

矩阵论

1. 行列式的相关知识:

1.1 定义: 由 n^2 个数 a_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, n$) 组成的一个 n 阶行列式为

$$D = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} = \sum_{j_1 j_2 \cdots j_n} (-1)^{\tau(j_1 j_2 \cdots j_n)} a_{1j_1} a_{2j_2} \cdots a_{nj_n}$$

即所有取自不同行不同列的 n 个元素的乘积 $a_{1j_1} a_{2j_2} \cdots a_{nj_n}$ 的代数和，其中每一项的符号由排列 $j_1 j_2 \cdots j_n$ 的奇偶性决定。

n 阶行列式的展开原理:

定义 1.1.2 在 n 阶行列式 D 中，任选 k 行和 k 列 ($k \leq n$)，将其交叉点上的 k^2 个元素按原来位置排成一个 k 阶行列式 M ，称为 D 的一个 **k 阶子式**。在 D 中划去 M 所在之 k 行 k 列后余下的 $(n-k)^2$ 个元素按照原来位置排成的 $n-k$ 阶行列式 M' ，称为 **M 的余子式**。

定义 1.1.3 设 D 的 k 阶子式 M 在 D 中所在行列指标分别是 i_1, i_2, \dots, i_k 和 j_1, j_2, \dots, j_k ，则称

$$A = (-1)^{(i_1+i_2+\cdots+i_k)+(j_1+j_2+\cdots+j_k)} \bullet M'$$

为 **M 的代数余子式**，其中 M' 为 M 的余子式。

定理 1.1.1 (拉普拉斯定理) 设在行列式 D 中任意取定 k 行 ($1 \leq k \leq n-1$)，则由这 k 行元素所组成的一切 k 阶子式与其对应的代数余子式的乘积之和等于行列式 D 。

定理 1.1.4 (克莱姆法则): 若线性方程组

[illegible]

的系数行列式

$$D = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} \neq 0$$

则方程组 (1.1.7) 有唯一解, 且 $x_i = D_i / D (i=1, 2, \dots, n)$, 其中 D_i 是将 D 中第 i 列换成 (1.1.7) 式右端的常数项 b_1, b_2, \dots, b_n 所得的行列式, 即

$$D_i = \begin{vmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1,i-1} & b_1 & a_{1,i+1} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & \cdots & a_{2,i-1} & b_2 & a_{2,i+2} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{n,i-1} & b_n & a_{n,i+n} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} \quad (i=1,2,\cdots,n)$$

该定理通常称为**克莱姆法则**。特别地，当 $b_i = 0 (i = 1, 2, \dots, n)$ 时，方程组

(1.1.7) 又称为**齐次线性方程组**。若其系数行列式不为零，则由克莱姆法则知它必有唯一零解。

行列式的降阶定理

定理 1.6.1 设 A 和 D 分别为 n 阶及 m 阶的方阵, 则有

$$\begin{vmatrix} A & B \\ C & D \end{vmatrix} = \begin{cases} |A| |D - CA^{-1}B|, & \text{当 } A \text{ 可逆时;} \\ |D| |A - BD^{-1}C|, & \text{当 } D \text{ 可逆时.} \end{cases}$$

定理 1.6.2 设 A, B, C, D 皆为 n 阶方阵, 且满足 $AC=CA$, 则

$$\begin{vmatrix} A & B \\ C & D \end{vmatrix} = |AD - CB|$$

定义 1.3.5 设 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 是一个 n 阶方阵, A 的主对角元素 的和称为 A 的迹, 并记之为 $tr(A)$, 即

$$tr(A) = a_{11} + a_{22} + \cdots + a_{nn}$$

定理 1.4.1 线性方程组

[illegible]

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{s1} & a_{s2} & \cdots & a_{sn} \end{pmatrix}$$

$$B = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} & b_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ a_{s1} & a_{s2} & \cdots & a_{sn} & b_s \end{pmatrix}$$
$$rank(A) = rank(B) \quad \text{或} \quad rank(A) \neq rank(B)$$

定理 1.5.2 初等变换不改变矩阵的秩。

推论 1.5.1 n 阶方阵可逆的充要件是它与单位矩阵等价。

定理 1.5.3 矩阵 A 与 B 等价的充要条件是有初等矩阵

$$P_1, \dots, P_s, Q_1, \dots, Q_t \quad \text{使} \quad A = P_s P_{s-1} \cdots P_1 B Q_1 Q_2 \cdots Q_t$$

推论 1.5.3 两个 $n \times m$ 矩阵 A 与 B 等价的充要条件为存在 $n \times n$ 可逆阵 P 与 $m \times m$ 可逆阵 Q ，使得 $A = PBQ$

定义 1.5.4 数域 P 上 n 阶方阵 A 与 B 称为**合同**的，若数域 P 上存在可逆的 n 阶方阵 C ，使 $B = C^T A C$

合同必等价，等价不一定合同。

分块矩阵的秩

定理 1.6.4 设 n 阶方阵 $A = \text{diag}\{A_1, A_2, \dots, A_m\}$ 其中 A_k 为 n_k 阶方阵，且

$$n_1 + n_2 + \dots + n_m = n。 \quad \text{则} \quad \text{rank}(A) = \sum_{i=1}^m \text{rank}(A_i)$$

定理 1.6.5 设 A 和 D 分别为 n 阶和 m 阶的方阵，则

$$\text{rank} \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} = \begin{cases} \text{rank}(A) + \text{rank}(D - CA^{-1}B), & A \text{ 可逆时} \\ \text{rank}(D) + \text{rank}(A - BD^{-1}C), & D \text{ 可逆时} \end{cases}$$

定理 1.6.8 设 A 与 B 分别为 $s \times n$ 和 $n \times m$ 矩阵，则

$$\text{rank}(A) + \text{rank}(B) - n \leq \text{rank}(AB)$$

线性空间与线性变换

集合 映射 变换 线性空间 基 维数 坐标 （略）

定义 2.2.2 设 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 与 $\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n$ 是 n 维线性空间 V 的两个基，

且

$$(\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n) = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) A$$

则矩阵 A 称为由基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 到 $\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n$ 的过渡矩阵

还有坐标变换公式

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x'_1 \\ x'_2 \\ \vdots \\ x'_n \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} x'_1 \\ x'_2 \\ \vdots \\ x'_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

定义 2.2.2 数域 P 上的两个线性空间 V 与 V' 称为同构的，如果由 V 到 V' 有一个双射 σ ，且

$$1) \quad \sigma(\alpha + \beta) = \sigma(\alpha) + \sigma(\beta)$$

$$2) \quad \sigma(k\alpha) = k\sigma(\alpha)$$

其中 α, β 是 V 中任意向量， k 是 P 中任意数。此时 σ 就称为 V 与 V' 的一个同构映射。

定理 2.2.1 数域 P 上两个有限维线性空间同构的充要条件是它们有相同的维数。

子空间（略）

定理 2.3.2 两个向量组生成相同子空间的充要条件是它们等价。

定理 2.3.3 $\dim L(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r) = \text{rank}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r)$ （其中

$L(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r)$ 是由 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 生成的空间）

定理 2.3.4 设 W 是数域 P 上的 n 维线性空间 V 的一个 m 维子空间, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 是 W 的一个基, 则这组基向量必定可扩充为线性空间 V 的基, 即在 V 中必定可找到 $n-m$ 个向量 $\alpha_{m+1}, \alpha_{m+2}, \dots, \alpha_n$, 使得 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是 V 的一个基。此定理通称为**基的扩充定理**。

定义 2.3.2 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的两个子空间, 称

$$V_1 + V_2 = \{\alpha \mid \alpha = \alpha_1 + \alpha_2, \alpha_1 \in V_1, \alpha_2 \in V_2\}$$

为 V_1 与 V_2 的和。易见子空间的“和”与集合的“并”两个概念是不同的。

定理 2.3.5 设 V_1 与 V_2 是线性空间 V 的两个子空间, 则它们的交与和也是 V 的两个子空间。

定理 2.3.6 设 V_1 与 V_2 是线性空间 V 的两个子空间, 则

$$\dim(V_1) + \dim(V_2) = \dim(V_1 + V_2) + \dim(V_1 \cap V_2)$$

(维数的和等于和的维数加交的维数)

定义 2.3.3 设 V_1 与 V_2 是线性空间 V 的两个子空间, 如果和 $V_1 + V_2$ 中每个向量 α 的分解式

$$\alpha = \alpha_1 + \alpha_2, \alpha_1 \in V_1, \alpha_2 \in V_2$$

是唯一的, 这个和就称为直和, 记为 $V_1 \oplus V_2$

定理 2.3.7 设 V_1 与 V_2 是线性空间 V 的两个子空间, 则以下论断等价:

- 1) $V_1 + V_2$ 是直和;
- 2) 零向量的分解式唯一;
- 3) $V_1 \cap V_2 = \{0\}$
- 4) $\dim(V_1) + \dim(V_2) = \dim(V_1 + V_2)$

定理 2.4.3 设线性变换 \mathcal{A} 在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 下的矩阵为 A ，向量 ξ 在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 下的坐标为 $(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ，则 $\mathcal{A}(\xi)$ 在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 下的坐标 $(y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ 可以按公式

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = AX$$

定理 2.4.4 设 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 与 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n$ 为线性空间 V 的两个基， \mathcal{A} 为 V 的线性变换，且

$$\begin{aligned} \mathcal{A}(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) &= (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)A \\ \mathcal{A}(\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n) &= (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n)B \\ (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n) &= (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)X \end{aligned}$$

则

$$B = X^{-1}AX$$

定义 2.5.1 设 \mathcal{A} 是线性空间 V 的一个线性变换，它的全体像所组成的集合

$$\mathcal{AV} = \{\mathcal{A}(\xi) \mid \xi \in V\}$$

称为 \mathcal{A} 的**值域**，用 \mathcal{AV} 表示。所有被 \mathcal{A} 变成零向量的向量所组成的集合

$$\mathcal{A}^{-1}(0) = \{\xi \mid \mathcal{A}(\xi) = 0, \xi \in V\}$$

称为 \mathcal{A} 的**核**

称 \mathcal{AV} 的维数为 \mathcal{A} 的秩， $\mathcal{A}^{-1}(0)$ 的维数则称为 \mathcal{A} 的零度。

定理 2.5.1 设 \mathcal{A} 是 n 维线性空间 V 的线性变换， $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是 V 的一个基， \mathcal{A} 在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 下的矩阵是 A ，则

$$1) \quad \mathcal{AV} = L(\mathcal{A}(\varepsilon_1), \mathcal{A}(\varepsilon_2), \dots, \mathcal{A}(\varepsilon_n));$$

2) \mathcal{A} 的秩 = A 的秩;

3) \mathcal{A} 的秩 + \mathcal{A} 的零度 = n

定义 2.5.2 设 \mathcal{A} 是数域 P 上线性空间 V 的线性变换, W 是 V 的子空间, 若

$$\mathcal{A}W = \{\mathcal{A}(\xi) \mid \xi \in W\} \subset W$$

换句话说, W 中的向量在 \mathcal{A} 下的像仍在 W 中, 则称 W 为 V 的关于 \mathcal{A} 的不变子空间, 简称为 \mathcal{A} —子空间。

定理 2.5.2 如果线性空间 V 的子空间 W 是由 V 中的向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 生成的, 那么 W 是 \mathcal{A} —子空间的充要条件为像 $\mathcal{A}(\alpha_1), \mathcal{A}(\alpha_2), \dots, \mathcal{A}(\alpha_s)$ 都属于 W 。

维数公式 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的两个子空间, $V_1 \cap V_2$ 和 $V_1 + V_2$ 分别为 V_1 与 V_2 的交与和, \mathcal{A} 是 V 的任意一个线性变换, 则有

第一维数公式

$$\dim V_1 + \dim V_2 = \dim(V_1 + V_2) + \dim(V_1 \cap V_2)$$

第二维数公式

$$\dim(\mathcal{A}V_i) + \dim(\mathcal{A}^{-1}(0) \cap V_i) = \dim V_i \quad (i = 1, 2)$$

第三维数公式

$$\dim(\mathcal{A}V) + \dim(\mathcal{A}^{-1}(0)) = \dim V$$

定义 3.1.1 设 \mathcal{A} 是数域 P 上线性空间 V 的线性变换, 若存在 P 中的数 λ 和 V 中的非零向量 ξ , 使得

$$\mathcal{A}(\xi) = \lambda \xi$$

则称 λ 为 \mathcal{A} 的特征值, ξ 为 \mathcal{A} 的属于特征值 λ 的一个特征向量。

定义 3.1.2 设 A 是数域 P 上的一个 n 阶矩阵, λ 是数域 P 上的一个参数, E 是 n 阶单位矩阵, 则矩阵 $\lambda E - A$ 的行列式

$$|\lambda E - A| = \begin{vmatrix} \lambda - a_{11} & -a_{12} & \cdots & -a_{1n} \\ -a_{21} & \lambda - a_{22} & \cdots & -a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_{n1} & -a_{n2} & \cdots & \lambda - a_{nn} \end{vmatrix}$$

称为 A 的**特征多项式**, 它是数域 P 上的一个 n 次多项式, 相应地称

$$|\lambda E - A| = 0$$

为 A 的**特征方程**。

定义 3.1.3 设 A 是 n 阶方阵, 若存在多项式

$$\varphi(\lambda) = a_0 \lambda^s + a_1 \lambda^{s-1} + \cdots + a_s$$

使 $\varphi(A) = 0$, 则称 $\varphi(A)$ 为 A 的一个**零化多项式**。

定理 3.1.1 设 A 是数域 P 上的一个 n 阶方阵, 且

$$f(\lambda) = |\lambda E - A|$$

是 A 的特征多项式, 则

$$f(A) = A^n - (a_{11} + a_{22} + \cdots + a_{nn})A^{n-1} + \cdots + (-1)^n |A| E = 0$$

即 $f(\lambda)$ 是 A 的一个零化多项式。

定义 3.1.4 设 A 是数域 P 上的一个 n 阶方阵, $\varphi_A(\lambda)$ 是 A 的首项系数为 1 且次数最低的零化多项式, 则称 $\varphi_A(\lambda)$ 为 A 的**最小多项式**。

定理 3.1.2 数域 P 上的 n 阶方阵 A 的最小多项式整除 A 的任一零化多项式。

推论 3.1.1 方阵 A 的最小多项式唯一。

推论 3.1.2 数域 P 上 n 阶方阵 A 的最小多项式的根是 A 的特征值; 反之亦然。

定理 3.2.1 设 \mathcal{A} 是 n 维线性空间 V 的线性变换， \mathcal{A} 的矩阵可以在 V 的某个基下成为对角矩阵的充要条件是 \mathcal{A} 有 n 个线性无关的特征向量。

定理 3.2.2 属于不同特征值的特征向量是线性无关的。

定理 3.2.3 如果 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s$ 是线性变换 \mathcal{A} 的不同的特征值，则不同特征值的特征向量也是线性无关的。

定义 3.2.1 设 A, B 为 n 阶方阵，若存在可逆矩阵 X ，使得 $B = X^{-1}AX$ ，则称 **A 相似于 B**，记做 $A \sim B$

定理 3.2.4 两个对角矩阵相似的充要条件为对角线上的元素相同，只是排列顺序不同。

定理 3.2.5 线性变换在不同基下所对应的矩阵相似；反之，若两个矩阵相似，则它们分别可以看做是同一线性变换在两个不同基下的矩阵。

定义 3.2.2 设 f 是定义在矩阵空间 $P^{n \times n}$ 上的函数，若对 $P^{n \times n}$ 中的任意两个相似矩阵 A 与 B ，总有 $f(A) = f(B)$ ，则称 f 为相似不变量。

定理 3.2.6 矩阵的行列式是相似不变量。

定理 3.2.7 矩阵的迹是相似不变量。

定理 3.2.8 矩阵的秩是相似不变量。

定理 3.2.9 矩阵的特征多项式是相似不变量。

定义 4.1.1 若尔当标准形： $\begin{pmatrix} A_1 & & \\ & \ddots & \\ & & A_m \end{pmatrix}$, 其中

$$A_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & \cdots & 0 \\ & \lambda_i & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & 1 \\ & & & \lambda_i \end{pmatrix}, i=1, \cdots, m$$

叫做若尔当块。

定义 4.1.2 设 $a_{ij}(\lambda) (i=1, 2, \cdots, m; j=1, 2, \cdots, n)$ 为数域 P 上的多项式, 以 $a_{ij}(\lambda)$ 为元素的 $m \times n$ 矩阵

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

称为 λ 矩阵或多项式矩阵。这样矩阵的全体记为 $P[\lambda]^{m \times n}$ 。

定义 4.1.3 如果 $A(\lambda)$ 经过有限次初等变换后变成 $B(\lambda)$, 则称 $A(\lambda)$ 与 $B(\lambda)$ 相抵, 记为 $A(\lambda) \square B(\lambda)$

定理 4.1.1 设 $A(\lambda) \in P[\lambda]^{m \times n}$ 且 $\text{rank}(A(\lambda)) = r$, 则 $A(\lambda)$ 相抵于如下对角形, 称为 $A(\lambda)$ 的史密斯 (smith) 标准形。

$$A(\lambda) \square \begin{pmatrix} d_1(\lambda) & & & & & \\ & d_2(\lambda) & & & & \\ & & \ddots & & & \\ & & & d_r(\lambda) & & \\ & & & & 0 & \\ & & & & & \ddots \\ & & & & & & 0 \end{pmatrix}$$

其中 $r \leq n$, $d_i(\lambda) (i=1, 2, \cdots, r)$ 是首项系数为 1 的多项式, 且 $d_{i-1}(\lambda)$ 能整除 $d_i(\lambda)$ 记为 $(d_{i-1}(\lambda) | d_i(\lambda))$

定义 4.1.4 λ 矩阵 $A(\lambda)$ 最后化成的史密斯标准形，其对角线的元素 $d_1(\lambda), d_2(\lambda), \dots, d_r(\lambda)$ 称为 $A(\lambda)$ 的**不变因子**。

定义 4.1.5 设 $A(\lambda)$ 的秩为 r ，对于正整数 $k (1 \leq k \leq r)$ ， $A(\lambda)$ 中必有非零的 k 阶子式，把 $A(\lambda)$ 中全部 k 阶子式的最大公因式称为 $A(\lambda)$ 的 k 阶行列式因子，记为 $D_k(\lambda)$ 。

定理 4.1.2 相抵的 λ 矩阵具有相同的秩和相同的各阶行列式因子。

定理 4.1.3 λ 矩阵 $A(\lambda)$ 的史密斯标准形是唯一的。

定理 4.1.4 设 $A(\lambda), B(\lambda) \in P[\lambda]^{m \times n}$ ，则 $A(\lambda)$ 与 $B(\lambda)$ 相抵的充要条件是它们有相同的行列式因子，或者它们有相同的不变因子。

定义 4.1.5 $d_1(\lambda), d_2(\lambda), \dots, d_r(\lambda)$ 的所有因式的全体叫 $A(\lambda)$ 的**初等因子**。

定理 4.1.5 设 $A(\lambda), B(\lambda) \in P[\lambda]^{m \times n}$ ，则 $A(\lambda)$ 与 $B(\lambda)$ 相抵的充要条件是它们有相同的秩和相同的初等因子。

定理 4.1.6 矩阵 $A \sim B$ 的充要条件是它们相应的特征矩阵 $\lambda I - A \sim \lambda I - B$

即两个矩阵的相似的充要条件是它们的特征矩阵相抵。

定理 4.1.7 相似矩阵有相同的最小多项式。

定理 4.1.8 n 阶矩阵 A 的最小多项式等于它的特征矩阵 $(\lambda I - A)$ 中的第 n 个不变因子 $d_n(\lambda)$

推论 1 若矩阵 A 的特征值互异，则它的最小多项式就是特征多项式。

在复数域 \mathbb{C} 上，求 n 阶矩阵 A 的若当标准形的步骤如下：

第一步：求特征矩阵 $(\lambda I - A)$ 的初等因子组，设为

$$(\lambda - \lambda_1)^{m_1}, (\lambda - \lambda_2)^{m_2}, \dots, (\lambda - \lambda_s)^{m_s} \text{ 且 } m_1 + m_2 + \dots + m_s = n$$

第二步：写出每个初等因子 $(\lambda - \lambda_i)^{m_i} (i=1, 2, \dots, s)$ 对应的若当块

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

第三步：写出以这些若当块构成的若当标准形

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

定义 5.1.1 设 V 是实数域 \mathbb{R} 上的线性空间，对于 V 中任意两个向量 x, y ，如能给定某各规则使 x 与 y 对应着一个实数，记为 (x, y) ，并且满足以下条件：

- 1) $(x, y) = (y, x)$
- 2) $(x + y, z) = (x, z) + (y, z)$
- 3) $(kx, y) = k(x, y)$
- 4) $(x, x) \geq 0$ ，当且仅当 $x = 0$ 时， $(x, y) = 0$ 。

则称该实数 (x, y) 是向量 x 与 y 的**内积**。

如此定义了内积的实线性空间 V 叫做**欧几里得空间 (Euclid)**，简称**欧氏空间 (或实内积空间)**。

定义 5.1.2 非负实数 $\sqrt{\langle x, x \rangle}$ 叫做向量 x 的**长度或模**，记为 $|x|$ 。长度等于 1 的向量叫做**单位向量**。零向量的长度为 0

定义 5.1.3 非零向量 x 与 y 的**夹角** $\langle x, y \rangle$ 规定为

$$\langle x, y \rangle = \arccos \frac{\langle x, y \rangle}{|x||y|}, 0 \leq \langle x, y \rangle \leq \pi$$

这个定义在形式上与解析几何中夹角的定义是完全一致的。

定义 5.1.4 设 V 是一个 n 维欧氏空间， e_1, e_2, \dots, e_n 是 V 的一个基，若在 V 的内积下，让

$$a_{ij} = \langle e_i, e_j \rangle \quad (i, j = 1, 2, \dots, n)$$

则称 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 为基 e_1, e_2, \dots, e_n 的**度量矩阵**。

定理 5.1.1 设 e_1, e_2, \dots, e_n 与 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 为欧氏空间 V 的两个基，它们的度量矩阵分别为 A, B ，且

$$(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) = (e_1, e_2, \dots, e_n)C$$

则 $B = C^T A C$

即不同基的度量矩阵是合同的。

定义 5.2.1 设 x, y 为欧氏空间的两个向量，如果 $\langle x, y \rangle = 0$ ，则说 x 与 y **正交**，记为 $x \perp y$ 。

定理 5.2.1 如果向量 x 与 y 正交，则有

$$|x + y|^2 = |x|^2 + |y|^2$$

定义 5.2.2 欧氏空间中一组非零向量，如果它们两两正交，则称其为一个**正交向量组**。

定理 5.2.2 如果 x_1, x_2, \dots, x_m 是一组两两正交的非零向量，则它们必是线性无关的。

定义 5.2.3 在 n 维欧氏空间中，由 n 个向量组成的正交向量组称为**正交基**；由单位向量组成的正交基称为**标准正交基**。

定义 5.2.4 从一组线性无关的向量出发，必可构造出一组相同个数的两两正交的向量，并且还可使每个新向量的长度（模）等于是（即单位向量）。这种做法叫做线性无关向量组的**正交规范化**，常用的方法是如下的施密特方法。

施密特正交化方法： 设 x_1, x_2, \dots, x_m 是一组线性无关的向量。施密特正交规范化步骤是先把它们正交化，具体步骤为：

第一步： 取 $y'_1 = x_1$ 作为正交向量组中的第一个向量。

第二步： 令 $y'_2 = x_2 + k_{21}y'_1$ 其中 $k_{21} = -\frac{(x_2, y'_1)}{(y'_1, y'_1)}$ 这样就得到两个正交向量。

第三步： 又令 $y'_3 = x_3 + k_{31}y'_1 + k_{32}y'_2$ ，再由正交条件 $(y'_3, y'_2) = 0$ 及 $(y'_3, y'_1) = 0$ 来决定出 k_{31}, k_{32} ：

$$k_{31} = -\frac{(x_3, y'_1)}{(y'_1, y'_1)}, \quad k_{32} = -\frac{(x_3, y'_2)}{(y'_2, y'_2)}$$

到此我们已做出 3 个两两正交的向量。

第四步： 如此继续进行，一般式是

$$\begin{cases} y'_m = x_m + k_{m1}y'_1 + k_{m2}y'_2 + \dots + k_{m,m-1}y'_{m-1} \\ k_{mi} = -\frac{(x_m, y'_{m-i})}{(y'_{m-i}, y'_{m-i})}, \quad i = 1, 2, \dots, m-1, \end{cases}$$

直到 $m = n$ 。这样得到的一组向量 y'_1, y'_2, \dots, y'_n 显然是两两正交的。

第五步： 再单位化，即以 y'_i 除以它的模 $|y'_i|$ ，就得到所要求的正交规范化的向量组了。

定理 5.2.3 一组基为标准正交基的充要条件是它的度量矩阵为单位矩阵。

定义 5.2.5 n 阶实数矩阵 A 称为正交矩阵，如果 $A^T A = E$

定义 5.2.6 欧氏空间 V 的线性变换 \mathcal{A} 称为**正交变换**，如果它保持向量的内积不变，即对任意的 $\alpha, \beta \in V$ ，都有

$$(\mathcal{A}(\alpha), \mathcal{A}(\beta)) = (\alpha, \beta)$$

定理 5.2.4 欧氏空间的线性变换是正交变换的充要条件是，它对于标准正交基的矩阵是正交矩阵。

推论 正交矩阵是非奇异的，正交矩阵的逆阵还是正交矩阵，两个正交矩阵的乘积还是正交矩阵。

定义 5.3.1 设 V_1, V_2 是欧氏空间 V 中的两个子空间，若对任意的 $\alpha \in V_1, \beta \in V_2$ ，恒有

$$(\alpha, \beta) = 0$$

则称 V_1 与 V_2 正交，记作 $V_1 \perp V_2$ 。若某个确定的向量 α ，对任意的 $\beta \in V_2$ ，恒有 $(\alpha, \beta) = 0$ ，则称 α 与 V_2 正交，记作 $\alpha \perp V_2$

定理 5.3.1 设 V_1, V_2 是欧氏空间 V 中的两个子空间，且 $V_1 \perp V_2$ ，则

- 1) $V_1 \cap V_2 = \{0\}$
- 2) $\dim(V_1 + V_2) = \dim(V_1) + \dim(V_2)$

定理 5.3.2 设子空间 V_1, V_2, \dots, V_s 两两正交，则

$$V_1 + V_2 + \dots + V_s$$

是直和。

定义 5.3.2 子空间 V_2 称为子空间 V_1 的一个**正交补**，如果 $V_1 \perp V_2$ ，且

$$V_1 + V_2 = V。$$

定理 5.3.3 欧氏空间 V 的每一个子空间 V_1 都有唯一的正交补。

定理 5.4.1 设 A 为实对称矩阵，则 A 的特征值皆为实数。

定义 5.4.1 设 \mathcal{A} 是欧氏空间 V 的一个线性变换，且对 V 中任意两个向量 α, β ，都有

$$(\mathcal{A}(\alpha), \beta) = (\alpha, \mathcal{A}(\beta))$$

成立，则称 \mathcal{A} 为 V 中一个对称变换。

定理 5.4.2 欧氏空间的线性变换是实对称变换的充要条件是，它对于标准正交基的矩阵是实对称矩阵。

定理 5.4.3 实对称矩阵的不同特征值所对应的特征向量是正交的。

定理 5.4.4 设 A 为一个 n 阶实对称矩阵，则存在 n 阶正交矩阵 T ，使

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

成为对角矩阵。

定义 5.5.1 设 V 是复数域 \mathbb{C} 上的线性空间，对于 V 中的任意两个向量 x 和 y ，按某规则有一复数 (x, y) 与之对应，它满足下列四个条件：

1) 交换律： $(x, y) = \overline{(y, x)}$ ，这里 $\overline{(y, x)}$ 是 (y, x) 的共轭复数；

2) 分配律： $(x, y + z) = (x, y) + (x, z)$ ；

3) 齐次性： $(kx, y) = k(x, y) (\forall k \in \mathbb{C})$ ；

4) 非负性： $(x, x) \geq 0$ ，当且仅当 $x = 0$ 时，实数 $(x, x) = 0$

则称 (x, y) 为向量 x 与 y 的内积，而称 V 为酉空间（或复内积空间）。

酉空间的一些结论：

1) $(x, uy) = \overline{u}(x, y)$ 。

2) $|(x, y)| \leq |x||y|$

3) 非零向量 x, y 的夹角规定为:

$$\cos^2 \langle x, y \rangle = \frac{(x, y)(y, x)}{(x, x)(y, y)} \quad \left(0 \leq \langle x, y \rangle \leq \frac{\pi}{2} \right)$$

当 $(x, y) = 0$ 时, 称 x 与 y 正交或垂直。

4) n 维酉空间中的任意一组线性无关的向量都可以正交化, 并能扩充成为一个标准正交基。

5) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, \bar{A} 表示 A 的元素的共轭复数为元素组成的复共轭矩阵。若记

$$A^H = (\bar{A})^T$$

则称 A^H 为 A 的复共轭转置矩阵。

6) 酉空间 V 中的线性变换 \mathcal{A} , 如果满足

$$(x, y) = (\mathcal{A}x, \mathcal{A}y)$$

则称 \mathcal{A} 为 V 的酉变换。

7) 酉空间 V 的线性变换 \mathcal{A} 为酉变换的充要条件是, 对于 V 中任意两个向量 x, y , 都有

$$(x, y) = (\mathcal{A}x, \mathcal{A}y)$$

8) 酉变换在酉空间的标准正交基下的矩阵 A 是酉矩阵, 即满足下式:

$$A^H A = A A^H = E$$

定理 5.5.1

1) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则存在酉矩阵 P , 使得

$$P^{-1} A P = P^H A P = \begin{pmatrix} \lambda_1 & * & \dots & * \\ & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & * \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix}$$

2) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 且 $\lambda_i \in \mathbb{R} (i=1, 2, \dots, n)$, 则存在正交矩阵 Q , 使得

$$Q^{-1}AQ = Q^T A Q = \begin{pmatrix} \lambda_1 & * & \dots & * \\ & \lambda_2 & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & * \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix}$$

定义 5.5.2 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 若

$$AA^H = A^H A$$

则称 A 为**正规矩阵**。

定理 5.5.2

- 1) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则 A 酉相似于对角矩阵的充要条件是 A 为正规矩阵。
- 2) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 且 A 的特征值都是实数, 则 A 正交相似于对角矩阵的充要条件是 A 为正规矩阵。

推论

- 1) 实对称矩阵正交相似于对角矩阵。
- 2) 设 \mathcal{A} 是欧氏空间 V 的对称变换, 则在 V 中存在标准正交基 y_1, y_2, \dots, y_n , 使 \mathcal{A} 在该基下的矩阵为对角矩阵。

定理 5.5.3

- 1) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则 A 是正规矩阵的充要条件为存在酉矩阵 U , 使得

$$U^H A U = U^{-1} A U = \text{diag} \{ \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n \}$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 A 的特征值。

- 2) 设 A 为正规矩阵, 则与 A 酉相似的矩阵都是正规矩阵。

- 3) 设 A 为正规矩阵, 且 A 是三角矩阵, 则 A 是对称阵。

4) 正规矩阵 A 必有 n 个线性无关的特征向量。

5) 正规矩阵 A 的属于不同特征值的特征子空间是相互正交的。

定义 6.1.1 如果 V 是数域 K 上的线性空间, 且对于 V 的任一向量 x , 对应一个实值函数 $\|x\|$, 它满足以下三个条件:

1) 非负性: 当 $x \neq 0$ 时, $\|x\| > 0$; 当 $x = 0$ 时, $\|x\| = 0$;

2) 齐次性: $\|ax\| = |a| \|x\|$ ($a \in K, x \in V$);

3) 三角不等式: $\|x+y\| \leq \|x\| + \|y\|$ ($x, y \in V$)。则称 $\|x\|$ 为 V 上向量 x 的范数, 简称**向量范数**。

定义 6.1.2

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

$\|x\|_p$ 为**向量的 p -范数或称 l_p 范数**。

定义 6.1.3 设 $\|x\|_\alpha$ 和 $\|x\|_\beta$ 为定义在 \square^n 上的任意两种向量范数, 若存在正常数 c_1 和 c_2 , 使得对一切的 $X \in \square^n$, 总有

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

成立, 则称 \square^n 上的这两种向量范数 $\|X\|_\alpha$ 与 $\|X\|_\beta$ 是等价的。

定理 6.1.1 \square^n 上的任意一种向量范数 $\|X\|$ 都是变量 x_1, x_2, \dots, x_n 的 n 元连续函数, 其中

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \square^n$$

定理 6.1.2 \square^n 上的任意两种向量范数都是等价的。

定理 6.1.3 在 \square^n 中, $\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = x^* \Leftrightarrow \|x^{(k)} - x^*\| \rightarrow 0$ (当 $k \rightarrow \infty$ 时), 其中 $\|\bullet\|$ 为向量的任一种范数。

定义 6.2.1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ，按某一法则在 $\mathbb{C}^{m \times n}$ 上规定 A 的一个实值函数，记作 $\|A\|$ ，它满足下面四个条件：

- 1) 非负性：如果 $A \neq 0$ ，则 $\|A\| > 0$ ；如果 $A = 0$ ，则 $\|A\| = 0$ 。
- 2) 齐次性：对任意的 $k \in \mathbb{C}$ ， $\|kA\| = |k|\|A\|$ 。
- 3) 三角不等式：对任意 $A, B \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ， $\|A+B\| \leq \|A\| + \|B\|$ 。
- 4) 相容性：当矩阵乘积 AB 有意义时，若有

$$\|AB\| \leq \|A\|\|B\|$$

则称 $\|A\|$ 为 **矩阵范数**。

定义 6.2.2 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ， $x \in \mathbb{C}^n$ ，如果取定的向量范数 $\|x\|$ 和矩阵范数 $\|A\|$ 满足不等式

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

则称矩阵范数 $\|A\|$ 与向量范数 $\|x\|$ 是 **相容** 的。

定理 6.1.1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ， $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{C}^n$ ，且在 \mathbb{C}^n 中已规定了向量的某种范数 $\|x\|$ ，则与向量范数 $\|x\|$ 相容的矩阵范数可以取作向量 Ax 的范数的最大值，即：

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

上面定义的相容范数为 **算子范数**，或称为 **向量范数的从属范数**。

定理 6.1.2 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ， $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{C}^n$ ，则从属于向量 x 的 3 种范数 $\|x\|_1, \|x\|_2, \|x\|_\infty$ 的算子范数依次是

$$1) \quad \|A\|_1 = \max_j \sum_{i=1}^m |a_{ij}| \quad (\text{称为列范数})$$

$$2) \quad \|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^H A)} \quad (\text{称为谱范数}) \quad \text{其中 } \lambda_{\max}(A^H A) \text{ 是矩阵 } A^H A \text{ 特征值绝对值的最大值；}$$

$$3) \|A\|_{\infty} = \max_i \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \quad (\text{称为行范数})$$

谱范数的性质和谱半径（略）

定义 7.1.1 设 $x^{(k)}$, $x \in \mathbb{R}^m (k=1,2,\dots)$, 若

$$\|x^{(k)} - x\| \rightarrow 0, \quad k \rightarrow +\infty$$

则称向量序列 $\{x^{(k)}\}$ 收敛于向量 x , 或说向量 x 是向量序列 $\{x^{(k)}\}$ 当

$k \rightarrow +\infty$ 时的极限, 可记为

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = x$$

或

$$x^{(k)} \rightarrow x, \quad k \rightarrow +\infty$$

定义 7.1.2 设有矩阵序列 $\{A^{(k)}\}$, 其中 $A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 且当 $k \rightarrow +\infty$ 时,

$a_{ij}^{(k)} \rightarrow a_{ij}$, 则称 $\{A^{(k)}\}$ 收敛, 并把矩阵 $A = (a_{ij})$ 叫做 $\{A^{(k)}\}$ 的极限, 或称

$\{A^{(k)}\}$ 收敛于 A , 记为

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A \quad \text{或} \quad A^{(k)} \rightarrow A$$

定理 7.1.1 若对矩阵 A 的某一范数有 $\|A\| < 1$, 则

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = 0$$

定义 7.2.1 设有矩阵序列

$$A^{(0)}, A^{(1)}, \dots, A^{(k)}, \dots,$$

其中 $A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 称无穷和

$$A^{(0)} + A^{(1)} + A^{(2)} + \dots + A^{(k)} + \dots$$

为**矩阵级数**, 记为 $\sum_{k=0}^{\infty} A^{(k)}$, $A^{(k)}$ 称为矩阵级数的一般项, 即有

$$\sum_{k=0}^{\infty} A^{(k)} = A^{(0)} + A^{(1)} + A^{(2)} + \dots + A^{(k)} + \dots$$

定义 7.1.2 级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)} = A^{(0)} + A^{(1)} + A^{(2)} + \cdots + A^{(k)} + \cdots$ 前 $k+1$ 项的和

$$S^{(k)} = A^{(0)} + A^{(1)} + A^{(2)} + \cdots + A^{(k)}$$

称为级数的**部分和**，如果矩阵序列 $\{S^{(k)}\}$ 收敛，且有极限 S ，即有

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} S^{(k)} = S,$$

则称此矩阵级数**收敛**， S 称为级数的和，记作

$$S = \sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$$

不收敛的矩阵级数称为是**发散**的。

定义 7.1.3 设矩阵级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)} = A^{(0)} + A^{(1)} + A^{(2)} + \cdots + A^{(k)} + \cdots$ ，其中

$A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)}) \in \square^{n \times n}$ 。如果 n^2 个数项级数

$$a_{ij}^{(0)} + a_{ij}^{(1)} + a_{ij}^{(2)} + \cdots + a_{ij}^{(k)} + \cdots, \quad i, j = 1, 2, \cdots, n$$

都绝对收敛，则称矩阵级数**绝对收敛**。

定理 7.1.1 矩阵级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 绝对收敛的充要条件是

$$\sum_{k=0}^{+\infty} \|A^{(k)}\| = \|A^{(0)}\| + \|A^{(1)}\| + \|A^{(2)}\| + \cdots + \|A^{(k)}\| + \cdots \text{收敛}。$$

定理 7.1.2 设两个矩阵级数

$$A^{(1)} + A^{(2)} + \cdots + A^{(k)} + \cdots, A^{(k)} \in \square^{n \times n}$$

$$B^{(1)} + B^{(2)} + \cdots + B^{(k)} + \cdots, B^{(k)} \in \square^{n \times n}$$

都绝对收敛，其和分别为 A ， B ，则将它们按项相乘后作成的矩阵级数

$$\begin{aligned}
& A^{(1)}B^{(1)} + (A^{(1)}B^{(2)} + A^{(2)}B^{(1)}) + \cdots \\
& + (A^{(1)}B^{(k)} + A^{(2)}B^{(k-1)} + \cdots + A^{(k)}B^{(1)}) + \cdots \\
& = \sum_{k=1}^{\infty} \left(\sum_{i=1}^k A^{(i)}B^{(k+1-i)} \right)
\end{aligned}$$

绝对收敛，且具有和 AB 。

性质 1 设矩阵级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 绝对收敛，则

1) 级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 收敛。

2) 级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 在任意改变各项的次序后仍然收敛，且其和不变。

性质 2 设 P, Q 为 n 阶非奇异矩阵，若级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 收敛（或绝对收敛），

则矩阵级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} PA^{(k)}Q$ 也收敛（或绝对收敛）。

定义 7.1.4 形如

$$c_0I + c_1A + c_2A^2 + \cdots + c_kA^k + \cdots$$

的矩阵级数称为矩阵幂级数，其中 $c_i \in \mathbb{C}, A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 。

若正项级数 $|c_0||I| + \sum_{k=1}^{+\infty} |c_k||A|^k$ 收敛，则**矩阵幂级数**

$c_0I + c_1A + c_2A^2 + \cdots + c_kA^k + \cdots$ 绝对收敛，其中 $\|A\|$ 为矩阵 A 的某种范数。

定理 7.1.3 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ，如果 A 的谱半径 $\rho(A)$ 的值在纯量 z 的幂级数

$\sum_{k=0}^{+\infty} c_k z^k$ 的收敛圆内，那么矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k A^k$ 绝对收敛；如果 A 的特征

值中有一个在幂级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k z^k$ 的收敛圆外，则矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k A^k$ 发散。

定理 7.1.4 矩阵幂级数 $I + A + A^2 + \cdots + A^k + \cdots$ 绝对收敛的充要条件是 A 的谱半径

$\rho(A) < 1$ ，且该级数和为 $(I - A)^{-1}$ 。

定理 7.1.5 设矩阵 A 的某种范数 $\|A\| < 1$ ，则对任何非负整数 k ，有

$$\|(I - A)^{-1} - (I + A + A^2 + \cdots + A^k)\| \leq \frac{\|A\|^{k+1}}{1 - \|A\|}$$

定义 7.2.1 设一元函数 $f(z)$ 能够展开为 z 的幂级数

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

其中， $r > 0$ 表示该幂级数的收敛半径。当 n 阶矩阵 A 的谱半径 $\rho(A) < r$

时，把收敛的幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k$ 的和称为**矩阵函数**，记为 $f(A)$ ，即

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

定理 7.2.1 如果 $AB = BA$ ，则有

$$e^A e^B = e^B e^A = e^{A+B}$$

推论 1 $e^A e^{-A} = e^{-A} e^A = I$, $(e^A)^{-1} = e^{-A}$

推论 2 设 m 为整数，则

$$(e^A)^m = e^{mA}$$

矩阵函数值的求法（略）

定义 7.3.1 若矩阵 $A = (a_{ij})$ 的诸元素 a_{ij} 均是变量 t 的函数，即

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

则称 $A(t)$ 为函数矩阵。推而广之，变量 t 还可以是向量，也可以是矩

阵。

定义 7.1.2 设 $A(t) = (a_{ij}(t))_{m \times n}$ ，若 $a_{ij}(t) (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n)$ 在 $t=t_0$ 处（或 $[a, b]$ 上）可导，则称 $A(t)$ 在点 $t=t_0$ 处（或 $[a, b]$ 上）**可导**，且记为

$$A'(t_0) = \frac{dA(t)}{dt} \Big|_{t=t_0} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{A(t_0 + \Delta t) - A(t_0)}{\Delta t} = \begin{pmatrix} a'_{11}(t_0) & a'_{12}(t_0) & \cdots & a'_{1n}(t_0) \\ a'_{21}(t_0) & a'_{22}(t_0) & \cdots & a'_{2n}(t_0) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a'_{m1}(t_0) & a'_{m2}(t_0) & \cdots & a'_{mn}(t_0) \end{pmatrix}_{m \times n}$$

函数矩阵导数运算性质（略）

定义 7.2.1 设 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, $f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是以向量 x 为自变量的数量函数，即为 n 元函数，则规定**数量函数 $f(x)$ 对于向量 x 的导数为**

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

定义 7.2.2 设 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ， $f(A)$ 为矩阵 A 的数量函数，即看成是 $m \times n$ 元函数，则规定**数量函数 $f(A)$ 对于矩阵 A 的导数为**

$$\frac{df}{dA} = \left(\frac{\partial f}{\partial a_{ij}} \right)_{m \times n} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial a_{11}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial a_{1n}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial a_{m1}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial a_{mn}} \end{pmatrix}$$

定义 7.2.3 设矩阵 F 是以 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 为自变量的 $p \times q$ 矩阵，即

$$F(A) = \begin{pmatrix} f_{11}(A) & f_{12}(A) & \cdots & f_{1q}(A) \\ f_{21}(A) & f_{22}(A) & \cdots & f_{2q}(A) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{p1}(A) & f_{p2}(A) & \cdots & f_{pq}(A) \end{pmatrix}_{p \times q}$$

其元素 $f_{ks}(A)$ 是以矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ 的元素为自变量的 mn 元函数，则规定

矩阵 $F(A)$ 对于矩阵 A 的导数为

$$\frac{dF}{dA} = \left(\frac{\partial F}{\partial a_{ij}} \right)_{pm \times qn} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial a_{11}} & \frac{\partial f}{\partial a_{12}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial a_{1n}} \\ \frac{\partial f}{\partial a_{21}} & \frac{\partial f}{\partial a_{22}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial a_{2n}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial a_{m1}} & \frac{\partial f}{\partial a_{m2}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial a_{mn}} \end{pmatrix}$$

其中

$$\left(\frac{\partial F}{\partial a_{ij}} \right) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_{11}}{\partial a_{ij}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial a_{ij}} & \cdots & \frac{\partial f_{1q}}{\partial a_{ij}} \\ \frac{\partial f_{21}}{\partial a_{ij}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial a_{ij}} & \cdots & \frac{\partial f_{2q}}{\partial a_{ij}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_{p1}}{\partial a_{ij}} & \frac{\partial f_{p2}}{\partial a_{ij}} & \cdots & \frac{\partial f_{pq}}{\partial a_{ij}} \end{pmatrix}, \quad \begin{matrix} i = 1, 2, \dots, m \\ j = 1, 2, \dots, n \end{matrix}$$

定义 7.3.1 设矩阵 $F = (f_{ij})_{m \times n}$ ，则规定矩阵 F 的**全微分**为

$$dF = (df_{ij})_{m \times n}$$

定义 7.3.2 设函数矩阵

$$A(t) = \begin{pmatrix} a_{11}(t) & a_{12}(t) & \cdots & a_{1n}(t) \\ a_{21}(t) & a_{22}(t) & \cdots & a_{2n}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1}(t) & a_{n2}(t) & \cdots & a_{nn}(t) \end{pmatrix}$$

我们定义

$$\int A(t)dt = \begin{pmatrix} \int a_{11}(t)dt & \int a_{12}(t)dt & \cdots & \int a_{1n}(t)dt \\ \int a_{21}(t)dt & \int a_{22}(t)dt & \cdots & \int a_{2n}(t)dt \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \int a_{n1}(t)dt & \int a_{n2}(t)dt & \cdots & \int a_{nn}(t)dt \end{pmatrix}$$

$$\int_a^b A(t)dt = \begin{pmatrix} \int_a^b a_{11}(t)dt & \int_a^b a_{12}(t)dt & \cdots & \int_a^b a_{1n}(t)dt \\ \int_a^b a_{21}(t)dt & \int_a^b a_{22}(t)dt & \cdots & \int_a^b a_{2n}(t)dt \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \int_a^b a_{n1}(t)dt & \int_a^b a_{n2}(t)dt & \cdots & \int_a^b a_{nn}(t)dt \end{pmatrix}$$

矩阵微分方程（略）

矩阵分解（略）

广义逆矩阵（略）

特征值的估计和扰动（略）

易考易学