等价性定理.

**定理 6.1.5** 若  $\|A\|_\alpha$  与  $\|A\|_\beta$  是任意两种矩阵范数, 则总存在正数  $c_1$  和  $c_2$ , 对任意矩阵  $A$ , 恒有

$$c_1 \|A\|_\beta \leq \|A\|_\alpha \leq c_2 \|A\|_\beta. \quad (6.1.1)$$

上述定理表明  $\mathbb{C}^{m \times n}$  上的任意两个矩阵范数等价.

### 6.1.3 向量范数与矩阵范数的相容性

设  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ,  $x \in \mathbb{C}^n$ , 若已知矩阵范数  $\|A\|$ , 可将  $x$  与  $Ax$  作为  $n \times 1$  与  $m \times 1$  矩阵, 因此根据矩阵范数的相容性应有

$$\|Ax\| \leq \|A\| \|x\|$$

但是,  $x$  与  $Ax$  终究是向量, 若取  $\|x\|_\alpha$  与  $\|Ax\|_\alpha$  是向量范数,  $\|A\|$  是矩阵范数, 则不等式

$$\|Ax\|_\alpha \leq \|A\| \|x\|_\alpha$$

是否仍能成立? 这就是向量范数与矩阵范数的相容性问题.

**定义 6.1.4** 设  $\|x\|_\alpha$  是向量范数,  $\|A\|_\beta$  是矩阵范数, 若对于任何矩阵  $A$  与向量  $x$  都有

$$\|Ax\|_\alpha \leq \|A\|_\beta \|x\|_\alpha \quad (6.1.2)$$

则称  $\|A\|_\beta$  是与向量范数  $\|x\|_\alpha$  相容的矩阵范数.

**定理 6.1.6** 设  $\|x\|_\alpha$  是向量范数, 则

$$\|A\|_i = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_\alpha}{\|x\|_\alpha} \quad (6.1.3)$$

满足矩阵范数定义, 且  $\|A\|_i$  是与向量范数  $\|x\|_\alpha$  相容的矩阵范数.

证: 非负性和齐次性显然满足.

根据向量范数三角不等式可得

$$\|A + B\|_i = \max_{x \neq 0} \frac{\|(A + B)x\|_\alpha}{\|x\|_\alpha} = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax + Bx\|_\alpha}{\|x\|_\alpha}$$

$$\begin{aligned} &\leq \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_\alpha + \|Bx\|_\alpha}{\|x\|_\alpha} = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_\alpha}{\|x\|_\alpha} + \max_{x \neq 0} \frac{\|Bx\|_\alpha}{\|x\|_\alpha} \\ &= \|A\|_i + \|B\|_i. \end{aligned}$$

再证矩阵范数的相容性.

设  $B \neq 0$ , 则

$$\begin{aligned} \|AB\|_i &= \max_{x \neq 0} \frac{\|ABx\|_\alpha}{\|x\|_\alpha} = \max_{x \neq 0} \left( \frac{\|A(Bx)\|_\alpha}{\|Bx\|_\alpha} \frac{\|Bx\|_\alpha}{\|x\|_\alpha} \right) \\ &\leq \max_{x \neq 0} \frac{\|A(Bx)\|_\alpha}{\|Bx\|_\alpha} \max_{x \neq 0} \frac{\|Bx\|_\alpha}{\|x\|_\alpha} \\ &= \|A\|_i \|B\|_i. \end{aligned}$$

因此  $\|A\|_i$  确实是矩阵范数.

最后证明  $\|A\|_i$  与  $\|x\|_\alpha$  相容. 由式(6.1.3), 得  $\|A\|_i \geq \frac{\|Ax\|_\alpha}{\|x\|_\alpha}$ , 即

$$\|Ax\|_\alpha \leq \|A\|_i \|x\|_\alpha,$$

这表明  $\|A\|_i$  与  $\|x\|_\alpha$  相容. ■

由定理 6.1.6 所定义的矩阵范数称为由向量范数  $\|x\|_\alpha$  所导出的导出范数或从属范数. 显然, 单位矩阵  $E$  的任何导出范数  $\|E\|_i = 1$ .

由向量  $p$ -范数  $\|x\|_p$  所导出的矩阵范数称为矩阵  $p$ -范数, 即

$$\|A\|_p = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_p}{\|x\|_p},$$

常用的矩阵  $p$ -范数为  $\|A\|_1$ ,  $\|A\|_2$  与  $\|A\|_\infty$ . 这三个范数的计算由下述定理给出.

**定理 6.1.7** 设矩阵  $A = (a_{ij})_{m \times n}$ , 则

(1)  $\|A\|_1 = \max_j (\sum_{i=1}^m |a_{ij}|)$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$ . 称  $\|A\|_1$  是列和范数, 简称列范数或 1-范数.

(2)  $\|A\|_2 = \max_j (\lambda_j(A^H A))^{\frac{1}{2}}$ , 其中,  $\lambda_j(A^H A)$  表示矩阵  $A^H A$  的第  $j$  个特征值.  $\|A\|_2$  是  $A$  的奇异值的最大值, 称  $\|A\|_2$  是谱范数或 2-范数.

(3)  $\|A\|_\infty = \max_i (\sum_{j=1}^n |a_{ij}|)$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$ . 称  $\|A\|_\infty$  是行和范数, 简称行范数或

$\infty$ -范数.

由向量范数可以按定理 6.1.6 导出矩阵范数, 且这两个范数是相容的. 即使一个矩阵范数不是某个向量范数导出的, 它们之间也可能是相容的. 给定一个矩阵范数, 总可以构造向量范数使这两个范数相容, 这就是下述定理.

**定理 6.1.8** 设  $\|A\|_*$  是矩阵范数, 则存在向量范数  $\|x\|$ , 满足

$$\|Ax\| \leq \|A\|_* \|x\|.$$

证: 任给非零向量  $\alpha$ , 定义向量范数  $\|x\| = \|x\alpha^H\|_*$ . 不难验证它满足向量范数的三个性质, 且

$$\|Ax\| = \|Ax\alpha^H\|_* \leq \|A\|_* \|x\alpha^H\|_* = \|A\|_* \|x\| \quad \blacksquare$$

由定理的证明可知, 满足相容性条件的向量范数不止一个.

**例 6.1.2** 已知矩阵范数  $\|A\|_* = \|A\|_F = (\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2)^{\frac{1}{2}}$ , 求与之相容的一个向量范数.

解: 取  $\alpha = (1, 0, \dots, 0)^T$ , 设  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ , 则

$$\|x\| = \|x\alpha^H\|_* = (\sum_{i=1}^n |x_i|^2)^{\frac{1}{2}} = \|x\|_2.$$

**定义 6.1.5** 设矩阵  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ,  $A$  的  $n$  个特征值为  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ , 称  $\rho(A) = \max\{|\lambda_1|, |\lambda_2|, \dots, |\lambda_n|\}$  是  $A$  的谱半径.

由此定义可知, 矩阵的谱半径即该矩阵的所有特征值的模的最大值.

**定理 6.1.9** 设矩阵  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 则  $\rho(A) \leq \|A\|$ , 其中,  $\rho(A)$  是  $A$  的谱半径,  $\|A\|$  是  $A$  的任意一种范数.

证: 设  $\lambda$  是  $A$  的任意一个特征值, 即

$$Ax = \lambda x, \quad x \neq 0,$$

故

$$\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\| = \|Ax\| \leq \|A\| \|x\|.$$

又因为  $x \neq 0$ , 故  $\|x\| > 0$ , 于是

$$|\lambda| \leq \|A\|,$$

由于  $\lambda$  是  $A$  的任意一个特征值, 故

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



## 6.2 矩阵序列与极限

### 6.2.1 矩阵序列

**定义 6.2.1** 设 $\{A_k\}$ 是矩阵序列, 其中 $A_k = (a_{ij}^{(k)}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ,  $k = 1, 2, \dots$ , 若 $m \times n$ 个数列 $\{a_{ij}^{(k)}\} (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n)$ 都收敛, 则称矩阵序列 $\{A_k\}$ 收敛.

若 $\lim_{k \rightarrow \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}$ , 则 $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = A = (a_{ij})_{m \times n}$ , 称 $A$ 为矩阵序列 $\{A_k\}$ 的极限.

若将向量看成矩阵的特例, 类似可得向量序列收敛的定义.

**定理 6.2.1** 矩阵序列 $\{A_k\}$ 收敛于 $A$ 的充要条件是 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A_k - A\| = 0$ , 其中 $\|A_k - A\|$ 为任何一种矩阵范数.

证: 先取矩阵范数 $\|A\| = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$ .

①必要性 设 $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = A = (a_{ij})$ , 由定义知, 对于每一个 $i, j$ 都有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} |a_{ij}^{(k)} - a_{ij}| = 0 \quad (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n),$$

于是

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}^{(k)} - a_{ij}| = 0,$$

此即

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

②充分性  $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A_k - A\| = \lim_{k \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}^{(k)} - a_{ij}| = 0$ , 因此, 对于每一个 $i, j$ 都有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} |a_{ij}^{(k)} - a_{ij}| = 0,$$

此即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij},$$

于是

$$\lim_{k \rightarrow \infty} A_k = A.$$

以上证明了对于所取的矩阵范数, 定理成立. 若 $\|A\|_\alpha$ 是其他矩阵范数, 则由范数等价性定理知

$$c_1 \|A_k - A\| \leq \|A_k - A\|_\alpha \leq c_2 \|A_k - A\|$$

由 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A_k - A\| = 0$ 可得

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|A_k - A\|_\alpha = 0.$$

因此, 对任意一种矩阵范数定理都成立. ■

### 6.2.2 矩阵序列收敛的性质

**定理 6.2.2** 收敛的矩阵序列具有以下性质:

(1) 一个收敛矩阵序列的极限是唯一的.

(2) 设  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{A}$ ,  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{B}_k = \mathbf{B}$ , 其中  $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , 则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} (a\mathbf{A}_k + b\mathbf{B}_k) = a\mathbf{A} + b\mathbf{B}, \quad a, b \in \mathbb{C}.$$

(3) 设  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{A}$ ,  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{B}_k = \mathbf{B}$ , 其中  $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 则

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

(4) 设  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{A}$ , 其中  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 取  $\mathbf{P}, \mathbf{Q} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{P} \mathbf{A}_k \mathbf{Q} = \mathbf{P} \mathbf{A} \mathbf{Q}.$$

(5) 设  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{A}$ , 且  $\mathbf{A}_k, \mathbf{A}$  均可逆, 则  $\{\mathbf{A}_k^{-1}\}$  也收敛, 且  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k^{-1} = \mathbf{A}^{-1}$ .

证: (5) 设  $\mathbf{A}_k^*$  为  $\mathbf{A}_k$  的伴随矩阵, 则

$$\mathbf{A}_k^{-1} = \frac{\mathbf{A}_k^*}{|\mathbf{A}_k|}.$$

$\mathbf{A}_k^*$  的元素是  $\mathbf{A}_k$  元素的代数余子式, 也是  $\mathbf{A}_k$  元素的  $n-1$  次多项式, 因此有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k^* = \mathbf{A}^*, \quad \lim_{k \rightarrow \infty} |\mathbf{A}_k| = |\mathbf{A}| \neq 0.$$

于是

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}_k^{-1} = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\mathbf{A}_k^*}{|\mathbf{A}_k|} = \frac{\mathbf{A}^*}{|\mathbf{A}|} = \mathbf{A}^{-1}. \quad \blacksquare$$

### 6.2.3 矩阵序列的敛散性

对于由  $n$  阶方阵  $\mathbf{A}$  的幂组成的矩阵序列  $\mathbf{A}, \mathbf{A}^2, \mathbf{A}^3, \dots, \mathbf{A}^k, \dots$  有如下定理.

**定理 6.2.3** 若矩阵  $\mathbf{A}$  的某一种范数  $\|\mathbf{A}\| < 1$ , 则  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = \mathbf{0}$ .

证: 由矩阵范数的相容性, 有  $\|\mathbf{A}^k\| \leq \|\mathbf{A}\|^k$ , 又  $\|\mathbf{A}\| < 1$ , 可得

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

**定理 6.2.4** 给定矩阵序列  $A, A^2, \dots, A^k, \dots$ , 则  $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = \mathbf{0}$  的充要条件是

$$\rho(A) < 1.$$

证: 设  $A$  的 Jordan 标准形是

$$J = \begin{bmatrix} J_1(\lambda_1) & & & \\ & J_2(\lambda_2) & & \\ & & \ddots & \\ & & & J_s(\lambda_s) \end{bmatrix},$$

其中, Jordan 块

$$J_i(\lambda_i) = \begin{bmatrix} \lambda_i & 1 & & & \\ & \lambda_i & 1 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & \ddots & 1 \\ & & & & \lambda_i \end{bmatrix}_{n_i \times n_i} \quad (i = 1, 2, \dots, s),$$

于是有

$$A^k = P \operatorname{diag}(J_1^k(\lambda_1), J_2^k(\lambda_2), \dots, J_s^k(\lambda_s)) P^{-1}.$$

显然,  $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = \mathbf{0}$  的充要条件是  $\lim_{k \rightarrow \infty} J_i^k(\lambda_i) = \mathbf{0}$ ,  $i = 1, 2, \dots, s$ .

又因为

$$J_i^k(\lambda_i) = \begin{bmatrix} \lambda_i^k & C_k^1 \lambda_i^{k-1} & & \dots & C_k^{n_i-1} \lambda_i^{k-n_i+1} \\ & \lambda_i^k & C_k^1 \lambda_i^{k-1} & & \vdots \\ & & \ddots & \ddots & C_k^1 \lambda_i^{k-1} \\ & & & \ddots & \lambda_i^k \end{bmatrix},$$

其中,  $C_k^l = \frac{k(k-1)\cdots(k-l+1)}{l!}$ , 当  $k \geq l$ ;  $C_k^l = 0$ , 当  $k < l$ . 于是,  $\lim_{k \rightarrow \infty} J_i^k(\lambda_i) = \mathbf{0}$  的充要条件是  $|\lambda_i| < 1$ .

因此,  $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = \mathbf{0}$  的充要条件是  $\rho(A) < 1$ . ■

**例 6.2.1** 判断如下矩阵序列  $A^k$  的敛散性.

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

$$(2) A = \begin{bmatrix} 0.9 & 1 \\ 0 & 0.9 \end{bmatrix}$$

$$(3) A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.9 & 1 \\ 0 & 0 & 0.9 \end{bmatrix}$$

$$(4) A = \begin{bmatrix} 0.3 & 0.8 \\ 0.6 & 0.1 \end{bmatrix}$$

解: (1)  $A^k = \begin{bmatrix} 1 & k \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ , 故  $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k$  发散.

(2)  $A$  的特征值  $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.9 < 1$ , 由定理 6.2.4 可知  $A^k$  收敛, 且  $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = \mathbf{0}$ .

(3)  $\mathbf{A}^k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0.9^k & k0.9^{k-1} \\ 0 & 0 & 0.9^k \end{bmatrix}$ , 由于  $\lim_{k \rightarrow \infty} 0.9^k = 0$ ,  $\lim_{k \rightarrow \infty} k0.9^{k-1} = 0$ . 故  $\mathbf{A}^k$  收敛,

且

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

(4) 由于  $\|\mathbf{A}\|_1 = 0.9 < 1$ , 由定理 6.2.3 可知  $\mathbf{A}^k$  收敛, 且  $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = \mathbf{0}$ .

例 6.2.2 判断矩阵序列  $\mathbf{A}^k$  的敛散性.

$$(1) \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2) \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \frac{2}{3} & 0 & -\frac{1}{3} \\ 0 & 1 & 0 \\ -\frac{1}{6} & 0 & \frac{5}{6} \end{bmatrix}$$

分析: 本题并未要求矩阵序列收敛至零矩阵.

解: (1)  $\mathbf{A}$  的特征值  $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 1$ ,  $\rho(\mathbf{A}) = 1$ , 若  $\mathbf{J}$  是  $\mathbf{A}$  的 Jordan 标准形, 由于  $\mathbf{A}^k = \mathbf{P}\mathbf{J}^k\mathbf{P}^{-1}$ , 所以只需判断矩阵序列  $\mathbf{J}^k$  的敛散性.

$$\lambda \mathbf{E} - \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \lambda - 1 & -1 & 0 \\ 0 & \lambda - 1 & 0 \\ 0 & 1 & \lambda - 1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & & \\ & \lambda - 1 & \\ & & (\lambda - 1)^2 \end{bmatrix}.$$

$\mathbf{A}$  的不变因子为  $1, \lambda - 1, (\lambda - 1)^2$ ,  $\mathbf{A}$  的初等因子为  $\lambda - 1, (\lambda - 1)^2$ , 所以

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{J}^k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & k \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \infty,$$

所以  $\mathbf{A}^k$  发散.

(2)  $\mathbf{A}$  的特征值  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \lambda_3 = \frac{1}{2}$ ,  $\rho(\mathbf{A}) = 1$ , 需要判断  $\mathbf{J}^k$  的敛散性.

$$\lambda \mathbf{E} - \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \lambda - \frac{2}{3} & 0 & \frac{1}{3} \\ 0 & \lambda - 1 & 0 \\ \frac{1}{6} & 0 & \lambda - \frac{5}{6} \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & & \\ & \lambda - 1 & \\ & & (\lambda - 1)(\lambda - \frac{1}{2}) \end{bmatrix}.$$

$\mathbf{A}$  的不变因子为  $1, \lambda - 1, (\lambda - 1)(\lambda - \frac{1}{2})$ ,  $\mathbf{A}$  的初等因子为  $(\lambda - 1), (\lambda -$

$1), (\lambda - \frac{1}{2})$ , 所以

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{J}^k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & (\frac{1}{2})^k \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

所以  $\mathbf{A}^k$  收敛.

## 6.3 矩阵级数与矩阵函数

### 6.3.1 矩阵级数

**定义 6.3.1** 设  $\mathbf{A}_k = (a_{ij}^{(k)})_{m \times n} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , 若  $m \times n$  个常数项级数

$$\sum_{k=0}^{+\infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}^{(0)} + a_{ij}^{(1)} + \cdots + a_{ij}^{(k)} + \cdots$$
$$(i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n) \quad (6.3.1)$$

都收敛, 则称矩阵级数

$$\sum_{k=0}^{+\infty} \mathbf{A}_k = \mathbf{A}_0 + \mathbf{A}_1 + \cdots + \mathbf{A}_k + \cdots \quad (6.3.2)$$

收敛. 若常数项级数(6.3.1)的和为  $a_{ij}$ , 则矩阵级数(6.3.2)的和为  $\mathbf{A} = (a_{ij})_{m \times n}$ .

不收敛的矩阵级数称为发散的.

**定义 6.3.2** 若  $m \times n$  个常数项级数(6.3.1)都绝对收敛, 则称矩阵级数(6.3.2)绝对收敛.

**例 6.3.1** 已知

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} \frac{1}{2^k} & \frac{\pi}{4^k} \\ 0 & \frac{1}{(k+1)(k+2)} \end{bmatrix}, \quad (k = 0, 1, \dots)$$

讨论矩阵级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} \mathbf{A}_k$  的敛散性.

**解:** 因为

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_N = \sum_{k=0}^N \mathbf{A}_k &= \begin{bmatrix} \sum_{k=0}^N \frac{1}{2^k} & \sum_{k=0}^N \frac{\pi}{4^k} \\ 0 & \sum_{k=0}^N \frac{1}{(k+1)(k+2)} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 2 - \frac{1}{2^N} & \frac{\pi}{3} (4 - \frac{1}{4^N}) \\ 0 & 1 - \frac{1}{N+2} \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

因此所给矩阵级数收敛, 其和为

$$\mathbf{S} = \lim_{N \rightarrow +\infty} \mathbf{S}_N = \begin{bmatrix} 2 & \frac{4}{3}\pi \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

利用矩阵范数, 可以将判断矩阵级数是否绝对收敛的问题转化为判断一个

正项级数是否收敛的问题.

**定理 6.3.1** 设矩阵序列  $\mathbf{A}_k = (a_{ij}^{(k)})_{m \times n} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , 则矩阵级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} \mathbf{A}_k$  绝对收敛的充要条件是正项级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} \|\mathbf{A}_k\|$  收敛, 其中  $\|\mathbf{A}\|$  为  $\mathbb{C}^{m \times n}$  上的任一矩阵范数.

证: ①充分性 取矩阵范数  $\|\mathbf{A}_k\| = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}^{(k)}|$ , 对于每一个  $i, j$  都有

$$\|\mathbf{A}_k\| \geq |a_{ij}^{(k)}|,$$

因此, 若  $\sum_{k=0}^{+\infty} \|\mathbf{A}_k\|$  收敛, 则对于每一个  $i, j$ , 常数项级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} |a_{ij}^{(k)}|$  都收敛, 于是  $\sum_{k=0}^{+\infty} \mathbf{A}_k$  绝对收敛.

②必要性 若矩阵级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} \mathbf{A}_k$  绝对收敛, 则对每一个  $i, j$  都有  $\sum_{k=0}^{+\infty} |a_{ij}^{(k)}| < +\infty$ , 于是

$$\sum_{k=0}^{+\infty} \|\mathbf{A}_k\| = \sum_{k=0}^{+\infty} \left( \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}^{(k)}| \right) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \left( \sum_{k=0}^{+\infty} |a_{ij}^{(k)}| \right) < +\infty$$

即正项级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} \|\mathbf{A}_k\|$  收敛.

最后, 根据范数等价性定理可知此结论对任一矩阵范数都正确. ■

### 6.3.2 矩阵幂级数

矩阵幂级数是一类特殊的矩阵级数, 它是研究矩阵函数的重要工具.

**定义 6.3.3** 设矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ,  $c_k \in \mathbb{C}$ , 称形式为

$$\sum_{k=0}^{+\infty} c_k \mathbf{A}^k = c_0 \mathbf{E} + c_1 \mathbf{A} + c_2 \mathbf{A}^2 + \cdots + c_k \mathbf{A}^k + \cdots$$

的矩阵级数为矩阵  $\mathbf{A}$  的幂级数.

利用定义判断矩阵幂级数的敛散性需要判断  $n^2$  个常数项级数的敛散性, 当矩阵阶数  $n$  较大时很不方便. 由于矩阵幂级数是复变量  $z$  的幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k z^k$  的推广, 如果幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k z^k$  的收敛半径是  $R$ , 则对收敛圆  $|z| < R$  内的所有  $z$ ,  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k z^k$  都是绝对收敛的, 因此, 矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k \mathbf{A}^k$  的敛散性与复变量  $z$  的幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k z^k$  的收敛半径存在联系, 这就是下述定理.

**定理 6.3.2** 设幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k x^k$  的收敛半径为  $R$ , 矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 若  $\rho(\mathbf{A}) < R$ , 则矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k \mathbf{A}^k$  绝对收敛; 若  $\rho(\mathbf{A}) > R$ , 则  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k \mathbf{A}^k$  发散.

例 6.3.2 由于幂级数

$$\begin{aligned} & 1 + x + \frac{1}{2!}x^2 + \cdots + \frac{1}{k!}x^k + \cdots \\ & 1 - \frac{1}{2!}x^2 + \frac{1}{4!}x^4 - \cdots + (-1)^k \frac{1}{(2k)!}x^{2k} + \cdots \\ & x - \frac{1}{3!}x^3 + \frac{1}{5!}x^5 - \cdots + (-1)^k \frac{1}{(2k+1)!}x^{2k+1} + \cdots \end{aligned}$$

的收敛半径  $R = \infty$ , 所以对于任意  $n$  阶矩阵  $\mathbf{A}$ , 矩阵幂级数

$$\begin{aligned} & \mathbf{E} + \mathbf{A} + \frac{1}{2!}\mathbf{A}^2 + \cdots + \frac{1}{k!}\mathbf{A}^k + \cdots \\ & \mathbf{E} - \frac{1}{2!}\mathbf{A}^2 + \frac{1}{4!}\mathbf{A}^4 - \cdots + (-1)^k \frac{1}{(2k)!}\mathbf{A}^{2k} + \cdots \\ & \mathbf{A} - \frac{1}{3!}\mathbf{A}^3 + \frac{1}{5!}\mathbf{A}^5 - \cdots + (-1)^k \frac{1}{(2k+1)!}\mathbf{A}^{2k+1} + \cdots \end{aligned}$$

都绝对收敛.

由定理 6.3.2 可得下述定理.

**定理 6.3.3** 设幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k x^k$  的收敛半径为  $R$ , 矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 若  $\mathbf{A}$  的某一范数  $\|\mathbf{A}\|$  在幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k x^k$  的收敛域内, 即  $\|\mathbf{A}\| < R$ , 则矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k \mathbf{A}^k$  绝对收敛.

例 6.3.3 若  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.5 & 0.1 \\ 0.1 & 0.5 & 0.3 \\ 0.2 & 0.4 & 0.2 \end{bmatrix}$ , 试证明  $\mathbf{E} + \mathbf{A} + \mathbf{A}^2 + \cdots + \mathbf{A}^k + \cdots$  绝对

收敛.

证: 因为级数  $1 + x + x^2 + \cdots + x^k + \cdots$  的收敛半径为 1, 而  $\|\mathbf{A}\|_{\infty} = 0.9 < 1$ , 故矩阵幂级数  $\mathbf{E} + \mathbf{A} + \mathbf{A}^2 + \cdots + \mathbf{A}^k + \cdots$  绝对收敛.

最后, 介绍一个特殊的矩阵幂级数——Neumann 级数.

**定理 6.3.4** 设  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 矩阵幂级数

$$\sum_{k=0}^{+\infty} \mathbf{A}^k = \mathbf{E} + \mathbf{A} + \mathbf{A}^2 + \cdots + \mathbf{A}^k + \cdots \quad (\text{Neumann 级数})$$

绝对收敛的充要条件是  $\rho(\mathbf{A}) < 1$ , 且其和是  $(\mathbf{E} - \mathbf{A})^{-1}$ .

证: ①充分性 由于幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} x^k = 1 + x + x^2 + \cdots + x^k + \cdots$  的收敛半径  $R = 1$ . 故由定理 6.3.2, 当  $\rho(\mathbf{A}) < 1$  时,  $\sum_{k=0}^{+\infty} \mathbf{A}^k = \mathbf{E} + \mathbf{A} + \mathbf{A}^2 + \cdots + \mathbf{A}^k + \cdots$  绝对收敛.

②必要性 若矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} \mathbf{A}^k$  绝对收敛, 由定理 6.3.1, 则正项级数  $\|\mathbf{E}\| + \|\mathbf{A}\| + \|\mathbf{A}^2\| + \cdots + \|\mathbf{A}^k\| + \cdots$  收敛, 故  $\|\mathbf{A}^k\| \rightarrow 0$ ,  $\mathbf{A}^k \rightarrow \mathbf{0}$ , 再由定理 6.2.4,

可得  $\rho(\mathbf{A}) < 1$ .

再求其和. 因为

$$(\mathbf{E} - \mathbf{A})(\mathbf{E} + \mathbf{A} + \mathbf{A}^2 + \cdots + \mathbf{A}^k + \cdots) = \mathbf{E},$$

故

$$\mathbf{E} + \mathbf{A} + \mathbf{A}^2 + \cdots + \mathbf{A}^k + \cdots = (\mathbf{E} - \mathbf{A})^{-1}. \quad \blacksquare$$

例 6.3.4 设  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.5 & 0.1 \\ 0.1 & 0.5 & 0.3 \\ 0.2 & 0.4 & 0.2 \end{bmatrix}$ , 求  $\mathbf{E} + \mathbf{A} + \mathbf{A}^2 + \cdots + \mathbf{A}^k + \cdots$  的和.

解: 因  $\|\mathbf{A}\|_{\infty} = 0.9 < 1$ , 故  $\rho(\mathbf{A}) < 1$ . 由定理 6.3.4 知所求矩阵幂级数绝对收敛, 且其和是  $(\mathbf{E} - \mathbf{A})^{-1}$ . 因此

$$\mathbf{E} - \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.8 & -0.5 & -0.1 \\ -0.1 & 0.5 & -0.3 \\ -0.2 & -0.4 & 0.8 \end{bmatrix},$$

于是

$$\mathbf{E} + \mathbf{A} + \mathbf{A}^2 + \cdots + \mathbf{A}^k + \cdots = (\mathbf{E} - \mathbf{A})^{-1} = \begin{bmatrix} 2 & \frac{22}{7} & \frac{10}{7} \\ 1 & \frac{31}{7} & \frac{25}{14} \\ 1 & 3 & \frac{5}{2} \end{bmatrix}.$$

### 6.3.3 矩阵函数的幂级数定义

矩阵函数与通常的函数类似, 不同之处在于矩阵函数的自变量和因变量都是  $n$  阶方阵. 矩阵函数中最简单的是矩阵多项式, 矩阵多项式是研究其他矩阵函数的基础. 矩阵函数一般用幂级数表示.

由高等数学的相关知识及定理 6.3.2, 可利用矩阵幂级数来定义矩阵函数.

**定义 6.3.4** 设幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k z^k$  的收敛半径是  $R$ , 且当  $|z| < R$  时, 幂级数收敛于  $f(z)$ , 即

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

如果矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$  的谱半径  $\rho(\mathbf{A}) < R$ , 则称收敛矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k \mathbf{A}^k$  的和为矩阵函数, 记为  $f(\mathbf{A})$ , 即  $f(\mathbf{A}) = \sum_{k=0}^{+\infty} c_k \mathbf{A}^k$ .

定义 6.3.4 称为矩阵函数的幂级数定义或幂级数表示. 根据这个定义, 可得到形式上和高等数学中的一些函数类似的矩阵函数.



如下的幂级数在各自的收敛域内均收敛:

$$e^z = 1 + z + \frac{1}{2!}z^2 + \cdots + \frac{1}{k!}z^k + \cdots = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!}z^k \quad (|z| < +\infty)$$

$$\sin z = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k+1)!} z^{2k+1} \quad (|z| < +\infty)$$

$$\cos z = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k)!} z^{2k} \quad (|z| < +\infty)$$

$$\frac{1}{1-z} = \sum_{k=0}^{\infty} z^k \quad (|z| < 1)$$

$$\ln(1+z) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{k+1} z^{k+1} \quad (|z| < 1)$$

因此, 对于  $n$  阶方阵  $\mathbf{A}$ , 有

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

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

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

$$\frac{1}{\mathbf{E} - \mathbf{A}} = \sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^k \quad (\rho(\mathbf{A}) < 1)$$

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

对于  $n$  阶方阵  $\mathbf{A}$ , 称  $e^{\mathbf{A}}$  为矩阵指数函数, 称  $\sin \mathbf{A}$  为矩阵正弦函数, 称  $\cos \mathbf{A}$  为矩阵余弦函数.

**定理 6.3.5** 对于任意方阵  $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ,  $k, l \in \mathbb{C}$ , 有

- (1)  $e^{k\mathbf{A}} e^{l\mathbf{A}} = e^{(k+l)\mathbf{A}}$
- (2)  $(e^{\mathbf{A}})^{-1} = e^{-\mathbf{A}}$
- (3) 当  $\mathbf{AB} = \mathbf{BA}$  时,  $e^{\mathbf{A}} e^{\mathbf{B}} = e^{\mathbf{B}} e^{\mathbf{A}} = e^{\mathbf{A}+\mathbf{B}}$
- (4)  $\frac{d}{dt}(e^{\mathbf{A}t}) = \mathbf{A}e^{\mathbf{A}t} = e^{\mathbf{A}t}\mathbf{A}$

$$(5) \frac{d}{dt}(\sin(\mathbf{A}t)) = \mathbf{A}\cos(\mathbf{A}t) = \cos(\mathbf{A}t) \cdot \mathbf{A}$$

$$(6) \frac{d}{dt}(\cos(\mathbf{A}t)) = -\mathbf{A}\sin(\mathbf{A}t) = -\sin(\mathbf{A}t) \cdot \mathbf{A}$$

## 6.4 函数矩阵的微分与积分

### 6.4.1 函数矩阵的定义及运算

**定义 6.4.1** 以实变量 $x$ 的实函数 $a_{ij}(x)$ 为元素的矩阵

$$\mathbf{A}(x) = \begin{bmatrix} a_{11}(x) & a_{12}(x) & \cdots & a_{1n}(x) \\ a_{21}(x) & a_{22}(x) & \cdots & a_{2n}(x) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1}(x) & a_{m2}(x) & \cdots & a_{mn}(x) \end{bmatrix}$$

称为函数矩阵, 其中所有元素 $a_{ij}(x)$  ( $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ )都是定义在区间 $[a, b]$ 上的实函数. 当 $m = 1$ 时,  $\mathbf{A}(x)$ 是函数行向量, 当 $n = 1$ 时,  $\mathbf{A}(x)$ 是函数列向量.

**定义 6.4.2** 函数矩阵的运算定义如下:

① 加法 设 $\mathbf{A}(x) = (a_{ij}(x))_{m \times n}$ ,  $\mathbf{B}(x) = (b_{ij}(x))_{m \times n}$ , 它们的和 $\mathbf{A}(x) + \mathbf{B}(x)$ 定义为

$$\mathbf{A}(x) + \mathbf{B}(x) = (a_{ij}(x) + b_{ij}(x))_{m \times n}.$$

② 数乘 设 $k(x)$ 为 $x$ 的函数,  $\mathbf{A}(x) = (a_{ij}(x))_{m \times n}$ ,  $k(x)$ 与 $\mathbf{A}(x)$ 的数乘定义为

$$k(x)\mathbf{A}(x) = (k(x)a_{ij}(x))_{m \times n}.$$

③ 矩阵乘法 设 $\mathbf{A}(x) = (a_{ij}(x))_{m \times k}$ ,  $\mathbf{B}(x) = (b_{ij}(x))_{k \times n}$ , 它们的积 $\mathbf{A}(x)\mathbf{B}(x)$ 定义为

$$\mathbf{A}(x)\mathbf{B}(x) = (c_{ij}(x))_{m \times n}.$$

其中,  $c_{ij}(x) = \sum_{l=1}^k a_{il}(x)b_{lj}(x)$  ( $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ ), 称 $\mathbf{A}(x)$ 与 $\mathbf{B}(x)$ 是可乘的.

④转置 设  $\mathbf{A}(x) = \begin{bmatrix} a_{11}(x) & a_{12}(x) & \cdots & a_{1n}(x) \\ a_{21}(x) & a_{22}(x) & \cdots & a_{2n}(x) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}(x) & a_{m2}(x) & \cdots & a_{mn}(x) \end{bmatrix}_{m \times n}$ , 它的转置矩阵

$\mathbf{A}^T(x)$  定义为

$$\mathbf{A}^T(x) = \begin{bmatrix} a_{11}(x) & a_{21}(x) & \cdots & a_{m1}(x) \\ a_{12}(x) & a_{22}(x) & \cdots & a_{m2}(x) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1n}(x) & a_{2n}(x) & \cdots & a_{mn}(x) \end{bmatrix}_{n \times m}.$$

由定义 6.4.2 可知, 函数矩阵的运算及运算性质与常数矩阵相同.

**定义 6.4.3** 设  $\mathbf{A}(x) = (a_{ij}(x))$  为  $n$  阶函数矩阵, 若存在  $n$  阶函数矩阵  $\mathbf{B}(x) = (b_{ij}(x))$  使得对于任何  $x \in [a, b]$  都有  $\mathbf{A}(x)\mathbf{B}(x) = \mathbf{B}(x)\mathbf{A}(x) = \mathbf{E}$ , 则称  $\mathbf{A}(x)$  在  $[a, b]$  上可逆,  $\mathbf{B}(x)$  是  $\mathbf{A}(x)$  的逆矩阵, 记为  $\mathbf{A}^{-1}(x)$ .

**定理 6.4.1**  $n$  阶矩阵  $\mathbf{A}(x)$  在  $[a, b]$  上可逆的充要条件是  $|\mathbf{A}(x)|$  在  $[a, b]$  上处处不为零, 且  $\mathbf{A}^{-1}(x) = \frac{\mathbf{A}^*(x)}{|\mathbf{A}(x)|}$ , 其中  $\mathbf{A}^*(x)$  是  $\mathbf{A}(x)$  的伴随矩阵, 即

$$\mathbf{A}^*(x) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11}(x) & \mathbf{A}_{21}(x) & \cdots & \mathbf{A}_{n1}(x) \\ \mathbf{A}_{12}(x) & \mathbf{A}_{22}(x) & \cdots & \mathbf{A}_{n2}(x) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{1n}(x) & \mathbf{A}_{2n}(x) & \cdots & \mathbf{A}_{nn}(x) \end{bmatrix},$$

式中的  $\mathbf{A}_{ij}(x)$  是  $\mathbf{A}(x)$  中元素  $a_{ij}(x)$  的代数余子式.

例如, 函数矩阵  $\mathbf{A}(x) = \begin{bmatrix} x & 1 \\ 1 & x \end{bmatrix}$  在  $[2, 3]$  上的逆矩阵为  $\mathbf{A}^{-1}(x) = \frac{1}{x^2-1} \begin{bmatrix} x & -1 \\ -1 & x \end{bmatrix}$ , 在  $[0, 2]$  上  $\mathbf{A}(x)$  不可逆, 这是因为在  $x = 1$  时,  $|\mathbf{A}(x)| = 0$ .

## 6.4.2 函数矩阵的极限

**定义 6.4.4** 若  $\mathbf{A}(x) = (a_{ij}(x))_{m \times n}$  的所有元素  $a_{ij}(x)$  在  $x = x_0$  处有极限, 即

$$\lim_{x \rightarrow x_0} a_{ij}(x) = a_{ij} \quad (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n),$$

其中  $a_{ij}$  为固定常数, 则称  $\mathbf{A}(x)$  在  $x = x_0$  处有极限, 并记为  $\lim_{x \rightarrow x_0} \mathbf{A}(x) = \mathbf{A}$ , 其中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}.$$

若  $\mathbf{A}(x)$  的所有元素  $a_{ij}(x)$  在  $x = x_0$  处连续, 即

$$\lim_{x \rightarrow x_0} a_{ij}(x) = a_{ij}(x_0) \quad (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n),$$

则称 $\mathbf{A}(x)$ 在 $x = x_0$ 处连续, 并记为 $\lim_{x \rightarrow x_0} \mathbf{A}(x) = \mathbf{A}(x_0)$ , 其中

$$\mathbf{A}(x_0) = \begin{bmatrix} a_{11}(x_0) & a_{12}(x_0) & \cdots & a_{1n}(x_0) \\ a_{21}(x_0) & a_{22}(x_0) & \cdots & a_{2n}(x_0) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}(x_0) & a_{m2}(x_0) & \cdots & a_{mn}(x_0) \end{bmatrix}_{m \times n}.$$

容易验证如下性质:

设 $\lim_{x \rightarrow x_0} \mathbf{A}(x) = \mathbf{A}$ ,  $\lim_{x \rightarrow x_0} \mathbf{B}(x) = \mathbf{B}$ , 则

- (1)  $\lim_{x \rightarrow x_0} (\mathbf{A}(x) \pm \mathbf{B}(x)) = \mathbf{A} \pm \mathbf{B}$ ;
- (2)  $\lim_{x \rightarrow x_0} (k\mathbf{A}(x)) = k\mathbf{A}$ ;
- (3) 当 $\mathbf{A}(x)$ 与 $\mathbf{B}(x)$ 可乘时,  $\lim_{x \rightarrow x_0} (\mathbf{A}(x)\mathbf{B}(x)) = \mathbf{AB}$ .

### 6.4.3 函数矩阵的导数

**定义 6.4.5** 若 $\mathbf{A}(x) = (a_{ij}(x))_{m \times n}$ 的所有元素 $a_{ij}(x)$  ( $i = 1, 2, \dots, m; j =$

$1, 2, \dots, n$ ) 在点 $x = x_0$ 处可导, 则称函数矩阵 $\mathbf{A}(x)$ 在点 $x = x_0$ 处可导, 并记为

$$\begin{aligned} \mathbf{A}'(x_0) &= \left. \frac{d\mathbf{A}(x)}{dx} \right|_{x=x_0} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{\mathbf{A}(x_0 + \Delta x) - \mathbf{A}(x_0)}{\Delta x} \\ &= \begin{bmatrix} a'_{11}(x_0) & a'_{12}(x_0) & \cdots & a'_{1n}(x_0) \\ a'_{21}(x_0) & a'_{22}(x_0) & \cdots & a'_{2n}(x_0) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a'_{m1}(x_0) & a'_{m2}(x_0) & \cdots & a'_{mn}(x_0) \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

函数矩阵的导数运算具有如下性质:

- (1)  $\mathbf{A}(x)$ 是常数矩阵的充要条件是 $\frac{d\mathbf{A}(x)}{dx} = \mathbf{0}$ .
- (2) 设 $\mathbf{A}(x) = (a_{ij}(x))_{m \times n}$ ,  $\mathbf{B}(x) = (b_{ij}(x))_{m \times n}$ 均可导, 则
 
$$\frac{d}{dx} [\mathbf{A}(x) + \mathbf{B}(x)] = \frac{d\mathbf{A}(x)}{dx} + \frac{d\mathbf{B}(x)}{dx}.$$
- (3) 设 $k(x)$ 是 $x$ 的标量函数,  $\mathbf{A}(x)$ 是函数矩阵,  $k(x)$ 与 $\mathbf{A}(x)$ 均可导, 则

$$\frac{d}{dx}[k(x)\mathbf{A}(x)] = \frac{dk(x)}{dx}\mathbf{A}(x) + k(x)\frac{d\mathbf{A}(x)}{dx}.$$

特别地, 当 $k(x)$ 是常数 $k$ 时, 有

$$\frac{d}{dx}[k\mathbf{A}(x)] = k\frac{d\mathbf{A}(x)}{dx}.$$

(4) 设 $\mathbf{A}(x)$ 与 $\mathbf{B}(x)$ 均可导, 且 $\mathbf{A}(x)$ 与 $\mathbf{B}(x)$ 是可乘的, 则

$$\frac{d}{dx}[\mathbf{A}(x)\mathbf{B}(x)] = \frac{d\mathbf{A}(x)}{dx}\mathbf{B}(x) + \mathbf{A}(x)\frac{d\mathbf{B}(x)}{dx}.$$

因为矩阵乘法没有交换律, 所以 $\frac{d}{dx}\mathbf{A}^2(x) \neq 2\mathbf{A}(x)\frac{d\mathbf{A}(x)}{dx}$ ,  $\frac{d}{dx}\mathbf{A}^3(x) \neq 3\mathbf{A}^2(x)\frac{d\mathbf{A}(x)}{dx}$ .

(5) 若 $\mathbf{A}(x)$ 与 $\mathbf{A}^{-1}(x)$ 都可导, 则

$$\frac{d\mathbf{A}^{-1}(x)}{dx} = -\mathbf{A}^{-1}(x)\frac{d\mathbf{A}(x)}{dx}\mathbf{A}^{-1}(x).$$

证: 因为 $\mathbf{A}^{-1}(x)\mathbf{A}(x) = \mathbf{E}$ , 所以

$$\frac{d}{dx}[\mathbf{A}^{-1}(x)\mathbf{A}(x)] = \frac{d\mathbf{A}^{-1}(x)}{dx}\mathbf{A}(x) + \mathbf{A}^{-1}(x)\frac{d\mathbf{A}(x)}{dx} = \frac{d\mathbf{E}}{dx} = \mathbf{0},$$

于是

$$\frac{d\mathbf{A}^{-1}(x)}{dx} = -\mathbf{A}^{-1}(x)\frac{d\mathbf{A}(x)}{dx}\mathbf{A}^{-1}(x).$$

(6) 设 $\mathbf{A}(x)$ 为函数矩阵,  $x = f(t)$ 是 $t$ 的标量函数,  $\mathbf{A}(x)$ 与 $f(t)$ 均可导, 则

$$\frac{d}{dt}(\mathbf{A}(x)) = \frac{d\mathbf{A}(x)}{dx}f'(t) = f'(t)\frac{d\mathbf{A}(x)}{dx}.$$

函数矩阵的导数也是一个函数矩阵, 它可以再求导, 因此就有函数矩阵的高阶导数.

例 6.4.1 已知 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} x & 1 \\ 1 & x \end{bmatrix}$ 在 $[2,3]$ 上有逆矩阵 $\mathbf{A}^{-1}(x) = \frac{1}{x^2-1} \begin{bmatrix} x & -1 \\ -1 & x \end{bmatrix}$ , 试计算 $\frac{d\mathbf{A}^{-1}(x)}{dx}$ .

解 1: 由性质(3)知

$$\begin{aligned} & \frac{d}{dx} \left\{ \frac{1}{x^2-1} \begin{bmatrix} x & -1 \\ -1 & x \end{bmatrix} \right\} \\ &= \frac{d}{dx} \left( \frac{1}{x^2-1} \right) \cdot \begin{bmatrix} x & -1 \\ -1 & x \end{bmatrix} + \frac{1}{x^2-1} \frac{d}{dx} \begin{bmatrix} x & -1 \\ -1 & x \end{bmatrix} \\ &= -\frac{2x}{(x^2-1)^2} \begin{bmatrix} x & -1 \\ -1 & x \end{bmatrix} + \frac{1}{x^2-1} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{(x^2-1)^2} \begin{bmatrix} -x^2-1 & 2x \\ 2x & -x^2-1 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

解 2: 由性质(5)知

$$\begin{aligned}\frac{d\mathbf{A}^{-1}(x)}{dx} &= -\mathbf{A}^{-1}(x) \frac{d\mathbf{A}(x)}{dx} \mathbf{A}^{-1}(x) \\&= -\frac{1}{x^2-1} \begin{bmatrix} x & -1 \\ -1 & x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{x^2-1} \begin{bmatrix} x & -1 \\ -1 & x \end{bmatrix} \\&= -\frac{1}{(x^2-1)^2} \begin{bmatrix} x^2+1 & -2x \\ -2x & x^2+1 \end{bmatrix} \\&= \frac{1}{(x^2-1)^2} \begin{bmatrix} -x^2-1 & 2x \\ 2x & -x^2-1 \end{bmatrix}.\end{aligned}$$

#### 6.4.4 函数矩阵的积分

**定义 6.4.6** 若函数矩阵  $\mathbf{A}(x) = (a_{ij}(x))_{m \times n}$  的所有元素  $a_{ij}(x)$  ( $i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$ ) 都在  $[a, b]$  上可积, 则称  $\mathbf{A}(x)$  在  $[a, b]$  上可积, 且

$$\int_a^b \mathbf{A}(x) dx = \begin{bmatrix} \int_a^b a_{11}(x) dx & \int_a^b a_{12}(x) dx & \cdots & \int_a^b a_{1n}(x) dx \\ \int_a^b a_{21}(x) dx & \int_a^b a_{22}(x) dx & \cdots & \int_a^b a_{2n}(x) dx \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \int_a^b a_{m1}(x) dx & \int_a^b a_{m2}(x) dx & \cdots & \int_a^b a_{mn}(x) dx \end{bmatrix}.$$

函数矩阵的定积分有如下性质:

- (1)  $\int_a^b k\mathbf{A}(x) dx = k \int_a^b \mathbf{A}(x) dx, \quad k \in \mathbb{R}.$
- (2)  $\int_a^b [\mathbf{A}(x) + \mathbf{B}(x)] dx = \int_a^b \mathbf{A}(x) dx + \int_a^b \mathbf{B}(x) dx.$

**例 6.4.2** 已知  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \sin x & -\cos x \\ \cos x & \sin x \end{bmatrix}$ , 求  $\int_0^x \mathbf{A}(x) dx$  和  $\int_0^\pi \mathbf{A}(x) dx$ .

解: 
$$\begin{aligned}\int_0^x \mathbf{A}(x) dx &= \begin{bmatrix} \int_0^x \sin x dx & \int_0^x (-\cos x) dx \\ \int_0^x \cos x dx & \int_0^x \sin x dx \end{bmatrix} \\&= \begin{bmatrix} 1 - \cos x & -\sin x \\ \sin x & 1 - \cos x \end{bmatrix}. \\ \int_0^\pi \mathbf{A}(x) dx &= \begin{bmatrix} 1 - \cos \pi & -\sin \pi \\ \sin \pi & 1 - \cos \pi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}.\end{aligned}$$

## 本章小结

本章介绍了矩阵的微积分，包括向量和矩阵的范数、矩阵序列与极限、矩阵级数、矩阵函数的定义及计算、函数矩阵的微分与积分。

学习完本章内容后，应能达到如下基本要求：

1. 掌握向量范数、矩阵范数的定义及性质。对于向量范数，应掌握向量的1-范数、2-范数、 $\infty$ -范数和 $p$ -范数的定义及性质；对于矩阵范数，应掌握矩阵的列和范数（1-范数）、谱范数（2-范数）、行和范数（ $\infty$ -范数）、Frobenius-范数的定义及性质。掌握导出范数的定义、矩阵范数与向量范数的相容性、矩阵谱半径的定义及性质。
2. 掌握矩阵序列的定义、矩阵序列收敛的充要条件和性质、矩阵序列敛散性的判断方法。
3. 掌握矩阵级数的定义、矩阵级数收敛和绝对收敛的定义、矩阵级数绝对收敛的充要条件；矩阵幂级数的定义、矩阵幂级数绝对收敛的充要条件。
4. 掌握矩阵函数的幂级数定义、典型矩阵函数，了解矩阵函数的相似对角化计算方法。
5. 掌握函数矩阵的定义和基本运算，掌握函数矩阵的极限、函数矩阵对变量的导数、函数矩阵的积分。

## 习题 6

6-1 设  $\alpha \in \mathbb{C}^n$ , 试证明:  $\frac{1}{n} \|\alpha\|_1 \leq \|\alpha\|_\infty \leq \|\alpha\|_2 \leq \|\alpha\|_1$ .

6-2 设  $a_1, a_2, \dots, a_n \in \mathbb{R}^+$ ,  $\alpha = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^n$ , 证明  $\|\alpha\| = (\sum_{i=1}^n a_i |x_i|^2)^{\frac{1}{2}}$  是向量范数.

6-3 试证: 对于  $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ,  $\|A\| = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$  是矩阵范数.

6-4 证明矩阵  $A$  的 Frobenius 范数满足矩阵范数定义的 4 个条件.

6-5 证明矩阵的 Frobenius 范数与向量的 2-范数相容.

6-6 对下列矩阵  $A$ , 求  $\|A\|_2$  和  $\|A\|_\infty$ .

$$(1) \quad A = \begin{bmatrix} 3 & 2 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$(2) \quad A = \begin{bmatrix} i & 1+i \\ -i & 1-i \end{bmatrix}$$

6-7 设  $\alpha, \beta \in \mathbb{C}^n$ ,  $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 试证:

$$(1) \quad \|\alpha - \beta\| \geq \|\alpha\| - \|\beta\|.$$

$$(2) \quad \|A - B\| \geq \|A\| - \|B\|.$$

6-8 设  $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 试证:

$$(1) \quad \|A\| = [\text{tr}(A^H A)]^{\frac{1}{2}} \text{ 是矩阵范数.}$$

$$(2) \quad \|A\| = n \max_{i,j} |a_{ij}| \text{ 是矩阵范数.}$$

6-9 对  $\alpha \in \mathbb{C}^n$ ,  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 设  $\|A\|$  是导出范数, 且  $\det A \neq 0$ , 试证:

$$(1) \quad \|A^{-1}\| \geq \|A\|^{-1}.$$

$$(2) \quad \|A^{-1}\|^{-1} = \min_{\alpha \neq 0} \frac{\|A\alpha\|}{\|\alpha\|}.$$

$$6-10 \quad \text{设 } A = \begin{bmatrix} 0 & a & a \\ a & 0 & a \\ a & a & 0 \end{bmatrix}, \text{ 求 } a \text{ 为何值时有 } \lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0.$$

6-11 验证下列向量序列是否收敛, 若收敛则试求其极限.

$$(1) \quad x_k = \left(\frac{1}{k}, \sin\left(\frac{1}{k}\right), e^{-k}\right)^T;$$

$$(2) \quad x_k = \left(\frac{\cos(k)}{k}, e^{1/k}, 1\right)^T;$$

$$(3) \quad x_k = \left(k, 0, \frac{k+1}{k-1}, \sin(k)\right)^T.$$



- 6-12 考察矩阵序列  $\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{2^k} \\ 0 & \sum_{i=1}^k \frac{1}{i} \end{bmatrix}$  的敛散性.
- 6-13 讨论矩阵级数  $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}_k$  的敛散性, 其中
- $$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} \frac{1}{k(k+1)} & (-1)^{k-1} \frac{1}{k} \\ 0 & \frac{1}{2^k} \end{bmatrix} \quad (k = 1, 2, \dots).$$
- 6-14 判断矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} \begin{bmatrix} 0.1 & 0.7 \\ 0.3 & 0.6 \end{bmatrix}^k$  的敛散性, 若收敛, 则试求其和.
- 6-15 判断矩阵幂级数  $\sum_{k=0}^{+\infty} \frac{k}{6^k} \begin{bmatrix} 1 & -8 \\ -2 & 1 \end{bmatrix}^k$  的敛散性.
- 6-16 已知函数矩阵  $\mathbf{A}(x) = \begin{bmatrix} x+1 & 2x^2 \\ 1 & 2(x-1) \end{bmatrix}$ , 试求:  $\frac{d}{dx} \mathbf{A}(x)$ .
- 6-17 设函数矩阵  $\mathbf{A}(x)$  与题 6-16 相同, 试求:  $\frac{d}{dx} \mathbf{A}^{-1}(x)$ .
- 6-18 已知函数矩阵  $\mathbf{A}(x) = \begin{bmatrix} e^{2x} & x^2 \\ 3x & 0 \end{bmatrix}$ , 试求:  $\int_0^1 \mathbf{A}(x) dx$ .
- 6-19 已知函数矩阵  $\mathbf{A}(x) = \begin{bmatrix} e^{2x} & xe^x & x^2 \\ e^{-x} & 2e^{2x} & 0 \\ 3x & 0 & 0 \end{bmatrix}$ , 试求:  $\int_0^1 \mathbf{A}(x) dx$ .
- 6-20 设函数矩阵  $\mathbf{A}(x)$  与题 6-19 相同, 试求:  $\frac{d}{dx} \left[ \int_0^{x^2} \mathbf{A}(t) dt \right]$ .