

第一章 线性空间与内积空间

1. 线性空间、维数、基与坐标

(1) 线性空间 V 中存在加法和数乘运算，且加法和数乘运算满足8个条件.

(2) 线性空间 V 中线性无关向量的最大个数 n 称为 V 的维数, 记为 $\dim(V) = n$; V 中任意 n 个线性无关向量称为 V 的一组基.

(3) 如果 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是线性空间 V 中的 n 个线性无关向量, 且 V 中任一向量都可由其线性表示, 则 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是 V 的一组基且 $\dim(V) = n$.

(4) 设 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是线性空间 V 的一组基, $\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n$ 是 V 的 n 个向量, 则存在 n 阶方阵 T , 使得

$$(\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n) = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) T,$$

当且仅当 T 可逆时, $\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n$ 也是 V 的一组基.

(5) 设 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是线性空间 V 的基, 则向量 α 在这组基下的坐标 $(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是如下线性组合的系数向量:

$$\alpha = x_1 \varepsilon_1 + x_2 \varepsilon_2 + \dots + x_n \varepsilon_n.$$

2. 线性子空间

(1) 设 V 是线性空间, W 是 V 的非空子集, 则 W 是 V 的子空间的充分必要条件是

$$\forall k \in P, \forall \alpha, \beta \in W \Rightarrow k\alpha, \alpha + \beta \in W$$

(2) 设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 是线性空间 V 的一组向量,

$$W = L(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s) = \{k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_s\alpha_s \mid k_i \in P\},$$

则 W 是 V 的子空间.

(3) 设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 与 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t$ 是线性空间 V 的两组向量, 则 $L(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s) = L(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t)$ 的充分必要条件是 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 与 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_t$ 等价.

(4) $\dim(L(\alpha_1, \alpha_2, \cdots \alpha_s)) = \text{rank}(\alpha_1, \alpha_2, \cdots \alpha_s)$;

(5) 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的两个子空间, 则 $V_1 \cap V_2$ 和 $V_1 + V_2$ 也是 V 的子空间.

(6) 如果 V_1 和 V_2 是线性空间 V 的有限维子空间, 则

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

3. 直和的判别法

(1) $V_1 + V_2$ 中任意向量的分解式唯一;

(2) $V_1 + V_2$ 中零向量的表法唯一;

(3) $V_1 \cap V_2 = \{0\}$;

(4) $\dim(V_1 + V_2) = \dim(V_1) + \dim(V_2)$.

4. 内积空间 内积定义

(1) 内积是一种代数运算, 满足共轭对称性, 左侧可加性和齐次性以及非负性;

(2) Cauchy 不等式 : $|(\alpha, \beta)| \leq \|\alpha\| \|\beta\|$;

(3) 三角不等式 : $\|\alpha + \beta\| \leq \|\alpha\| + \|\beta\|$;

(4) $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关的充分必要条件是 Gram 矩阵

$$G(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m) = ((\alpha_i, \alpha_j))_{m \times m}$$

非奇异.

(5) 线性无关向量组一定可以标准正交化.

5. 标准正交基的性质

(1) 有限维内积空间 V 的标准正交基一定存在.

(2) 有限维内积空间 V 的任意一组标准正交向量可扩充为 V 的一组标准正交基.

(3) 设 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是内积空间 V 的一组标准正交基, 且 $\alpha = x_1\varepsilon_1 + \dots + x_n\varepsilon_n$, $\beta = y_1\varepsilon_1 + \dots + y_n\varepsilon_n$, 则

$$(\alpha, \beta) = y^H x = \sum_{i=1}^n x_i \overline{y_i}.$$

6. 常见内积空间

(1) $V = C^n$, 内积 $(x, y) = y^H x = \sum_{i=1}^n x_i \overline{y_i}$;

(2) $V = C[a, b]$, 内积 $(f, g) = \int_a^b f(x)g(x)dx$;

(3) $V = C^{m \times n}$, 内积 $(A, B) = \text{tr}(B^H A)$.

第二章 线性映射与线性变换

1. 线性变换的定义

设 V 是数域 P 的线性空间, \mathcal{A} 是 V 到自身的一个映射, 如果

$$\mathcal{A}(\alpha + \beta) = \mathcal{A}(\alpha) + \mathcal{A}(\beta), \quad \forall \alpha, \beta \in V$$

$$\mathcal{A}(k\alpha) = k\mathcal{A}(\alpha), \quad \forall \alpha \in V, k \in P$$

则称 \mathcal{A} 是 V 上的线性变换.

~~2. 线性变换的性质~~

如果 \mathcal{A}, \mathcal{B} 是 V 上的线性变换, $k \in P$, 则 $\mathcal{A} + \mathcal{B}$, $\mathcal{A}\mathcal{B}, k\mathcal{A}$ 也是 V 上的线性变换.

3. 线性变换的矩阵表示

(1) 设 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是线性空间 V 的一组基, \mathcal{A} 是 V 上的线性变换, 则

$$\begin{cases} \mathcal{A}(\varepsilon_1) = a_{11}\varepsilon_1 + a_{21}\varepsilon_2 + \dots + a_{n1}\varepsilon_n \\ \mathcal{A}(\varepsilon_2) = a_{12}\varepsilon_1 + a_{22}\varepsilon_2 + \dots + a_{n2}\varepsilon_n \\ \dots \dots \dots \dots \\ \mathcal{A}(\varepsilon_n) = a_{1n}\varepsilon_1 + a_{2n}\varepsilon_2 + \dots + a_{nn}\varepsilon_n \end{cases}$$

即 $\mathcal{A}(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)A$.

(2) n 维线性空间上的线性变换与 n 阶矩阵一一对应.

(3) 同一个线性变换在不同基下的矩阵一定相似.

~~4. 线性变换的值域与核~~

设 \mathcal{A} 是 n 维线性空间 V 上的线性变换, $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是 V 的一组基, \mathcal{A} 在这组基下的矩阵是 A , 则

(1) \mathcal{A} 的核为 $Ker(\mathcal{A}) = \{\alpha \in V \mid \mathcal{A}(\alpha) = 0\}$;

(2) \mathcal{A} 的值域为 $R(\mathcal{A}) = \{\mathcal{A}(\alpha) \mid \alpha \in V\}$;

(3) $R(\mathcal{A}) = L(\mathcal{A}(\varepsilon_1), \mathcal{A}(\varepsilon_2), \dots, \mathcal{A}(\varepsilon_n))$;

(4) $\dim(R(\mathcal{A})) = \text{rank}(A)$;

(5) $\dim(R(\mathcal{A})) + \dim(Ker(\mathcal{A})) = n$.

5. 矩阵 A 可对角化的充分必要条件

(1) A 有 n 个线性无关的特征向量.

(2) 设 A 的全部互异特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$, 则

$$C^n = V_{\lambda_1} \dot{+} V_{\lambda_2} \dot{+} \dots \dot{+} V_{\lambda_r}$$

(3) A 的每一个特征值的几何重数等于代数重数.

(4) C^n 可以分解成 A 的一维不变子空间的直和.

(5) A 的初等因子都是一次式.

(6) A 的最小多项式 $m(\lambda)$ 没有重零点.

6. 酉变换和酉矩阵 定义

设 \mathcal{A} 是 n 维酉空间 V 的线性变换, 则下列命题等价:

(1) \mathcal{A} 是酉变换, 即 $(\mathcal{A}(\alpha), \mathcal{A}(\beta)) = (\alpha, \beta)$;

(2) $\|\mathcal{A}(\alpha)\| = \|\alpha\|, \quad \forall \alpha \in V$;

(3) 如果 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是 V 的一组标准正交基, 则

$\mathcal{A}(\varepsilon_1), \mathcal{A}(\varepsilon_2), \dots, \mathcal{A}(\varepsilon_n)$ 也是 V 的一组标准正交基;

(4) \mathcal{A} 在 V 的标准正交基下的矩阵是酉矩阵.

第三章 λ 矩阵与矩阵的Jordan标准形

1. 数字矩阵 A 与 B 相似的条件

- (1) 存在数字矩阵 P 与 Q , 使得 $\lambda I - A = P(\lambda I - B)Q$.
- (2) 它们的特征矩阵 $\lambda I - A$ 和 $\lambda I - B$ 相抵.
- (3) 它们有相同的不变因子.
- (4) 它们有相同的行列式因子.
- (5) 它们有相同的初等因子.

2. 矩阵的最小多项式

- (1) 矩阵 A 的最小多项式 $m(\lambda)$ 能整除 A 的任一化零多项式.
- (2) 矩阵 A 的最小多项式能整除特征多项式 $f(\lambda)$.
- (3) λ_0 是 A 的特征值的充分必要条件是 $m(\lambda_0) = 0$;
- (4) 相似的矩阵具有相同的最小多项式.
- (5) 矩阵 A 的最小多项式为其最后一个不变因子.

3. 矩阵的不变因子、行列式因子和初等因子的求法

(1) 化 $\lambda I - A$ 为 Smith 标准形:

$$\lambda I - A \cong \text{diag} (d_1(\lambda), d_2(\lambda), \cdots, d_n(\lambda))$$

则 $d_1(\lambda), d_2(\lambda), \cdots, d_n(\lambda)$ 是 A 的 n 个不变因子.

(2) 令

$$\begin{cases} D_1(\lambda) = d_1(\lambda) \\ D_2(\lambda) = d_1(\lambda)d_2(\lambda) \\ \vdots \\ D_n(\lambda) = d_1(\lambda)d_2(\lambda)\cdots d_n(\lambda) \end{cases}$$

则 $D_1(\lambda), D_2(\lambda), \cdots, D_n(\lambda)$ 是 A 的 n 个行列式因子.

(3) 将矩阵 A 的不变因子 $d_1(\lambda), d_2(\lambda), \dots, d_n(\lambda)$ 分解成一次因式的方幂:

$$(\lambda - \lambda_1)^{n_1}, (\lambda - \lambda_2)^{n_2}, \dots, (\lambda - \lambda_s)^{n_s}$$

即为 A 的全部初等因子.

4. Jordan 标准形的求法 对应的变换矩阵P求法

(1) 求矩阵 A 的初等因子

$$(\lambda - \lambda_1)^{n_1}, (\lambda - \lambda_2)^{n_2}, \dots, (\lambda - \lambda_s)^{n_s}$$

(2) 对 A 的每个初等因子 $(\lambda - \lambda_i)^{n_i}$ 构造 Jordan 块:

$$J_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & & 0 \\ & \lambda_i & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ 0 & & & \lambda_i \end{pmatrix}_{n_i \times n_i}$$

(3) A 的Jordan标准形为 $J = \text{diag}(J_1, J_2, \dots, J_s)$.

第四章 矩阵的因子分解

1. 满秩分解

设 $m \times n$ 矩阵 A 的秩为 $r \geq 1$, 则存在 $m \times r$ 列满秩矩阵 B 和 $r \times n$ 行满秩矩阵 C , 使得 $A = BC$.

2. 三角分解

(1) LU分解: 设 A 的各阶顺序主子式非零, 则存在唯一的单位下三角矩阵 L 和上三角矩阵 U , 使得 $A = LU$.

(2) LDU分解: 设 A 的各阶顺序主子式非零, 则存在唯一的单位下三角矩阵 L , 单位上三角矩阵 U 和对角矩阵 $D = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$, 使得 $A = LDU$, 并且

$$d_1 = a_{11}, \quad d_k = \frac{\Delta_k(A)}{\Delta_{k-1}(A)}, \quad k = 2, \dots, n.$$

3. QR分解

(1) 设 A 是 n 阶非奇异实矩阵, 则存在酉矩阵 Q 和非奇异上三角矩阵 R , 使得 $A = QR$.

(2) 设 A 是 $m \times n$ 列满秩矩阵, 则存在 $m \times n$ 列正交规范矩阵 Q 和 n 阶非奇异上三角矩阵 R , 使得 $A = QR$.

(3) 设 A 是 $m \times n$ 矩阵且 $\text{rank}(A) = r > 0$, 则 A 有分解式:

$$A = QR$$

其中 Q 是 $m \times r$ 列正交规范矩阵 , R 是 $r \times n$ 行满秩矩阵 .

4. Schur定理(正交分解)

(1) 设 A 是 n 阶复矩阵, 则存在 n 阶酉矩阵 U 和 n 阶上三角矩阵 R , 使得 $U^H A U = R$.

(2) 设 A 是 n 阶实矩阵, 则存在 n 阶正交矩阵 Q 和 n 阶块上三角矩阵 R 使得 $Q^T A Q = R$.

5. 奇异值分解

设 A 是 $m \times n$ 实 (酉) 矩阵, 且 $\text{rank}(A) = r$, 则存在 m 阶正交 (酉) 矩阵 V 和 n 阶正交 (酉) 矩阵 U , 使得

$$V^T A U = \begin{pmatrix} \Sigma & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \quad \left(V^H A U = \begin{pmatrix} \Sigma & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \right)$$

其中 $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$, 且 $\sigma_1, \dots, \sigma_r$ 是 A 的正奇异值.

6. 正规矩阵的性质 定义

(1) n 阶矩阵 A 酉相似于对角矩阵的充分必要条件为 A 是正规矩阵.

(2) 设 A, B 均为 n 阶正规矩阵且 $AB = BA$, 则存在 n 阶酉矩阵 U , 使得 $U^H A U$ 与 $U^H B U$ 同时为对角矩阵.

(3) 若 A 是正规矩阵, 则 A 的属于不同特征值的特征向量正交.

(4) 若 A 是正规矩阵, 则 A 的奇异值是 A 的特征值的模.

第五章 Hermite矩阵与正定矩阵

1. Hermite矩阵的性质

- (1) 如果 A 是 Hermite 矩阵, 则对正整数 k , A^k 也是 Hermite 矩阵;
- (2) 如果 A 是可逆 Hermite 矩阵, 则 A^{-1} 是 Hermite 矩阵;
- (3) 若 A, B 是 Hermite 矩阵, 则 AB 是 Hermite 矩阵的充分必要条件是 $AB = BA$;
- (4) 若 A 是 Hermite 矩阵, 则对任意方阵 S , $S^H A S$ 也是 Hermite 矩阵.

(5) 设 A 为 n 阶 Hermite 矩阵, 则 A 的所有特征值全是实数.

(6) 设 A 为 n 阶 Hermite 矩阵, 则 A 的属于不同特征值的特征向量互相正交.

(7) A 为 n 阶 Hermite 矩阵的充分必要条件是存在酉矩阵 U 使得

$$U^H A U = \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 均为实数 .

2. Hermite 矩阵正定的判别方法

- (1) A 的 n 个特征值均为正数;
- (2) 存在 n 阶可逆矩阵 P 使得 $P^H A P = I$;
- (3) 存在 n 阶可逆矩阵 Q 使得 $A = Q^H Q$;
- (4) 存在 n 阶可逆 Hermite 矩阵 S 使得 $A = S^2$.
- (5) A 的顺序主子式均为正数, 即
$$\Delta_k(A) > 0 \quad k = 1, \cdots, n.$$
- (6) A 的所有主子式全大于零.

3. 正定矩阵的性质

设 A 是 n 阶正定矩阵, 其特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则

(1) A^{-1} 是正定矩阵;

(2) 如果 Q 是任一 $n \times m$ 列满秩矩阵, 则 $Q^H A Q > 0$;

(3) $|A| > 0$; $\text{tr}(A) > \lambda_i (i = 1, 2, \dots, n)$.

(4) 设 A, B 均为 n 阶 Hermite 矩阵且 $B > 0$, 则存在可逆矩阵 P 使得

$$P^H A P = \text{diag} (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n), \quad P^H B P = I.$$

4. Hermite 矩阵半正定的判别方法

- (1) A 的 n 个特征值均为非负数;
- (2) 存在 n 阶可逆矩阵 P 使得 $P^H A P = \begin{bmatrix} I_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$;
- (3) 存在秩为 r 的矩阵 Q 使得 $A = Q^H Q$;
- (4) 存在秩为 r 的 n 阶 Hermite 矩阵 S 使得 $A = S^2$.
- (5) A 的所有主子式均非负.

5. 矩阵不等式

(1) $A \geq B \Leftrightarrow A - B \geq 0.$

(2) $A \geq B \Leftrightarrow \forall x \in C^n, \text{有 } x^H A x \geq x^H B x.$

(3) 设 $A = \text{diag}(a_1, \dots, a_n), B = \text{diag}(b_1, \dots, b_n)$, 则

$$A \geq B (A > B) \Leftrightarrow a_i \geq b_i (a_i > b_i) (i = 1, 2, \dots, n)$$

(4) $A \geq B (A > B) \Leftrightarrow$ 对任意 n 阶可逆矩阵 P 都有

$$P^H A P \geq P^H B P (P^H A P > P^H B P)$$

(5) 设 A, B 均为 n 阶 Hermite 矩阵且 $A \geq 0, B > 0$, 则

$$B \geq A \Leftrightarrow \rho(AB^{-1}) \leq 1; B > A \Leftrightarrow \rho(AB^{-1}) < 1.$$

(6) 设 A 是 n 阶 Hermite 矩阵, 则 $\lambda_{\min}(A)I \leq A \leq \lambda_{\max}(A)I$.

(7) 设 A 是 Hermite 非负定矩阵, 则 $A \leq \text{tr}(A)I$.

(8) 设 A, B 均为 n 阶 Hermite 矩阵, 且 $AB = BA$, 则

若 $A > B > 0$, 则 $A^2 > B^2$;

若 $A \geq B \geq 0$, 则 $A^2 \geq B^2$.

(9) 设 $A > 0, C > 0$ 且 $AC = CA$, 则 $AC > 0$.

(10) 设 $A \geq 0, C \geq 0$ 且 $AC = CA$, 则 $AC \geq 0$.

第六章 范数与极限

1. 向量范数 定义

$$(1) \quad 1\text{-范数} \quad \|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|;$$

$$(2) \quad 2\text{-范数} \quad \|x\|_2 = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}};$$

$$(3) \quad \infty\text{-范数} \quad \|x\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|;$$

$$(4) \quad p\text{-范数} \quad \|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad p > 1$$

2. 矩阵范数

定义

$$(1) \quad 1\text{-范数} \quad \|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^m |a_{ij}|$$

$$(2) \quad 2\text{-范数} \quad \|A\|_2 = [\lambda_{\max}(A^H A)]^{\frac{1}{2}}$$

$$(3) \quad \infty\text{-范数} \quad \|A\|_{\infty} = \max_{1 \leq i \leq m} \sum_{j=1}^n |a_{ij}| = \|A^H\|_1$$

$$(4) \quad F\text{-范数} \quad \|A\|_F = \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} = \left(\text{tr}(A^H A) \right)^{\frac{1}{2}}$$

3. 矩阵范数与向量范数的联系

设 $A \in C^{m \times n}$ 且 $p = 1, 2, \infty$, 则 $\|A\|_p = \max_{\|x\|_p=1} \|Ax\|_p$

4. 矩阵范数的相容性

设 $A \in C^{m \times n}$, $B \in C^{n \times k}$, $p = 1, 2, \infty, F$, 则

$$(1) \quad \|AB\|_p \leq \|A\|_p \|B\|_p;$$

$$(2) \quad \|AB\|_2 \leq \|A\|_F \|B\|_2;$$

$$(3) \quad \|AB\|_F \leq \|A\|_2 \|B\|_F.$$

5. 矩阵范数的性质

$$(1) \quad \|A^H\|_2 = \|A^T\|_2 = \|A\|_2;$$

$$(2) \quad \|A^H A\|_2 = \|A\|_2^2;$$

$$(3) \quad \|UA\|_2 = \|AV\|_2 = \|UAV\|_2 = \|A\|_2;$$

$$(4) \quad \|UA\|_F = \|AV\|_F = \|UAV\|_F = \|A\|_F;$$

$$(5) \quad \|A^H\|_F = \|A^T\|_F = \|A\|_F;$$

$$(6) \quad \|A\|_2^2 \leq \|A\|_1 \|A\|_\infty.$$

6. 矩阵的谱半径

(1) 设 $\|\cdot\|$ 是 $C^{n \times n}$ 上的任一相容矩阵范数, 则 $\rho(A) \leq \|A\|$.

~~(2) 设 $A \in C^{n \times n}$ 且 $\rho(A) < R$, 则在 $C^{n \times n}$ 上存在相容矩阵范数 $\|\cdot\|$, 使得 $\|A\| < R$.~~

~~(3) 设 $\|\cdot\|$ 是 $C^{n \times n}$ 上的相容矩阵范数, 则对任意 $A \in C^{n \times n}$, 有~~

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

~~7. 矩阵序列与矩阵级数~~

$$(1) \lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} = A \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij} \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|A^{(k)} - A\| = 0.$$

(2) 设级数 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k z^k$ 的收敛半径为 R , 如果 $\rho(A) < R$, 则

$\sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k$ 绝对收敛; 如果 $\rho(A) > R$, 则 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k$ 发散.

$$(3) \text{ 矩阵幂级数 } \sum_{k=0}^{\infty} A^k \text{ 收敛 } \Leftrightarrow \rho(A) < 1 \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0.$$

(4) 设 $A \in C^{n \times n}$ 是非奇异矩阵, $E \in C^{n \times n}$, $\|\cdot\|$ 是 $C^{n \times n}$ 上的相容矩阵范数且 $\|A^{-1}E\| < 1$, 则 $A + E$ 可逆.

8. 矩阵指数函数 e^{At} 的计算

(1) 若 $A = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, 则

$$e^{At} = \text{diag}(e^{\lambda_1 t}, e^{\lambda_2 t}, \dots, e^{\lambda_n t});$$

(2) 若 A 是特征值为 λ 的 m 阶 Jordan 块, 则

$$e^{At} = \begin{pmatrix} e^{\lambda t} & te^{\lambda t} & \dots & \frac{t^{m-1}}{(m-1)!} e^{\lambda t} \\ & e^{\lambda t} & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & te^{\lambda t} \\ & & & e^{\lambda t} \end{pmatrix};$$

(3) 若 $A = \text{diag}(J_1, J_2, \dots, J_s)$, 则

$$e^{At} = \text{diag}(e^{J_1 t}, e^{J_2 t}, \dots, e^{J_s t});$$

(4) 若 $A = PJP^{-1}$, 则 $e^{At} = Pe^{Jt}P^{-1}$;

(5) 若 $A \in C^{n \times n}$ 有 n 重特征值 λ , 则

$$e^{At} = e^{\lambda t} \sum_{k=0}^{n-1} \frac{(A - \lambda I)^k}{k!} t^k.$$

第八章 广义逆矩阵

1. 加号逆的定义

设 $A \in R^{m \times n}$, 则 $G = A^+$ 的充分必要条件是:

(1) $AGA = A$;

(2) $GAG = G$;

(3) $(AG)^T = AG$;

(4) $(GA)^T = GA$.

2. 加号逆的基本性质

(1) 若 A 是 n 阶可逆矩阵, 则 $A^+ = A^{-1}$;

(2) 方程组 $Ax = b$ 相容的充要条件是 $AA^+b = b$;

(3) 若 $Ax = b$ 相容, 则其通解是

$$x = A^+b + (I - A^+A)y, \quad \forall y \in R^n;$$

(4) 若 $Ax = b$ 相容, 则 $x = A^+b$ 是其极小范数解;

(5) 若 $Ax = b$ 不相容, 则其最小二乘解的通式是

$$x = A^+b + (I - A^+A)y, \quad \forall y \in R^n.$$

(6) 若 $Ax = b$ 不相容, 则其极小最小二乘解是 $x = A^+b$.

3. 加号逆的计算

(1) 设 A 的奇异值分解为 $A = U \begin{pmatrix} \Sigma & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} V^T$, 则

$$A^+ = V \begin{pmatrix} \Sigma^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} U^T;$$

(2) 设 A 的满秩分解为 $A = BC$, 则

$$A^+ = C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T = C^+ B^+;$$

(3) 若 A 列满秩, 则 $A^+ = (A^T A)^{-1} A^T$;

(4) 若 A 行满秩, 则 $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$.