

矩阵论复习

Haijun Xiong

2022 年 12 月 3 日

1 线性空间与线性变换

1.1 线性空间

定义 1.1 设 V 是一个以 $\alpha, \beta, \gamma, \dots$ 为元素的非空集合, F 是一个数域。在其中定义两种运算, 一种叫加法: $\forall \alpha, \beta \in V, \alpha + \beta \in V$; 另一种叫数量乘法: $\forall k \in F, \alpha \in V, k\alpha \in V$, 并且满足八条运算法则:

- (1) 加法交换律: $\alpha + \beta = \beta + \alpha$;
- (2) 加法结合律: $(\alpha + \beta) + \gamma = \alpha + (\beta + \gamma)$;
- (3) V 中存在零元素: $\exists \alpha_0 \in V, \forall \alpha \in V$, 使得 $\alpha + \alpha_0 = \alpha$, 记 $\alpha_0 = 0$;
- (4) V 中存在负元素: $\forall \alpha \in V, \exists \beta \in V$, 使得 $\alpha + \beta = 0$, 记 $\beta = -\alpha$;
- (5) 数乘结合律: $(kl)\alpha = k(l\alpha)$;
- (6) 存在 $1 \in F: 1 \cdot \alpha = \alpha$;
- (7) 分配律: $(k+l)\alpha = k\alpha + l\alpha$;
- (8) 分配律: $k(\alpha + \beta) = k\alpha + k\beta$ 。

则称 V 为数域 F 上的**线性空间**, V 中元素称为**向量**。 F 为实 (复) 数域时, 称 V 是实 (复) **线性空间**。

定理 1.1 线性空间 V 有以下性质:

- (1) V 中的零元素惟一;
- (2) V 中任一元素的负元素惟一;
- (3) 设 0 为数零, $\mathbf{0}$ 为 V 中零向量, 则
 - (i) $0 \cdot \alpha = \mathbf{0}$;
 - (ii) $k \cdot \mathbf{0} = \mathbf{0}, k \in F$;
 - (iii) 若 $k \cdot \alpha = \mathbf{0}$, 则一定有 $k = 0$ 或者 $\alpha = \mathbf{0}$;
 - (iv) $(-1)\alpha = -\alpha$ 。

定义 1.2 设 V 是线性空间, 若存在一组线性无关的向量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 使空间中任一向量可由它们线性表示, 则称向量组 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 为 V 的一组**基**。基所含向量个数为 V 的**维数**, 记为 $\dim V = n, n < +\infty$ 或者 $n = +\infty$ 。

定理 1.2 n 维线性空间中任意 n 个线性无关的向量构成的向量组都是空间的基。

定义 1.3 设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是线性空间 $V_n(F)$ 的一组基, $\forall \beta \in V$

$$\beta = \sum_{i=1}^n x_i \alpha_i = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (1.1)$$

则称数 x_1, x_2, \dots, x_n 是 β 在基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 下的坐标, (1.1) 式中向量 $\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{bmatrix}^T$ 为 β 的坐标向量, 也简称为坐标。

定理 1.3 设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是 n 维线性空间 $V_n(F)$ 的一组基, $V_n(F)$ 中向量 β_i 在该基下坐标为 X_i , $i = 1, 2, 3, \dots, m$, 则 $V_n(F)$ 中向量组 $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ 线性相关的充要条件是其坐标向量组 $\{X_1, X_2, \dots, X_m\}$ 是 F^n 中的线性相关组。

定义 1.4 设 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$, $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ 是 n 维线性空间 $V_n(F)$ 的两组基, 若有矩阵 $C \in F^{n \times n}$, 使

$$\begin{bmatrix} \beta_1 & \beta_2 & \cdots & \beta_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_n \end{bmatrix} C \quad (1.2)$$

则称矩阵 C 是从基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 到基 $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ 的过渡矩阵 (基变换矩阵)。

定理 1.4 设线性空间 $V_n(F)$ 的一组基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 到另一组基 $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ 的过渡矩阵为 C , $V_n(F)$ 中向量 α 在两组基下坐标分别为 X , Y , 则有

$$X = CY \quad (1.3)$$

定义 1.5 设 $V_n(F)$ 为线性空间, W 是 V 的非空子集合。若 W 的元素关于 V 中加法与数乘向量法运算也构成线性空间, 则称 W 是 V 的一个子空间。

定理 1.5 设 W 是线性空间 $V_n(F)$ 的非空子集合, 则 W 是 $V_n(F)$ 的子空间的充分必要条件是

- (1) 若 $\alpha, \beta \in W$, 则 $\alpha + \beta \in W$;
- (2) 若 $\alpha \in W$, $k \in F$, 则 $k\alpha \in W$ 。

定理 1.6 设 W_1, W_2 是线性空间 V 的子空间, 则有

(1) W_1 与 W_2 的交集 $W_1 \cap W_2 = \{\alpha | \alpha \in W_1 \text{ 且 } \alpha \in W_2\}$ 是 V 的子空间, 称为 W_1 与 W_2 的交空间;

(2) W_1 与 W_2 的和 $W_1 + W_2 = \{\alpha | \alpha = \alpha_1 + \alpha_2, \alpha_1 \in W_1, \alpha_2 \in W_2\}$ 是 V 的子空间, 称为 W_1 与 W_2 的和空间。

定理 1.7 设 W_1 和 W_2 是线性空间 V 的子空间, 则有如下维数公式:

$$\dim(W_1) + \dim(W_2) = \dim(W_1 + W_2) + \dim(W_1 \cap W_2) \quad (1.4)$$

定义 1.6 设 W_1, W_2 是线性空间 V 的子空间, $W = W_1 + W_2$, 如果 $W_1 \cap W_2 = \{0\}$, 则称 W 是 W_1 与 W_2 的直和子空间。记为 $W = W_1 \oplus W_2$

定理 1.8 设 W_1 和 W_2 是线性空间 V 的子空间, $W = W_1 + W_2$, 则成立以下等价条件:

- (1) $W = W_1 \oplus W_2$;
- (2) $\forall X \in W$, X 有惟一的表示式: $X = X_1 + X_2$, 其中 $X_1 \in W_1, X_2 \in W_2$;
- (3) W 中零向量的表达式惟一, 即只要 $0 = X_1 + X_2, X_1 \in W_1, X_2 \in W_2$, 就有 $X_1 = 0, X_2 = 0$;
- (4) 维数公式 $\dim W = \dim W_1 + \dim W_2$ 。

1.2 内积空间

定义 1.7 对数域 F 上的 n 维线性空间 $V_n(F)$, 定义的一个从 $V_n(F)$ 中向量到数域 F 的二元运算, 记为 (α, β) , 即 $(\alpha, \beta): V_n(F) \rightarrow F$, 如果满足

- (1) **对称性**: $(\alpha, \beta) = \overline{(\beta, \alpha)}$, 其中 $\overline{(\beta, \alpha)}$ 表示复数 (β, α) 的共轭;
- (2) **线性性**: $(k_1\alpha, k_2\beta) = k_1\overline{k_2}(\alpha, \beta)$, $(\alpha_1 + \alpha_2, \beta) = (\alpha_1, \beta) + (\alpha_2, \beta)$;
- (3) **正定性**: $(\alpha, \alpha) \geq 0$, $(\alpha, \alpha) = 0$ 的充分必要条件是 $\alpha = 0$ 。

则称 (α, β) 是 $V_n(F)$ 的一个**内积**, 并称其中定义了内积的线性空间 $[V_n(F); (\alpha, \beta)]$ 为**内积空间**。

如果 $V_n(F)$ 是**实数域** \mathbb{R} 上的线性空间 $V_n(\mathbb{R})$, 则 $(\alpha, \beta) \in \mathbb{R}$ 为实内积, $[V_n(\mathbb{R}); (\alpha, \beta)]$ 为**欧氏空间**; 同理 $V_n(F)$ 是**复数域** \mathbb{C} 上的线性空间 $V_n(\mathbb{C})$ 时, $(\alpha, \beta) \in \mathbb{C}$ 为复内积, 称 $[V_n(\mathbb{C}); (\alpha, \beta)]$ 为**酉空间**。

定义 1.8 设 $[V_n(F); (\alpha, \beta)]$ 为内积空间, 称

$$\|\alpha\| = \sqrt{(\alpha, \alpha)} \quad (1.5)$$

为向量 α 的长度, 若 $\|\alpha\| = 1$, 则称 α 为**单位向量**。

定理 1.9 (Cauchy 不等式) 设 $[V_n(F); (\alpha, \beta)]$ 为内积空间, 则对空间中任意向量 $\alpha, \beta \in V_n(F)$, 都有

$$|(\alpha, \beta)|^2 \leq (\alpha, \alpha)(\beta, \beta)$$

其中等式成立的充分必要条件是 α 与 β 线性相关。*Cauchy-Schwarz* 不等式可以写为:

$$|(\alpha, \beta)| \leq \|\alpha\| \cdot \|\beta\|$$

由此可以得出三角不等式:

$$\|\alpha + \beta\| \leq \|\alpha\| + \|\beta\|$$

$$\|\alpha - \beta\| \leq \|\alpha\| + \|\beta\|$$

定义 1.9 在内积空间中, 若向量 α, β 满足

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

则称向量 α 与 β 是正交的。

定理 1.10 不含零向量的正交向量组是线性无关的。

定义 1.10 在内积空间 $[V_n(F); (\alpha, \beta)]$ 中, 若一组基 $\{\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n\}$ 满足条件

$$(\epsilon_i, \epsilon_j) = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases}$$

则称向量 $\{\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n\}$ 为 $[V_n(F); (\alpha, \beta)]$ 的标准正交基。

定理 1.11 (Gram-Schmidt 标准正交化方法) 设 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 是内积空间 $[V_n(F); (\alpha, \beta)]$ 中线性无关的向量组, 则由如下方法:

$$\begin{aligned} \beta_1 &= \alpha_1 \\ \beta_k &= \alpha_k - \sum_{i=1}^{k-1} \frac{(\alpha_k, \beta_i)}{(\beta_i, \beta_i)} \beta_i, \quad k = 2, 3, \dots, n \end{aligned} \quad (1.6)$$

所得向量组 $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ 是正交向量组。之后再标准化为:

$$\epsilon_i = \frac{\beta_i}{\|\beta_i\|}, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

把正交化方法和标准化方法结合在一起, 可得从一组基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 得到标准正交基的方法

$$\begin{cases} \beta_1 = \alpha_1, \quad \epsilon_1 = \frac{\beta_1}{\|\beta_1\|} \\ \beta_2 = \alpha_2 - (\alpha_2, \epsilon_1) \epsilon_1, \quad \epsilon_2 = \frac{\beta_2}{\|\beta_2\|} \\ \dots \\ \beta_n = \alpha_n - \sum_{i=1}^{n-1} (\alpha_n, \epsilon_i) \epsilon_i, \quad \epsilon_n = \frac{\beta_n}{\|\beta_n\|} \end{cases}$$

用矩阵运算可表示为

$$\begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \dots & \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \epsilon_1 & \epsilon_2 & \dots & \epsilon_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \|\beta_1\| & (\alpha_2, \epsilon_1) & \dots & (\alpha_n, \epsilon_1) \\ & \|\beta_2\| & \dots & (\alpha_n, \epsilon_2) \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \|\beta_n\| \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

标准正交基是内积空间中十分方便的基。 $\forall \alpha, \beta \in V_n(F)$, $\alpha = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 & \varepsilon_2 & \cdots & \varepsilon_n \end{bmatrix} X$, $\beta = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 & \varepsilon_2 & \cdots & \varepsilon_n \end{bmatrix} Y$, 则由前面讨论可知:

(1) 当 $V_n(F)$ 为欧氏空间 $V_n(\mathbb{R})$ 时, $(\alpha, \beta) = X^T Y = Y^T X$;

(2) 当 $V_n(F)$ 为酉空间 $V_n(\mathbb{C})$ 时, $(\alpha, \beta) = Y^H X$ 。

1.3 线性变换

定义 1.11 设 $V_n(F)$ 是一个线性空间, 若有 $V_n(F)$ 上的对应关系 T , 使 $\forall \alpha \in V_n(F)$, 都有确定的向量 $\alpha' = T(\alpha) \in V_n(F)$ 与之对应, 则称 T 为 $V_n(F)$ 上一个变换. 又若 T 对线性空间中的线性运算, 对于 $\forall k_1, k_2 \in F, \forall \alpha_1, \alpha_2 \in V_n(F)$ 满足

$$T(k_1 \alpha_1 + k_2 \alpha_2) = k_1 T(\alpha_1) + k_2 T(\alpha_2) \quad (1.8)$$

则称 T 是线性空间 $V_n(F)$ 上的一个**线性变换**。

线性空间 $V_n(F)$ 上的相似变换 $T: \forall \alpha \in V_n(F), T(\alpha) = \lambda \alpha$ 是线性变换, 其中 $\lambda \in F$ 。

当 $\lambda = 0$ 时, $\forall \alpha \in V_n(F), T(\alpha) = 0$, 称 T 为**零变换**;

当 $\lambda = 1$ 时, $\forall \alpha \in V_n(F), T(\alpha) = \alpha$, 称 T 为**恒等变换**。

定理 1.12 设 T 是线性空间 $V_n(F)$ 上的线性变换, 则有:

(1) $R(T) = \{\beta | \forall \alpha \in V_n(F), \text{使 } \beta = T(\alpha)\}$ 是 $V_n(F)$ 的子空间, 称为 T 的**像空间**;

(2) $N(T) = \{\alpha | T(\alpha) = 0\}$ 是 $V_n(F)$ 的子空间, 称为 T 的**零空间**。

子空间 $R(T)$ 的维数 $\dim R(T)$ 为线性变换 T 的**秩**, $\dim N(T)$ 为 T 的**零度**。

定义 1.12 设 T_1 与 T_2 都是线性空间 $V_n(F)$ 上的线性变换, 定义如下运算:

(1) 变换的乘积 $T_1 T_2$:

$$\forall \alpha \in V_n(F), (T_1 T_2)(\alpha) = T_1(T_2(\alpha))$$

(2) 变换的加法 $T_1 + T_2$:

$$\forall \alpha \in V_n(F), (T_1 + T_2)(\alpha) = T_1(\alpha) + T_2(\alpha)$$

(3) 数乘变换 kT :

$$\forall \alpha \in V_n(F), k \in F, (kT)(\alpha) = kT(\alpha)$$

(4) 可逆变换: 对变换 T_1 , 如果存在变换 T_2 , 使:

$$T_1 \cdot T_2 = T_2 \cdot T_1 = I(\text{恒等变换})$$

则称 T_1 为可逆变换, T_2 是 T_1 的逆变换, 记为 $T_2 = T_1^{-1}$ 。

定义 1.13 设 T 是线性空间 $V_n(F)$ 上的线性变换, $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 为 $V_n(F)$ 的基, 若存在 n 阶方阵 $A \in F^{n \times n}$, 使

$$T \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_n \end{bmatrix} A \quad (1.9)$$

则称 A 为 T 在基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 下的矩阵。

又 $\forall \alpha \in V_n(F)$, 设 α 与 $T(\alpha)$ 在基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 下坐标分别是 X 与 Y , 即

$$\alpha = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_n \end{bmatrix} X, \quad T(\alpha) = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_n \end{bmatrix} Y$$

可以得到

$$Y = AX \quad (1.10)$$

定理 1.13 设 T_1 与 T_2 是线性空间 $V_n(F)$ 上的两个线性变换, 对基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$, 它们的矩阵分别是 A_1 与 A_2 , 则在基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 下,

- (1) $T_1 + T_2$ 的矩阵为 $(A_1 + A_2)$;
- (2) $T_1 T_2$ 的矩阵为 $A_1 A_2$;
- (3) kT_1 的矩阵为 kA_1 ;
- (4) T_1 为可逆变换的充分必要条件是 A_1 为可逆矩阵, 且 T_1^{-1} 的矩阵为 A_1^{-1} 。

定理 1.14 设线性空间 $V_n(F)$ 的基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 到基 $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$ 的过渡矩阵为 C 。又 $V_n(F)$ 上线性变换 T 在上述两组基下矩阵分别为 A 和 B , 则有

$$B = C^{-1}AC \quad (1.11)$$

定义 1.14 设 T 是线性空间 $V_n(F)$ 上的线性变换, W 是 $V_n(F)$ 的子空间, 如果 $\forall \alpha \in W$, 有 $T(\alpha) \in W$, 即值域 $T(W) \subseteq W$, 则称 W 是 T 的不变子空间。

定义 1.15 设 T 是内积空间 $[V_n(F) : (\alpha, \beta)]$ 上的线性变换, 如果 T 不改变向量的内积, 即 $\forall \alpha, \beta \in [V_n(F) : (\alpha, \beta)]$ 都有

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

则称 T 为内积空间上的正交变换, 当空间为欧式空间时称 T 为正交变换; 若空间为酉空间, 则称 T 为酉变换。正交 (酉) 变换在标准正交基下的矩阵称为正交 (酉) 矩阵。

定理 1.15 设 T 是内积空间上的线性变换, 则下列命题等价:

- (1) T 是正交 (酉) 变换;
- (2) T 保持向量长度不变;
- (3) T 把空间 $V_n(F)$ 的标准正交基变换为标准正交基;
- (4) 正交变换关于任一标准正交基的矩阵 C 满足 $C^T C = C C^T = I$; 酉变换关于任一标准正交基的矩阵 U 满足 $U^H U = U U^H = I$ 。

定理 1.16 正交矩阵 C 和酉矩阵 U 有如下性质：

- (1) 正交矩阵的行列式为 ± 1 ；酉矩阵的行列式的模长为 1；
- (2) $C^{-1} = C^T$ ； $U^{-1} = U^H$ ；
- (3) 正交（酉）矩阵的逆矩阵与乘积仍然是正交（酉）矩阵；
- (4) n 阶正交（酉）矩阵的列和行向量组是欧氏（酉）空间 \mathbb{R}^n (\mathbb{C}^n) 中的标准正交基。

2 Jordan 标准形介绍

2.1 线性变换的对角矩阵表示

定义 2.1 设 T 为线性空间 V_n 上的线性变换, 如果存在 $\xi \in V_n(F)$ 和数 $\lambda \in F$, $\xi \neq 0$, 使得 $T(\xi) = \lambda\xi$, 则称数 λ 为 T 的**特征值**, 向量 ξ 为线性变换 T 的对应于特征值 λ 的**特征向量**。

定理 2.1 设 $V_n(F)$ 上线性变换 T 在基 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$ 下矩阵为 A , 则 A 的特征值 λ 就是变换 T 的特征值; 若 X 是 A 的特征向量, 则 $\xi = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \dots & \alpha_n \end{bmatrix} X$ 就是 T 的特征向量。

定义 2.2 设 λ 为线性变换 T 的特征值, $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_t$ 是 T 对应于 λ 的特征向量的极大线性无关组, 则称子空间 $V_\lambda = L\{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_t\}$ 为 T 关于 λ 的**特征子空间**。

定理 2.2 设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s$ 是 $V_n(F)$ 上线性变换 T 的 s 个互异的特征值。 V_{λ_i} 是 λ_i 的特征子空间, $i = 1, 2, \dots, s$, 则有

- (1) V_{λ_i} 是 T 的不变子空间;
- (2) $\lambda_i \neq \lambda_j$ 时, $V_{\lambda_i} \cap V_{\lambda_j} = \{0\}$;
- (3) 若 λ_i 是 T 的 k_i (代数重数) 重特征值, 则 $\dim V_{\lambda_i}$ (几何重数) $\leq k_i$, $i = 1, 2, \dots, s$ 。

定理 2.3 线性变换 T 有对角矩阵表示的充分必要条件是 T 有 n 个线性无关的特征向量。

定理 2.4 线性变换 T 有对角矩阵表示的充分必要条件是:

$$V_{\lambda_1} \oplus V_{\lambda_2} \oplus \dots \oplus V_{\lambda_s} = V_n(F)$$

- (1) 幂等矩阵: $A^2 = A$, A 相似于对角矩阵 $\begin{bmatrix} I_r & \\ & 0 \end{bmatrix}$, 其中 r 为矩阵 A 的秩;
- (1) 乘方矩阵: $A^2 = I$, A 相似于对角矩阵 $\begin{bmatrix} I_s & \\ & -I_t \end{bmatrix}$, 其中 $s + t = n$ 。

2.2 Jordan 矩阵介绍

定义 2.3 形如

$$J(\lambda) = \begin{bmatrix} \lambda & 1 & & \\ & \lambda & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & \lambda \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

的 r 阶方阵称为一个 r 阶 **Jordan 块**。由若干个 **Jordan 块** $J_i(\lambda_i)$ 构成的准对角矩阵

$$J = \begin{bmatrix} J_1(\lambda_1) & & & \\ & J_2(\lambda_2) & & \\ & & \ddots & \\ & & & J_m(\lambda_m) \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

称为 **Jordan 矩阵**。

定理 2.5 在复数域上, 每个 n 阶方阵 A 都相似于一个 **Jordan 矩阵**, 即存在可逆矩阵 P , 使得

$$P^{-1}AP = J_A = \begin{bmatrix} J_1(\lambda_1) & & & \\ & J_2(\lambda_2) & & \\ & & \ddots & \\ & & & J_s(\lambda_s) \end{bmatrix}$$

其中

$$J_i(\lambda_i) = \begin{bmatrix} J_{i1}(\lambda_i) & & & \\ & J_{i2}(\lambda_i) & & \\ & & \ddots & \\ & & & J_{it_i}(\lambda_i) \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{k_i \times k_i}$$

$J_{ij}(\lambda_i)$ 为 n_i 阶 **Jordan 块**, $\sum_{j=1}^{t_i} n_j = k_i$ 。 $J_i(\lambda_i)$ 是 $k_i \times k_i$ 阶 **Jordan 矩阵**, $\sum_{i=1}^s k_i = n$ 。若不比较 **Jordan 块** 的排列次序, 则每个方阵的 **Jordan 标准形** J_A 是惟一的。

定理 2.6 (Jordan 化方法) 计算步骤归纳如下:

(1) 求 A 的特征多项式

$$|\lambda I - A| = (\lambda - \lambda_1)^{k_1} (\lambda - \lambda_2)^{k_2} \cdots (\lambda - \lambda_s)^{k_s}$$

$\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s$ 互异, 从而 λ_i 为 A 的 k_i 重特征值, 其代数重数 k_i 决定 **Jordan 矩阵** $J_i(\lambda_i)$ 的阶数为 k_i ;

(2) 对 λ_i , 由 $(A - \lambda_i I)X = 0$, 求 A 的线性无关的特征向量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{t_i}$ 。 λ_i 的几何重数 $\dim V_{\lambda_i} = t_i$ 决定 $J_i(\lambda_i)$ 中有 t_i 个 **Jordan 块**;

(3) 若 λ_i 的代数重数等于几何重数: $k_i \dim V_{\lambda_i}$, λ_i 对应的 **Jordan 矩阵** 为 t_i 阶对角矩阵。若 $\dim V_{\lambda_i} = t_i < k_i$, 则在 V_{λ_i} 中选择适当特征向量 α_i 。由

$$\begin{cases} (A - \lambda_1 I)\alpha_i = 0 \\ (A - \lambda_1 I)\beta_2 = \alpha_i \\ (A - \lambda_1 I)\beta_3 = \beta_2 \\ \vdots \\ (A - \lambda_1 I)\beta_{n_j} = \beta_{n_j-1} \end{cases} \quad (2.3)$$

求 **Jordan 链** $\alpha_i, \beta_2, \dots, \beta_{n_i}$, 确定 $J_i(\lambda_i)$ 中 **Jordan 块** $J_{ij}(\lambda_i)$ 的阶数 n_i , 从而得到了 J_A 的结构。

(4) 所有 **Jordan 链** 构成矩阵 P , 必有

$$P^{-1}AP = J_A$$

2.3 最小多项式

定义 2.4 设 $A \in F^{n \times n}$, $a_i \in F$, $g(\lambda) = a_m \lambda^m + a_{m-1} \lambda^{m-1} + \cdots + a_1 \lambda + a_0$ 是一个多项式, 则称矩阵 $g(A) = a_m A^m + a_{m-1} A^{m-1} + \cdots + a_1 A + a_0 I$ 为 A 的矩阵多项式。

定理 2.7 设 $A \in F^{n \times n}$, $g(A)$ 为 A 的矩阵多项式, 则有如下结果:

- (1) 若 λ_0 是 A 的特征值, 则 $g(\lambda_0)$ 是 $g(A)$ 的特征值;
- (2) 如果 A 相似于 B : $P^{-1}AP = B$, 则 $g(A)$ 相似于 $g(B)$: $P^{-1}g(A)P = g(B)$;
- (3) 如果 A 为准对角矩阵, 则 $g(A)$ 也是准对角矩阵。而且若

$$A = \begin{bmatrix} A_1 & & \\ & A_2 & \\ & & \ddots \\ & & & A_k \end{bmatrix}, A_i \text{ 为方子块}$$

则

$$g(A) = \begin{bmatrix} g(A_1) & & \\ & g(A_2) & \\ & & \ddots \\ & & & g(A_k) \end{bmatrix}$$

定理 2.8 ($g(A)$ 计算)

$$A = P \begin{bmatrix} J_1(\lambda_1) & & \\ & J_2(\lambda_2) & \\ & & \ddots \\ & & & J_k(\lambda_k) \end{bmatrix} P^{-1} \rightarrow g(A) = P \begin{bmatrix} g(J_1) & & \\ & g(J_2) & \\ & & \ddots \\ & & & g(J_k) \end{bmatrix} P^{-1}$$

$$J(\lambda) = \begin{bmatrix} \lambda & 1 & & \\ & \lambda & 1 & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & \lambda \end{bmatrix} \rightarrow g(J) = \begin{bmatrix} g(\lambda) & g'(\lambda) & \frac{g''(\lambda)}{2!} & \cdots & \frac{g^{(r-1)}(\lambda)}{(r-1)!} \\ & g(\lambda) & g'(\lambda) & \ddots & \vdots \\ & & g(\lambda) & \ddots & \frac{g''(\lambda)}{2!} \\ & & & \ddots & g'(\lambda) \\ & & & & g(\lambda) \end{bmatrix}$$

定理 2.9 (Cayley-Hamilton) 对 n 阶方阵 A , 若存在多项式 $g(\lambda)$, 使矩阵 $g(A) = 0$, 则称 $g(\lambda)$ 为矩阵 A 的化零多项式。设 $A \in F^{n \times n}$, 则方阵 A 的特征多项式就是 A 的化零多项式, 即若

$$f(\lambda) = |\lambda I - A| = \lambda^n + a_{n-1} \lambda^{n-1} + \cdots + a_1 \lambda + a_0$$

则有 $f(A) = 0$ 。

定义 2.5 设 T 是线性空间 $V_n(T)$ 上的线性变换, $m_T(\lambda)$ 是一个关于 λ 的多项式, 如果 $m_T(\lambda)$ 是 T 的**最小多项式**, 则满足

- (1) $m_T(\lambda)$ 最高次项系数为 1;
- (2) $m_T(\lambda)$ 是 T 的一个化零多项式, 即 $m_T(T) = 0$;
- (3) $m_T(\lambda)$ 是 T 的化零多项式中次数最低的多项式。

定理 2.10 T 的特征多项式 $f(\lambda)$ 与最小多项式 $m_T(\lambda)$, 即若

$$f(\lambda) = |\lambda I - A| = (\lambda - \lambda_1)^{r_1} (\lambda - \lambda_2)^{r_2} \cdots (\lambda - \lambda_s)^{r_s}$$

则有

$$m_T(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{t_1} (\lambda - \lambda_2)^{t_2} \cdots (\lambda - \lambda_s)^{t_s} \quad (2.4)$$

其中

$$1 \leq t_i \leq r_i, \quad i = 1, 2, \cdots, s$$

定理 2.11 设变换 T 的特征多项式为

$$f(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{r_1} (\lambda - \lambda_2)^{r_2} \cdots (\lambda - \lambda_s)^{r_s}$$

又 T 的 *Jordan* 标准形中关于特征值 λ_i 的 *Jordan* 块的最高阶数为 \overline{n}_i , 则 T 的最小多项式

$$m_T(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{\overline{n}_1} (\lambda - \lambda_2)^{\overline{n}_2} \cdots (\lambda - \lambda_s)^{\overline{n}_s}$$

定理 2.12 线性变换 T 可对角化的充分必要条件是 T 的最小多项式 $m_T(\lambda)$ 是一次因子的乘积, 即

$$m_T(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)(\lambda - \lambda_2) \cdots (\lambda - \lambda_s)$$

3 矩阵的分解

3.1 常见的矩阵标准型与分解

定义 3.1 (矩阵标准型) 常见的几种标准型：

(1) 等价标准型：对于 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ，存在可逆矩阵 $P \in \mathbb{C}^{m \times m}$ ， $Q \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ，使得

$$A = P \begin{bmatrix} I_r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} Q$$

(2) 相似标准型：对于 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ，存在可逆矩阵 $P \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ，使得

$$A = P \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix} P^{-1} \text{ 或 } A = P J_A P^{-1}$$

(3) 正交相似：一个实对称矩阵 $A (A^T = A)$ 一定可正交相似于对角形：即存在正交矩阵 C 使

$$C^T A C = C^{-1} A C = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix}$$

(4) 酉相似：一个 *Hermite* 矩阵 $A (A^H = A)$ 一定可酉相似于对角形：即存在酉矩阵 U ，使

$$U^H A U = U^{-1} A U = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix}$$

定义 3.2 (三角分解) 设 $A \in F^{n \times n}$

(1) 若 $L, U \in F^{n \times n}$ 分别是下三角矩阵和上三角矩阵， $A = LU$ ，则称 A 可作 **LU 分解**；对于增广矩阵 $\left[A \mid I_n \right]$ ，只用第 i 行乘数 k 加到第 j 行 ($i < j$) 型初等变换将 A 化为上三角形 U ，可以得到 $\left[U \mid P \right]$ ，可知 $PA = U$ ，于是有 $L = P^{-1}$ ，则 $A = LU$ 。

(2) 若 $L, V \in F^{n \times n}$ 分别是对角元素为 1 的下三角矩阵和上三角矩阵， D 为对角矩阵。 $A = LDV$ ，则称 A 可作 **LDV 分解**；通过 LU 分解得到 $A = LU$ ，通过每行除以对应的对角线上元素的值，将 U 的对角线元素化为 1，得到 $U = DV$ ，则 $A = LDV$ 。

定义 3.3 (满秩分解) 设 $A \in F^{m \times n}$ ， $\text{rank}(A) = r$ ，若存在秩为 r 的矩阵 $B \in F^{m \times r}$ ， $C \in F^{r \times n}$ ，使

$$A = BC \tag{3.1}$$

则称 (3.1) 式为矩阵 A 的满秩分解, 对任何非零矩阵 $A \in F^{m \times n}$, 都存在满秩分解。

定理 3.1 (满秩分解求法) 设 $A \in F^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, 而且 A 的前 r 列线性无关, 则它们是 A 的列向量的极大无关组 $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$, 设 $A_1 = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_r]$, 则 $\text{rank}(A_1) = r$, $A_1 \in F^{m \times r}$ 。又 A 的后 $n-r$ 列 $\{\alpha_{r+1}, \alpha_{r+2}, \dots, \alpha_n\}$ 可表示为列向量极大无关组的线性组合, 设 $A_2 = [\alpha_{r+1} \ \alpha_{r+2} \ \dots \ \alpha_n]$, 则 $A_2 = A_1 S$, 其中 $S_{r \times (n-r)} = [X_{r+1} \ X_{r+2} \ \dots \ X_n]$, X_j 满足 $\alpha_j = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_r] X_j$, $j = r+1, r+2, \dots, n$ 。因此 $A = [A_1 \mid A_2] = [A_1 \mid A_1 S]$, 即 $A = A_1 \left[I_r \mid S \right]$, 所以 $B = A_1$, $C = \left[I_r \mid S \right]$ 即为满秩分解。

(1) 用行初等变换把 A 化为 *Hermite* 标准形;

(2) 依 *Hermite* 标准形中向量 e_i 所在列的位置第 j_i 列, 相应地取出 A 的第 j_i 列 α_{j_i} , 得到 A 的列向量极大无关组 $\{\alpha_{j_1}, \alpha_{j_2}, \dots, \alpha_{j_r}\}$, $B = [\alpha_{j_1} \ \alpha_{j_2} \ \dots \ \alpha_{j_r}]$;

(3) A 的 *Hermite* 标准形中非零行构成矩阵 C 。得到 A 的满秩分解: $A = BC$ 。

定义 3.4 (可对角化矩阵的谱分解) 对方阵 $A \in F^{n \times n}$, 设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 为矩阵 A 的 n 个特征值。 A 互异的特征值集合 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s\}$ 称为矩阵 A 的谱, 其中 λ_i 为 A 的 r_i 重特征值 ($i = 1, 2, \dots, s$), $\sum_{i=1}^s r_i = n$ 。当 A 可相似于对角形时, 则有可逆矩阵 P , 使

$$A = P \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & \lambda_1 & & & \\ & & & \lambda_2 & & \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & \lambda_2 & \\ & & & & & & \ddots & \\ & & & & & & & \lambda_s & \\ & & & & & & & & \ddots & \\ & & & & & & & & & \lambda_s \end{bmatrix} P^{-1} \quad (3.2)$$

首先分解对角矩阵

$$\begin{aligned}
 & \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & \lambda_1 & & \\ & & & \lambda_2 & \\ & & & & \ddots \\ & & & & & \lambda_2 \\ & & & & & & \ddots \\ & & & & & & & \lambda_s \\ & & & & & & & & \ddots \\ & & & & & & & & & \lambda_s \end{bmatrix} \\
 &= \lambda_1 \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{r_1} & & & \\ & 0 & & \\ & & \ddots & \\ & & & 0 \end{bmatrix} + \lambda_2 \begin{bmatrix} 0 & & & \\ & \mathbf{I}_{r_2} & & \\ & & \ddots & \\ & & & 0 \end{bmatrix} + \cdots + \lambda_s \begin{bmatrix} 0 & & & \\ & 0 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \mathbf{I}_{r_s} \end{bmatrix} \\
 &= \sum_{i=1}^s \lambda_i \begin{bmatrix} 0 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \mathbf{I}_{r_i} & \\ & & & \ddots \\ & & & & 0 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

令 $Q_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{r_1} & & & \\ & 0 & & \\ & & \ddots & \\ & & & 0 \end{bmatrix}$, $Q_2 = \begin{bmatrix} 0 & & & \\ & \mathbf{I}_{r_2} & & \\ & & \ddots & \\ & & & 0 \end{bmatrix}$, $Q_s = \begin{bmatrix} 0 & & & \\ & 0 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \mathbf{I}_{r_s} \end{bmatrix}$, 则 Q_i 满足以下性质:

- (1) $\sum_{i=1}^s Q_i = \mathbf{I}_n$;
- (2) $Q_i^2 = Q_i$, $i = 1, 2, \dots, s$;
- (3) $Q_i \cdot Q_j = 0$, $i \neq j$ 。

带入 (3.4) 式, 则有:

$$A = P \left(\sum_{i=1}^s \lambda_i Q_i \right) P^{-1} = \sum_{i=1}^s \lambda_i (P Q_i P^{-1})$$

令 $P_i = P Q_i P^{-1}$, 有 $A = \sum_{i=1}^s \lambda_i P_i$, 并且 P_i 具有以下性质:

- (1) $\sum_{i=1}^s P_i = I_n$;
 (2) $P_i^2 = P_i, i = 1, 2, \dots, s$;
 (3) $P_i \cdot P_j = 0, i \neq j$ 。

定理 3.2 方阵 $P \in F^{n \times n}$, 若满足 $P^2 = P$, 则称 P 为幂等矩阵。幂等矩阵 P 有如下性质:

- (1) P^H 和 $(I - P)$ 仍为幂等矩阵;
 (2) P 的特征值为 1 或者是 0, 而且 P 可相似于对角矩阵;
 (3) $F^n = N(P) \oplus R(P)$ 。

定理 3.3 (可对角化矩阵的谱分解) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, A 的谱为 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s\}$, 则 A 可对角化的充分必要条件是 A 有如下分解式

$$A = \sum_{i=1}^s \lambda_i P_i$$

其中方阵 $P_i \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 满足如下条件:

- (1) $P_i^2 = P_i, i = 1, 2, \dots, s$;
 (2) $P_i \cdot P_j = 0, i \neq j$;
 (3) $\sum_{i=1}^s P_i = I_n$ 。

定理 3.4 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是半正定的 *Hermite* 矩阵, $\text{rank}(A) = k$, 则 A 可被分解为下列矩阵的和

$$A = v_1 v_1^H + v_2 v_2^H + \dots + v_k v_k^H$$

其中 $v_i \in F^n$, $\{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ 是空间 F^n 中非零的正交向量组。

3.2 Schur 分解与正规矩阵

定理 3.5 (UR 分解) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为可逆矩阵, 则存在酉矩阵 $U \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 和主对角线上元素皆为正的上三角矩阵

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & r_{nn} \end{bmatrix}, \quad r_{ii} > 0; \quad i = 1, 2, \dots, n$$

使

$$A = UR$$

其中 U 为 A 的列向量组标准正交化 $[\varepsilon_1 \quad \varepsilon_2 \quad \cdots \quad \varepsilon_n]$, $R = \begin{bmatrix} \|\beta_1\| & (\alpha_2, \varepsilon_1) & \cdots & (\alpha_n, \varepsilon_1) \\ & \|\beta_2\| & \cdots & (\alpha_n, \varepsilon_2) \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \|\beta_n\| \end{bmatrix}$

定理 3.6 (QR 分解) 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times k}$ 是一个列满秩 ($m \geq k$) 的矩阵, 即 $\text{rank}(A) = k$, 则 A 可被分解为

$$A = QR$$

其中 $Q \in \mathbb{C}^{m \times k}$, Q 的列向量是 A 的列空间的标准正交基, $R \in \mathbb{C}^{k \times k}$ 是一个可逆的上三角矩阵。

定理 3.7 (Schur 分解) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则存在酉矩阵 U 和上三角矩阵 T , 使得

$$U^H A U = T = \begin{bmatrix} \lambda_1 & t_{12} & \cdots & t_{1n} \\ & \lambda_2 & \cdots & t_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix}$$

其中 λ_i 为矩阵 A 特征值, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

定义 3.5 若矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 满足 $A^H A = A A^H$, 则称 A 是一个正规矩阵。常见的正规矩阵有:

- (1) 对角矩阵;
- (2) 对称与反对称矩阵: $A^T = A$, $A^T = -A$;
- (3) Hermite 与反 Hermite 矩阵: $A^H = A$, $A^H = -A$;
- (4) 正交矩阵与酉矩阵: $A^T A = A A^T = I_n$, $A^H A = A A^H = I_n$ 。

定理 3.8 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是正规矩阵的充分必要条件是 A 酉相似于对角矩阵, 即存在酉矩阵 $U \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 使

$$U^H A U = T = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

推论: $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是正规矩阵的充分必要条件是 A 有 n 个线性无关的特征向量构成空间 \mathbb{C}^n 的标准正交基。

定理 3.9 (正规矩阵的谱分解) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, A 的谱为 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s\}$, $s \leq n$, 则 A 是正规矩阵的充分必要条件是 A 有如下谱分解

$$A = \sum_{i=1}^s \lambda_i P_i$$

其中方阵 $P_i \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 满足如下条件:

- (1) $P_i^2 = P_i$, $P_i^H = P_i$, $i = 1, 2, \dots, s$;
- (2) $P_i \cdot P_j = 0$, $i \neq j$;
- (3) $\sum_{i=1}^s P_i = I_n$ 。

3.3 矩阵的奇异值分解

定理 3.10 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则矩阵 $A^H A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 和矩阵 $AA^H \in \mathbb{C}^{m \times m}$ 具有如下性质:

- (1) $\text{rank}(A) = \text{rank}(A^H A) = \text{rank}(AA^H) = r$
- (2) $A^H A$ 和 AA^H 的非零特征值相等。
- (3) $A^H A$ 与 AA^H 都是半正定矩阵, 当 $\text{rank}(A) = n$ 时, $A^H A$ 为正定矩阵, 当 $\text{rank}(A) = m$ 时, AA^H 为正定矩阵。

定义 3.6 对于 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, 矩阵 $A^H A$ 的特征值为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_r > 0$, $\lambda_{r+1} = \lambda_{r+2} = \cdots = \lambda_n = 0$, 称正数 $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$ 为矩阵 A 的奇异值, 简称 A 的奇值。

定理 3.11 矩阵 A 的奇异值具有如下性质:

- (1) $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为正规矩阵时, A 的奇异值为 A 的特征值的模 $|\lambda_i|$, $i = 1, 2, \cdots, r$;
- (2) $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为正定的 *Hermite* 矩阵时, A 的奇异值等于 A 的特征值;
- (3) 若存在酉矩阵 $U \in \mathbb{C}^{m \times m}$, $V \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 矩阵 $B \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 使 $UAV = B$, 则称 A 和 B 酉等价, 酉等价的矩阵 A 和 B 有相同的奇异值。

定理 3.12 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_r > 0$ 是矩阵 A 的奇异值, 则存在酉矩阵 $U \in \mathbb{C}^{m \times m}$, $V \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 分块矩阵 $\Sigma = \begin{bmatrix} \Delta & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 使

$$A = U \begin{bmatrix} \Delta & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^H$$

其中 $\Delta = \begin{bmatrix} \sigma_1 & & & \\ & \sigma_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sigma_r \end{bmatrix}$

奇异值分解的求法

- (1) 由特征多项式 $|\lambda I - A^H A| = 0$ 求得特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_r > 0$, $\lambda_{r+1} = \lambda_{r+2} = \cdots = \lambda_n = 0$, 以及每个特征值对应的特征向量 $\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_n$;
- (2) 对特征向量进行施密特正交化和单位化, 得到正交向量组 v_1, v_2, \cdots, v_n , 则 $V = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \cdots & v_n \end{bmatrix}$;
- (3) 对于奇异值 $\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_r$, 有 $\mu_i = \frac{1}{\sigma_i} A v_i$, 则得到 \mathbb{C}^m 中标准正交的向量组 $\{\mu_1, \mu_2, \cdots, \mu_r\}$, 把它扩充为 \mathbb{C}^m 中的标准正交基 $\{\mu_1, \mu_2, \cdots, \mu_r, \mu_{r+1}, \cdots, \mu_m\}$, 则 $U = \begin{bmatrix} \mu_1 & \mu_2 & \cdots & \mu_r & \mu_{r+1} & \cdots & \mu_m \end{bmatrix}$ 。

定理 3.13 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, A 的奇异值为 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_r > 0$, 令 $\mu_1, \mu_2, \cdots, \mu_m$ 是相应于奇异值的左奇异向量, v_1, v_2, \cdots, v_n 是相应于奇异值的右奇异向量, 则

$$A = \sigma_1 \mu_1 v_1^H + \sigma_2 \mu_2 v_2^H + \cdots + \sigma_r \mu_r v_r^H \quad (3.4)$$

定理 3.14 (极分解) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, 则 A 可以被分解为

$$A = U\Sigma V^H = U\Sigma U^H U V^H = (U\Sigma U^H)(U V^H) = PQ$$

其中 P 是秩为 r 的 $n \times n$ 阶半正定矩阵, Q 是 $n \times n$ 阶的酉矩阵。特别地, 若 $r = n$, 则 P 为正定矩阵。

4 矩阵的广义逆

4.1 矩阵的左逆与右逆

定义 4.1 (矩阵的左逆) 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 若存在矩阵 $B \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得

$$BA = I_n$$

则称 A 是左可逆的, 称 B 为 A 的一个左逆矩阵, 记为 A_L^{-1} , 且下列条件是等价的。

- (1) A 是左可逆的;
- (2) A 的零空间 $N(A) = \{0\}$;
- (3) $m \geq n$, $\text{rank}(A) = n$, 即 A 是列满秩的;
- (4) $A^H A$ 是可逆的, $(A^H A)^{-1} A^H$ 是 A 的一个左逆矩阵。

定义 4.2 (矩阵的右逆) 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 若存在矩阵 $C \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得

$$AC = I_m$$

则称 A 是右可逆的, 称 C 为 A 的一个右逆矩阵, 记为 A_R^{-1} , 且下列条件是等价的。

- (1) A 是右可逆的;
- (2) A 的列空间 $R(A) = \mathbb{C}^m$;
- (3) $m \leq n$, $\text{rank}(A) = m$, 即 A 是行满秩的;
- (4) AA^H 是可逆的, $A^H(AA^H)^{-1}$ 是 A 的一个右逆矩阵。

定理 4.1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 是左可逆的, $B \in \mathbb{C}^{n \times m}$ 是 A 的一个左逆矩阵, 则线性方程组 $AX = b$ 有形如 $X = Bb$ 解的充分必要条件是

$$(I_m - AB)b = 0$$

若上式成立, 则方程组有惟一解

$$X = (A^H A)^{-1} A^H b$$

定理 4.2 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 是右可逆的, 则线性方程组 $AX = b$ 对任何 $b \in \mathbb{C}^m$ 都有解, 且对 A 的任意一个右逆矩阵 A_R^{-1} , $X = A_R^{-1}b$ 是其解。特别地, $X = A^H(AA^H)^{-1}b$ 是方程组 $AX = b$ 的一个解。

4.2 广义逆矩阵

定义 4.3 (加号广义逆) 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 若存在矩阵 $G \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得

- (1) $AGA = A$;
- (2) $GAG = G$;

$$(3) (AG)^{\mathcal{H}} = AG;$$

$$(4) (GA)^{\mathcal{H}} = GA.$$

则称 G 为 A 的 **Moore-Penrose 广义逆** 或 **加号广义逆**, 简称为 A 的 **M - P 逆**。 A 的任意 M - P 逆记为 A^+ 。

定理 4.3 若矩阵 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 存在 M - P 广义逆, 则 A 的 M - P 逆是惟一的。

定理 4.4 任意矩阵 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 都存在 M - P 广义逆 A^+ 。 设 $\text{rank}(A) = r$, A 的一个满秩分解为

$$A = BC, \quad B \in \mathbb{C}^{m \times r}, \quad C \in \mathbb{C}^{r \times n}, \quad \text{rank}(B) = \text{rank}(C) = r$$

$$\text{则 } A^+ = C_R^{-1} B_L^{-1} = C^{\mathcal{H}} (CC^{\mathcal{H}})^{-1} (B^{\mathcal{H}} B)^{-1} B^{\mathcal{H}}$$

定理 4.5 任意矩阵 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, A 的一个奇异值分解为

$$A = U \begin{bmatrix} \Delta & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^{\mathcal{H}}$$

$$\text{则 } A^+ = V \begin{bmatrix} \Delta^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} U^{\mathcal{H}}, \text{ 其中 } \Delta \text{ 为对角线由 } A \text{ 的正奇异值所构成的对角矩阵, } \Delta \in \mathbb{C}^{r \times r}.$$

定理 4.6 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\lambda \in \mathbb{C}$, 则 A^+ 满足以下性质:

$$(1) (A^+)^+ = A;$$

$$(2) (A^+)^{\mathcal{H}} = (A^{\mathcal{H}})^+;$$

$$(3) (\lambda A)^+ = \lambda^+ A^+, \text{ 其中 } \lambda^+ = \begin{cases} \frac{1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ 0, & \lambda = 0 \end{cases};$$

$$(4) \text{ 若 } A \in \mathbb{C}^{m \times n} \text{ 是列满秩的, 则 } A^+ = A_L^{-1} = (A^{\mathcal{H}} A)^{-1} A^{\mathcal{H}};$$

$$(5) \text{ 若 } A \in \mathbb{C}^{m \times n} \text{ 是行满秩的, 则 } A^+ = A_R^{-1} = A^{\mathcal{H}} (A A^{\mathcal{H}})^{-1};$$

$$(6) \text{ 若 } A \text{ 有满秩分解 } A = BC, \text{ 则 } A^+ = C^+ B^+ = C_R^{-1} B_L^{-1} = C^{\mathcal{H}} (CC^{\mathcal{H}})^{-1} (B^{\mathcal{H}} B)^{-1} B^{\mathcal{H}};$$

$$(7) \text{rank}(A) = \text{rank}(A^+);$$

$$(8) \text{rank}(A^+ A) = \text{rank}(A A^+) = \text{rank}(A).$$

4.3 投影变换

定义 4.4 设 $\mathbb{C}^n = L \oplus M$, $x = y + z$, $y \in L$, $z \in M$ 。如果线性变换 $\sigma: \mathbb{C}^n \rightarrow \mathbb{C}^n$ 满足 $\sigma(x) = y$, 则称 σ 是从 \mathbb{C}^n 沿子空间 M 到子空间 L 上的**投影变换**, 投影变换在 \mathbb{C}^n 空间的一组基下的矩阵称为**投影矩阵**。

投影变换 σ 把 \mathbb{C}^n 映射成子空间 L , 故子空间 L 称为**投影子空间**, 显然它就是 σ 的像空间 $R(\sigma)$, 子空间 M 是投影变换的核空间 $N(\sigma)$, 这时 \mathbb{C}^n 空间的直和分解为

$$\mathbb{C}^n = R(\sigma) \oplus N(\sigma)$$

定理 4.7 \mathbb{C}^n 空间上的线性变换 σ 是投影变换的充分必要条件是 σ 是幂等变换, 即 $\sigma^2 = \sigma$ 。

推论: \mathbb{C}^n 空间上的线性变换 σ 是投影变换的充分必要条件是 σ 关于某组基下的矩阵 A 为幂等矩阵, 即 $A^2 = A$ 。

求法: (1) 在子空间 L 和 M 中分别取定基底 $\{y_1, y_2, \dots, y_r\}$ 和 $\{z_{r+1}, z_{r+2}, \dots, z_n\}$, 得到矩阵 $B = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_r \end{bmatrix}$ 和矩阵 $C = \begin{bmatrix} z_{r+1} & z_{r+2} & \cdots & z_n \end{bmatrix}$

(2) 于是投影矩阵 $A = \begin{bmatrix} B & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B & C \end{bmatrix}^{-1}$

定义 4.5 设 σ 是 \mathbb{C}^n 空间的投影变换, $\mathbb{C}^n = R(\sigma) \oplus N(\sigma)$ 。如果 $R(\sigma)$ 的正交补子空间 $R(\sigma)^\perp = N(\sigma)$, 则称 σ 是 \mathbb{C}^n 空间的**正交投影变换**。正交投影变换在 \mathbb{C}^n 空间的一组**标准正交基**下的矩阵称为**正交投影矩阵**。

定理 4.8 \mathbb{C}^n 空间上的线性变换 σ 是正交投影变换的充分必要条件是 σ 关于某组基下的矩阵 A 为幂等的 *Hermite* 矩阵, 即 $A^2 = A$, $A^H = A$

$$\begin{aligned} \text{求法: } A &= \begin{bmatrix} B & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B & C \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} B & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B & C \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} B^H \\ C^H \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} B^H \\ C^H \end{bmatrix} = \\ &= \begin{bmatrix} B & 0 \end{bmatrix} \left(\begin{bmatrix} B^H \\ C^H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B & C \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} B^H \\ C^H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B^H B & B^H C \\ C^H B & C^H C \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} B^H \\ C^H \end{bmatrix} = \\ &= \begin{bmatrix} B & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B^H B & 0 \\ 0 & C^H C \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} B^H \\ C^H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (B^H B)^{-1} & 0 \\ 0 & (C^H C)^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B^H \\ C^H \end{bmatrix} = \\ &= B (B^H B)^{-1} B^H \end{aligned}$$

定理 4.9 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

$$(1) (A^+ A)^2 = A^+ A, (A^+ A)^H = A^+ A$$

$$(2) \begin{cases} \mathbb{C}^n = R(A^+) \oplus N(A) \\ R(A^+)^\perp = N(A) \end{cases}$$

$$(3) (A A^+)^2 = A A^+, (A A^+)^H = A A^+$$

$$(4) \begin{cases} \mathbb{C}^m = R(A) \oplus N(A^+) \\ R(A)^\perp = N(A^+) \end{cases}$$

定理 4.10 设 W 是 \mathbb{C}^n 的子空间, $x_0 \in \mathbb{C}^n$, $x_0 \notin W$ 。如果 σ 是 \mathbb{C}^n 空间向 W 的正交投影变换, 则 $\sigma(x_0)$ 是 W 中离 x_0 最近的向量, 即对欧几里得范数 $\|\cdot\|$, 都有

$$\|\sigma(x_0) - x_0\| \leq \|y - x_0\|, \forall y \in W$$

4.4 最佳的最小二乘解

定理 4.11 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $b \in \mathbb{C}^m$, 则 $x_0 = A^+ b$ 是线性方程组 $Ax = b$ 的**最佳的最小二乘解**。

定理 4.12 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $B \in \mathbb{C}^{m \times k}$, 则 $X_0 = A^+ B$ 是线性方程组 $AX = B$ 的**最佳的最小二乘解**。

5 矩阵分析

5.1 向量范数

定义 5.1 设 V 是数域 F 上的线性空间，且对于 V 的任一个向量 \mathbf{x} ，对应一个非负实数 $\|\mathbf{x}\|$ ，满足以下条件：

- (1) 正定性： $\|\mathbf{x}\| \geq 0$ ， $\|\mathbf{x}\| = 0$ 当且仅当 $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ ；
- (2) 齐次性： $\|a\mathbf{x}\| = |a| \cdot \|\mathbf{x}\|$ ， $a \in F$ ；
- (3) 三角不等式：对任意 $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in V$ ，都有 $\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x}\| + \|\mathbf{y}\|$ 。

则称 $\|\mathbf{x}\|$ 为向量 \mathbf{x} 的范数， $[V; \|\cdot\|]$ 为赋范空间。

定理 5.1 (重要的向量范数) 在 n 维酉空间 \mathbb{C}^n 中，复向量 $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{bmatrix}^T$ ，有

(1) 2-范数： $\|\mathbf{x}\|_2 = \sqrt{|x_1|^2 + |x_2|^2 + \cdots + |x_n|^2}$ ；

(2) 1-范数： $\|\mathbf{x}\|_1 = |x_1| + |x_2| + \cdots + |x_n|$ ；

(3) ∞ -范数： $\|\mathbf{x}\|_\infty = \max_i |x_i|$ ；

(4) p -范数： $\|\mathbf{x}\|_p = \sqrt[p]{|x_1|^p + |x_2|^p + \cdots + |x_n|^p} = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$ 。

5.2 矩阵范数

定义 5.2 在 $F^{n \times n}$ 上定义一个非负实值函数，使得对任意矩阵 $\mathbf{A} \in F^{n \times n}$ 是数域 F ，对应一个非负实数 $\|\mathbf{A}\|$ ，满足以下四个条件：

- (1) 正定性： $\|\mathbf{A}\| \geq 0$ ， $\|\mathbf{A}\| = 0$ 当且仅当 $\mathbf{A} = \mathbf{0}$ ；
- (2) 齐次性： $\|a\mathbf{A}\| = |a| \cdot \|\mathbf{A}\|$ ， $a \in F$ ；
- (3) 三角不等式：对任意 $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in F^{n \times n}$ ，都有 $\|\mathbf{A} + \mathbf{B}\| \leq \|\mathbf{A}\| + \|\mathbf{B}\|$ ；
- (4) 相容性：对任意 $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in F^{n \times n}$ ，都有 $\|\mathbf{AB}\| \leq \|\mathbf{A}\| \cdot \|\mathbf{B}\|$ 。

则称 $\|\mathbf{A}\|$ 为矩阵 \mathbf{A} 的范数。

定义 5.3 设 $\|\mathbf{x}\|$ 是向量范数， $\|\mathbf{A}\|$ 是矩阵范数，若

$$\|\mathbf{Ax}\| \leq \|\mathbf{A}\| \cdot \|\mathbf{x}\|$$

则称矩阵范数 $\|\mathbf{A}\|$ 与向量范 $\|\mathbf{x}\|$ 数是相容的。

定理 5.2 设 $\|\mathbf{x}\|$ 是向量范数，则

$$\|\mathbf{A}\| = \max_{\mathbf{x} \neq \mathbf{0}} \left\{ \frac{\|\mathbf{Ax}\|}{\|\mathbf{x}\|} \right\}$$

是与向量范数 $\|\mathbf{x}\|$ 相容的矩阵范数。称其为由向量范数 $\|\mathbf{x}\|$ 所诱导的诱导范数。

定理 5.3 (重要的矩阵范数和诱导范数) 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, A 的奇异值为 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$, 由 $\|x\|_p$ 所诱导的矩阵范数称为矩阵 p -范数。常用的 p -范数为 $\|A\|_1$, $\|A\|_2$ 与 $\|A\|_\infty$, 则有

$$(1) F\text{-范数: } \|A\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2} = \sqrt{\text{tr}(A^H A)} = \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_r^2};$$

$$(2) \text{列和范数: } \|A\|_1 = \max_j \left(\sum_{i=1}^n |a_{ij}| \right);$$

$$(3) \text{谱范数: } \|A\|_2 = \sqrt{\lambda_1} = \sigma_1, \lambda_1 \text{ 为 } A^H A \text{ 的最大特征值};$$

$$(4) \text{行和范数: } \|A\|_\infty = \max_i \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right).$$

5.3 向量序列和矩阵序列的极限

定义 5.4 设 $x^{(k)} = \begin{bmatrix} x_1^{(k)} & x_2^{(k)} & \dots & x_n^{(k)} \end{bmatrix}^T$, $k = 1, 2, \dots$ 是 \mathbb{C}^n 空间的一个向量序列, 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 $\alpha = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \dots & a_n \end{bmatrix}^T$ 是它的极限, 记为 $\lim_{k \rightarrow +\infty} x^{(k)} = \alpha$ 或 $x^{(k)} \rightarrow \alpha$ 。如果至少有一个分量数列是发散的, 则称向量序列是发散的。

定义 5.5 设 $\{x^{(k)}\}$ 是 \mathbb{C}^n 空间的一个向量序列, $\|x\|$ 是 \mathbb{C}^n 空间的一个向量范数。如果存在向量 $\alpha \in \mathbb{C}^n$, 当 $k \rightarrow +\infty$ 时, $\|x^{(k)} - \alpha\| \rightarrow 0$, 则称向量序列按向量范数收敛于 α 。

定理 5.4 设 $\{x^{(k)}\}$ 是 \mathbb{C}^n 空间的一个向量序列, 它按分量收敛的充分必要条件是它按 \mathbb{C}^n 空间的任意一个向量范数收敛。

定义 5.6 设 $A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\{A^{(k)}\}$ 一个矩阵序列, 如果当 $k \rightarrow +\infty$ 时, 它的 n^2 个数列 $\{a_{ij}^{(k)}\}$ 都收敛, 即

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n$$

则称矩阵序列 $\{A^{(k)}\}$ 按元素数列收敛。向量 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是它的极限, 记为 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A$ 或 $A^{(k)} \rightarrow A$ 。如果至少有一个元素数列是发散的, 则称该矩阵序列发散。

矩阵序列收敛满足以下性质:

(1) 设 $A^{(k)} \rightarrow A$, $B^{(k)} \rightarrow B$, 则

$$\alpha A^{(k)} + \beta B^{(k)} \rightarrow \alpha A + \beta B$$

(2) 设 $A^{(k)} \rightarrow A$, $B^{(k)} \rightarrow B$, 则

$$A^{(k)} B^{(k)} \rightarrow AB$$

(3) 设 $A^{(k)}$ 与 A 都是可逆矩阵, 且 $A^{(k)} \rightarrow A$, 则

$$\left(A^{(k)}\right)^{-1} \rightarrow A^{-1}$$

定义 5.7 设 $\{A^{(k)}\}$ 是 $\mathbb{C}^{n \times n}$ 空间的一个矩阵序列, $\|A\|$ 是 $\mathbb{C}^{n \times n}$ 空间的一个矩阵范数。如果存在矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 当 $k \rightarrow +\infty$ 时, $\|A^{(k)} - A\| \rightarrow 0$, 则称矩阵序列按矩阵范数收敛于 A 。

定理 5.5 设 $\{A^{(k)}\}$ 是 $\mathbb{C}^{n \times n}$ 空间的一个矩阵序列, 它按元素数列收敛的充分必要条件是它按 $\mathbb{C}^{n \times n}$ 空间的任意一个矩阵范数收敛。

定义 5.8 矩阵序列 $\{A^{(k)}\}$ 称为有界的, 如果存在常数 $M > 0$, 使得对所有 $k > 0$ 都有

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

定义 5.9 设 A 为方阵, 且当 $k \rightarrow +\infty$ 时有 $A^k \rightarrow 0$, 则称 A 为收敛矩阵。

5.4 矩阵幂级数

定义 5.10 设矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的全部特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则称 $\rho(A) = \max_i |\lambda_i|$ 为 A 的谱半径。由定义知, A 的全部特征值分布在复平面上以原点为中心, $\rho(A)$ 为半径的圆盘上。并且有 $\rho(A^k) = \rho(A)^k$, $\rho(kA) = |k|\rho(A)$, $\rho(A) = \rho(A^T)$

定理 5.6 $A^k \rightarrow 0 (k \rightarrow \infty)$ 的充分必要条件是 $\rho(A) < 1$ 。

定理 5.7 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则对 $\mathbb{C}^{n \times n}$ 上任意一种矩阵范数 $\|A\|$, 都有

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

即 A 的谱半径是 A 的任意一种矩阵范数的下界。

定义 5.11 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $a_k \in \mathbb{C}$, $k = 0, 1, 2, \dots$ 称

$$a_0 I + a_1 A + a_2 A^2 + \dots + a_k A^k + \dots$$

为矩阵 A 的幂级数, 记为 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 。

定义 5.12 矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 的前 $N+1$ 项的和 $S_N = \sum_{k=0}^N a_k A^k$ 称为矩阵幂级数的部分和。

若矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 的部分和序列 $\{S_N(A)\}$ 收敛, 则称 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 收敛; 否则, 称其为发散。

若 $\lim_{N \rightarrow \infty} S_N(A) = S$, 则称 S 为 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 的和矩阵。

定理 5.8 若复变量 z 的幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k$ 的收敛半径为 R , 而方阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的谱半径为 $\rho(A)$,

则

(1) 当 $\rho(A) < R$ 时, 矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 收敛;

(2) 当 $\rho(A) > R$ 时, 矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 发散;

(3) 当计算 A 的特征值比较困难时, 由于 A 的每个范数都是谱半径 $\rho(A)$ 的上界, 只要能找到一种特殊的矩阵范数 $\|A\|$, 使 $\|A\| < R$, 便可断定该矩阵幂级数是收敛的。(优先考虑行和、列和范数)

5.5 矩阵函数

定义 5.13 设 $f(z)$ 是复变量的解析函数, $f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k$ 的收敛半径为 R 。如果矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的谱半径 $\rho(A) < R$, 则称

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

为 A 的矩阵函数。常用的矩阵函数:

(1) $\exp(A) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} A^k$, 收敛域是整个复平面上;

(2) $\cos A = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k)!} A^{2k}$, 收敛域是整个复平面上;

(3) $\sin A = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k+1)!} A^{2k+1}$, 收敛域是整个复平面上;

(4) $(I - A)^{-1} = \sum_{k=0}^{\infty} A^k$, 收敛域是复平面 $|z| < 1$;

(5) $\ln(I + A) = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^{k-1}}{k} A^k$, 收敛域是复平面 $|z| < 1$;

定理 5.9 (Jordan 标准形法) 设 $f(z)$ 是复变量 z 的解析函数, $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 且存在可逆阵 P , 使得

$$A = PJP^{-1} = P \operatorname{diag}(J_1, J_2, \dots, J_m) P^{-1}$$

则 $f(A) = Pf(J)P^{-1} = P \operatorname{diag}(f(J_1), f(J_2), \dots, f(J_m)) P^{-1}$

其中

$$f(\mathbf{J}_i) = \begin{bmatrix} f(\lambda_i) & f'(\lambda_i) & \frac{f''(\lambda_i)}{2!} & \cdots & \frac{f^{(n_i-1)}(\lambda_i)}{(n_i-1)!} \\ & f(\lambda_i) & f'(\lambda_i) & \ddots & \vdots \\ & & f(\lambda_i) & \ddots & \frac{f''(\lambda_i)}{2!} \\ & & & \ddots & f'(\lambda_i) \\ & & & & f(\lambda_i) \end{bmatrix}$$

若 \mathbf{A} 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则 $f(\mathbf{A})$ 的特征值为 $f(\lambda_1), f(\lambda_2), \dots, f(\lambda_n)$

定理 5.10 (最小多项式法) 设 n 阶矩阵 \mathbf{A} 的最小多项式为

$$m_{\mathbf{A}}(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{n_1} (\lambda - \lambda_2)^{n_2} \cdots (\lambda - \lambda_s)^{n_s}$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s$ 为 \mathbf{A} 的所有不同特征值, $\sum_{i=1}^s n_i = m$, $f(\lambda)$ 是复变量 λ 的解析函数, 令

$$g(\lambda) = c_0 + c_1 \lambda + \cdots + c_{m-1} \lambda^{m-1}$$

则 $f(\mathbf{A}) = g(\mathbf{A})$ 的充分必要条件是

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

5.6 函数矩阵的微分与积分

定义 5.14 现在考虑矩阵元素是实变量 t 的实函数的矩阵

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

$\mathbf{A}(t)$ 中所有的元素 $a_{ij}(t)$ 定义在同一区间 $[a, b]$ 上. $\mathbf{A}(t)$ 在区间 $[a, b]$ 上有界, 连续, 可微, 可积是指所有的 $a_{ij}(t)$ 在 $[a, b]$ 上有界, 连续, 可微, 可积. 例如函数矩阵 $\mathbf{A}(t)$ 的极限、微分与积分定义为

$$\begin{aligned} \lim_{t \rightarrow t_0} \mathbf{A}(t) &= \left[\lim_{t \rightarrow t_0} a_{ij}(t) \right]_{m \times n} \\ \frac{d\mathbf{A}(t)}{dt} &= \left[\frac{da_{ij}(t)}{dt} \right]_{m \times n} \\ \int_a^b \mathbf{A}(t) dt &= \left[\int_a^b a_{ij}(t) dt \right]_{m \times n} \end{aligned}$$

定理 5.11 (微分性质) 函数矩阵的微分满足以下性质:

- (1) $\frac{d}{dt} (aA(t) + bB(t)) = a \frac{d}{dt} A(t) + b \frac{d}{dt} B(t)$
- (2) $\frac{d}{dt} (k(t) A(t)) = \frac{dk(t)}{dt} A(t) + k(t) \frac{d}{dt} A(t)$
- (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) $\frac{d}{dt} A^{-1}(t) = -A^{-1}(t) \left(\frac{d}{dt} A(t) \right) A^{-1}(t)$
- (5) $\frac{d}{dt} A^2(t) = \left(\frac{d}{dt} A(t) \right) A(t) + A(t) \left(\frac{d}{dt} A(t) \right)$
- (6) $\frac{d}{dt} \exp(At) = A \exp(At) = \exp(At) A$
- (7) $\frac{d}{dt} \cos(At) = -A \sin(At) = -\sin(At) A$
- (8) $\frac{d}{dt} \sin(At) = A \cos(At) = \cos(At) A$
- (9) $\frac{d}{dt} \ln(I + At) = A(I + At)^{-1} = (I + At)^{-1} A$

定理 5.12 (积分性质) 函数矩阵的积分满足以下性质:

- (1) $\int (aA(t) + bB(t)) dt = a \int A(t) dt + b \int B(t) dt$ (a, b 为任意实数)
- (2) $\int C \cdot A(t) dt = C \cdot \int A(t) dt$ (C 为常数矩阵)
- (3) $\int A(t) B'(t) dt = A(t) B(t) - \int A'(t) B(t) dt$ ($B'(t)$ 表示 $B(t)$ 的导数)

5.7 矩阵函数的应用

定理 5.13 一阶线性常系数齐次微分方程组

$$\begin{cases} x'(t) = Ax(t) \\ x(t_0) = C \end{cases}$$

的解为

$$x(t) = \exp(A(t - t_0)) C$$

定理 5.14 一阶线性常系数非齐次线性方程组

$$\begin{cases} x'(t) = Ax(t) + f(t) \\ x(t_0) = C \end{cases}$$

的解为

$$x(t) = \exp(A(t - t_0)) C + \int_{t_0}^t \exp(A(t - \tau)) f(\tau) d\tau$$

6 矩阵的 Kronecker 积与 Hadamard 积

6.1 Kronecker 积与 Hadamard 积的定义

定义 6.1 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $B = (b_{ij}) \in \mathbb{C}^{s \times t}$, 则 A 与 B 的 *Kronecker* 积 $A \otimes B$ 定义为

$$A \otimes B = \begin{bmatrix} a_{11}B & a_{12}B & \cdots & a_{1n}B \\ a_{21}B & a_{22}B & \cdots & a_{2n}B \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}B & a_{m2}B & \cdots & a_{mn}B \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{ms \times nt}$$

如果 A 与 B 是同阶矩阵, 即 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $B = (b_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则 A 与 B 的 *Hadamard* 积 $A \circ B$ 定义为

$$A \circ B = (a_{ij}b_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$$

定理 6.1 (K-积的基本性质) 设 A, B, C 是矩阵, k 是数, 则下列性质成立

- (1) $(kA) \otimes B = A \otimes (kB) = k(A \otimes B)$
- (2) $A \otimes (B + C) = A \otimes B + A \otimes C$
- (3) $(B + C) \otimes A = B \otimes A + C \otimes A$
- (4) $(A \otimes B) \otimes C = A \otimes (B \otimes C)$
- (5) $(A \otimes B)^H = A^H \otimes B^H$
- (6) $\text{rank}(A \otimes B) = \text{rank}(A) \text{rank}(B)$

定理 6.2 (H-积的基本性质) 设 A, B, C 是同阶矩阵, k 是数, 则下列性质成立

- (1) $(kA) \circ B = A \circ (kB) = k(A \circ B)$
- (2) $A \circ (B + C) = A \circ B + A \circ C$
- (3) $(B + C) \circ A = B \circ A + C \circ A$
- (4) $(A \circ B) \circ C = A \circ (B \circ C)$
- (5) $(A \circ B)^H = A^H \circ B^H$
- (6) $A \circ B = B \circ A$

定理 6.3 设矩阵 A, B, C, D 是使下列运算有意义的矩阵, 则有

$$(A \otimes B)(C \otimes D) = (AC) \otimes (BD)$$

若 $A \in F^{m \times m}$, $B \in F^{n \times n}$, 则

$$A \otimes B = (I_m \otimes B)(A \otimes I_n)$$

6.2 Kronecker 积与 Hadamard 积的性质

定理 6.4 设 A 和 B 是使下列运算有意义的矩阵, 对 A 与 B 的 *Kronecker* 积矩阵 $A \otimes B$, 下列性质成立。

(1) 当 A, B 分别可逆时, $A \otimes B$ 和 $B \otimes A$ 都为可逆矩阵, 而且有

$$(A \otimes B)^{-1} = A^{-1} \otimes B^{-1}$$

$$(B \otimes A)^{-1} = B^{-1} \otimes A^{-1}$$

(2) 当方阵 $A \in F^{m \times m}$, $B \in F^{n \times n}$ 时, 方阵 $A \otimes B$ 的行列式

$$|A \otimes B| = |B \otimes A| = |A|^n |B|^m$$

(3) 若 A 和 B 都是 *Hermite* 矩阵, 则 $A \otimes B$ 和 $B \otimes A$ 都是 *Hermite* 矩阵;

(4) 若 A 和 B 都是酉矩阵, 则 $A \otimes B$ 和 $B \otimes A$ 都是酉矩阵。

定理 6.5 设 A, B 使下列运算有意义, 则有

(1) 设 A, B 为同阶矩阵, 且 A 等价于 B , 则对任意单位矩阵 I , $(A \otimes I)$ 等价于 $(B \otimes I)$;

(2) 设方阵 $A \in F^{m \times m}$, $B \in F^{n \times n}$, 如果 A 相似于 J_A , B 相似于 J_B , 则 $A \otimes B$ 相似于 $J_A \otimes J_B$ 。

定理 6.6 设方阵 $A \in F^{m \times m}$, A 的特征值是 λ_i , 相应的特征向量是 x_i , $i = 1, 2, \dots, m$ 。方阵 $B \in F^{n \times n}$, B 的特征值是 μ_i , 相应的特征向量是 y_i , $i = 1, 2, \dots, n$, 则

(1) $A \otimes B$ 的特征值是 $\lambda_i \mu_j$, 对应的特征向量是 $x_i \otimes y_j$, $i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, n$ 。

(2) $A \otimes I_n + I_m \otimes B$ 的特征值是 $\lambda_i + \mu_j$, 对应的特征向量是 $x_i \otimes y_j$, $i = 1, 2, \dots, m$; $j = 1, 2, \dots, n$ 。其中 $(A \otimes I_n + I_m \otimes B)$ 称为方阵 A 和 B 的 *Kronecker* 和, 记为

$$A \oplus B = A \otimes I_n + I_m \otimes B$$

定理 6.7 设 $f(z)$ 是解析函数, $A \in F^{n \times n}$, 且 $f(A)$ 存在, 则

$$f(I_m \otimes A) = I_m \otimes f(A)$$

$$f(A \otimes I_m) = f(A) \otimes I_m$$

特例 $f(z) = \exp(z)$:

$$\exp(I_m \otimes A) = I_m \otimes \exp(A)$$

$$\exp(A \otimes I_m) = \exp(A) \otimes I_m$$

6.3 矩阵的向量化算子和 Kronecker 积

定义 6.2 设 $A \in F^{m \times n}$ 是 $m \times n$ 阶矩阵, $A = (A_1, A_2, \dots, A_n)$, 其中 $A_i \in F^m$ 是 A 的第 i 列, 则 A 的向量化算子 $\text{Vec}(A)$, 定义为:

$$\text{Vec}(A) = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_n \end{bmatrix} \in F^{mn}$$

定理 6.8 设矩阵 $A \in F^{m \times k}$, $B \in F^{k \times s}$, $C \in F^{s \times n}$, 则

$$\text{Vec}(ABC) = (C^T \otimes A) \text{Vec}(B)$$

推论: 设 $A \in F^{m \times k}$, $X \in F^{k \times s}$, $C \in F^{s \times n}$, 则有

$$(1) \text{Vec}(AX) = (I_n \otimes A) \text{Vec}(X)$$

$$(2) \text{Vec}(XC) = (C^T \otimes I_k) \text{Vec}(X)$$

定理 6.9 (用向量化算子求解矩阵方程) 求解矩阵方程 $AX + XB = D$, 其中 $A \in F^{m \times m}$, $B \in F^{n \times n}$, $D \in F^{m \times n}$

$$(1) \text{用向量化算子 } \text{Vec} \text{ 作用在等式两边, 有 } (I_n \otimes A + B^T \otimes I_m) \text{Vec}(X) = \text{Vec}(D)$$

$$(2) \text{令 } G = (I_n \otimes A + B^T \otimes I_m), \text{ 求解线性方程 } G \text{Vec}(X) = \text{Vec}(D)$$

定理 6.10 (用向量化算子求解矩阵方程) 求解矩阵方程 $AX - XA = kX$, 其中 $A, X \in F^{n \times n}$

$$(1) \text{用向量化算子 } \text{Vec} \text{ 作用在等式两边, 有 } (I \otimes A - A^T \otimes I) \text{Vec}(X) = k \text{Vec}(X)$$

$$(2) \text{令 } H = (I \otimes A - A^T \otimes I), \text{ 求解线性方程 } (kI - H) \text{Vec}(X) = 0$$

定理 6.11 (用向量化算子求解矩阵微分方程) 微分方程组

$$\begin{cases} X'(t) = AX(t) + X(t)B \\ X(0) = C \end{cases}$$

其中 $A \in \mathbb{C}^{m \times m}$, $B \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $X \in \mathbb{C}^{m \times n}$

(1) 用向量化算子 Vec 作用在方程两边, 有 $\text{Vec}(X'(t)) = (I_n \otimes A + B^T \otimes I_m) \text{Vec}(X(t))$ 和 $\text{Vec}(X(0)) = \text{Vec}(C)$

(2) 令 $Y(t) = \text{Vec}(X(t))$, $C_1 = \text{Vec}(C)$, $G = (I_n \otimes A + B^T \otimes I_m)$, 则原方程组等价于

$$\begin{cases} Y'(t) = GY(t) \\ Y(0) = C_1 \end{cases}$$

(3) 通过求解普通微分方程的方法得到 $Y(t) = \exp(Gt)C_1$, 从而 $X(t) = \exp(At) \cdot C \cdot \exp(Bt)$