

## § 2 特征值与特征向量

### 一、特征值和特征向量的概念

**定义1**  $A \in C^{n \times n}$ , 如果存在  $\lambda \in C$  和非零向量  $x \in C^n$ , 使

$$Ax = \lambda x,$$

则  $\lambda$  叫做  $A$  的特征值,  $x$  叫做  $A$  的属于特征值  $\lambda$  的特征向量.

**(1) 矩阵的谱:**  $A$  的所有特征值的全体, 叫做  $A$  的谱  
记为  $\lambda(A)$  .



## (2) 特征多项式:

$$|\lambda E - A| = (\lambda - \lambda_1)^{n_1} \cdots (\lambda - \lambda_i)^{n_i} \cdots (\lambda - \lambda_r)^{n_r} \quad (\text{其中 } \sum_{i=1}^r n_i = n.)$$

称为特征多项式

(3) 代数重数:  $n_i$  叫做  $\lambda_i$  的代数重数

(4) 几何重数:

(I) 若  $\text{rank}(\lambda_i E - A) = n - m_i$ ,  $m_i$  叫做  $\lambda_i$  的几何重数.

(II)  $W = \{x | (\lambda_i E - A)x = 0\}$

$m_i = \dim W = n - \text{rank}(\lambda_i E - A)$  叫做  $\lambda_i$  的几何重数.

(5) 特征值的几何重数不超过代数重数 ( $m_i \leq n_i$ )

(6) 不同特征值对应的特征向量线性无关.



**注: 1. 特征值的几何重数不超过代数重数**

$$V_{\lambda_0} = \{x \mid (\lambda_0 E - A)x = 0\}, \dim V_{\lambda_0} = k \text{ 且 } x_1, x_2, \dots, x_k \text{ 为基}$$

$$V_{\lambda_0} \text{ 的基: } x_1, x_2, \dots, x_k \xrightarrow{\text{扩充}} C^n \text{ 的基: } x_1, x_2, \dots, x_k, x_{k+1}, \dots, x_n$$

$$C = (x_1, \dots, x_k, x_{k+1}, \dots, x_n) \Rightarrow E_n = C^{-1}C = C^{-1}(x_1, \dots, x_k, x_{k+1}, \dots, x_n)$$

$$\Rightarrow C^{-1}x_k = e_k = (0, \dots, 0, \underset{k}{1}, 0, \dots, 0)^T (k = 1, \dots, n) \Rightarrow$$

$$\begin{aligned} C^{-1}AC &= C^{-1}A(x_1, \dots, x_k, x_{k+1}, \dots, x_n) = C^{-1}(Ax_1, \dots, Ax_k, Ax_{k+1}, \dots, Ax_n) \\ &= C^{-1}(\lambda_0 x_1, \dots, \lambda_0 x_k, Ax_{k+1}, \dots, Ax_n) \\ &= (\lambda_0 C^{-1}x_1, \dots, \lambda_0 C^{-1}x_k, C^{-1}Ax_{k+1}, \dots, C^{-1}Ax_n) \\ &= (\lambda_0 e_1, \dots, \lambda_0 e_k, C^{-1}Ax_{k+1}, \dots, C^{-1}Ax_n) \end{aligned}$$



$$C^{-1}AC = \left( \begin{array}{ccc|c} \lambda_0 & & & * \\ & \ddots & & \\ & & \lambda_0 & \\ \hline 0 & & & A_0 \end{array} \right) = B \quad \Rightarrow \quad |\lambda E - A| = |\lambda E - B| =$$

$$\left| \begin{array}{ccc|c} \lambda - \lambda_0 & & & * \\ & \ddots & & \\ & & \lambda - \lambda_0 & \\ \hline 0 & & & \lambda E_{n-k} - A_0 \end{array} \right| = (\lambda - \lambda_0)^k |\lambda E_{n-k} - A_0|$$

$\Rightarrow \lambda_0$  至少为  $k$  重特征值  $\Leftrightarrow$

代数重数  $\geq k = \dim V_{\lambda_0}$  ---- 几何重数



**注：2. 不同特征值对应的特征向量线性无关**

$\lambda_i (i=1, 2, \dots, r)$  ————— **互异特征值**

$x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \dots, x_{s_i}^{(i)}$  -----  **$\lambda_i$  对应的线性无关特征向量** ( $i=1, 2, \dots, r$ )

$\Rightarrow \underbrace{x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_{s_1}^{(1)}} \underbrace{x_1^{(2)}, x_2^{(2)}, \dots, x_{s_2}^{(2)}} \cdots \underbrace{x_1^{(r)}, x_2^{(r)}, \dots, x_{s_r}^{(r)}} \text{ **线性无关**}$

**证：**

$$\underbrace{k_{11}x_1^{(1)} + \cdots + k_{1s_1}x_{s_1}^{(1)}} + \underbrace{k_{21}x_1^{(2)} + \cdots + k_{2s_2}x_{s_2}^{(2)}} + \cdots + \underbrace{k_{r1}x_1^{(r)} + \cdots + k_{rs_r}x_{s_r}^{(r)}} = 0$$

$\Rightarrow$

$$(\lambda_1 E - A) \underbrace{(k_{11}x_1^{(1)} + \cdots + k_{1s_1}x_{s_1}^{(1)})} + \underbrace{k_{21}x_1^{(2)} + \cdots + k_{2s_2}x_{s_2}^{(2)}} + \cdots + \underbrace{k_{r1}x_1^{(r)} + \cdots + k_{rs_r}x_{s_r}^{(r)}} = 0$$

$$(\lambda_1 - \lambda_2) \underbrace{(k_{21}x_1^{(2)} + \cdots + k_{2s_2}x_{s_2}^{(2)})} + \cdots + (\lambda_1 - \lambda_r) \underbrace{(k_{r1}x_1^{(r)} + \cdots + k_{rs_r}x_{s_r}^{(r)})} = 0$$



返回

⇒

$$(\lambda_2 E - A)[(\lambda_1 - \lambda_2)(\underbrace{k_{21}x_1^{(2)} + \cdots + k_{2s_2}x_{s_2}^{(2)}}_{}) + \cdots + (\lambda_1 - \lambda_r)(\underbrace{k_{r1}x_1^{(r)} + \cdots + k_{rs_r}x_{s_r}^{(r)}}_{})] = 0$$

$$(\lambda_1 - \lambda_3)(\lambda_2 - \lambda_3)(\underbrace{k_{31}x_1^{(3)} + \cdots + k_{3s_3}x_{s_3}^{(3)}}_{}) + \cdots + (\lambda_1 - \lambda_r)(\lambda_2 - \lambda_r)(\underbrace{k_{r1}x_1^{(r)} + \cdots + k_{rs_r}x_{s_r}^{(r)}}_{}) = 0$$

.....

$$\Rightarrow (\lambda_1 - \lambda_r)(\lambda_2 - \lambda_r) \cdots (\lambda_{r-1} - \lambda_r)(\underbrace{k_{r1}x_1^{(r)} + \cdots + k_{rs_r}x_{s_r}^{(r)}}_{}) = 0$$

$$\Rightarrow k_{r1} = \cdots = k_{rs_r} = 0 \Rightarrow \cdots \Rightarrow$$

$$k_{11} = \cdots = k_{1s_1} = k_{21} = \cdots = k_{2s_2} = \cdots = k_{r1} = \cdots = k_{rs_r} = 0$$

$$\Rightarrow \underbrace{x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \cdots, x_{s_1}^{(1)}}_{}, \underbrace{x_1^{(2)}, x_2^{(2)}, \cdots, x_{s_2}^{(2)}}_{}, \cdots, \underbrace{x_1^{(r)}, x_2^{(r)}, \cdots, x_{s_r}^{(r)}}_{} \text{ 线性无关}$$



**定义2** 设 $A \in C^{n \times n}$ , 如果存在可逆矩阵 $P \in C^{n \times n}$ , 使得

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

则矩阵 $A$  叫做 可对角化矩阵.

**注:**  $n$ 阶矩阵 $A$ 可对角化  $\Leftrightarrow A$ 有 $n$ 个线性无关特征向量

**定理1** 设矩阵  $A \in C^{n \times n}$ , 则存在可逆矩阵  $P \in C^{n \times n}$ , 使得

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

(1)  $J$  称为 $A$ 的Jordan标准形;

(2) 其中  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$  不一定不相同



## Jordan矩阵的结构与几个结论:

- (1) Jordan块的个数  $r$  是线性无关特征向量的个数;
- (2) 矩阵可对角化, 当且仅当  $r=n$ ;
- (3) (I): 对应于同一特征值的Jordan块的个数是该特征值的几何重数, 它是相应的特征子空间的维数.  
  
(II): 对应于同一特征值的所有Jordan块的阶数之和是该特征值的代数重数.





**定理 2** 设  $A \in C^{n \times n}$ , 则下列命题等价:

- (1)  $A$  是对角化矩阵;
- (2)  $C^n$  存在由  $A$  的特征值向量构成的一组基底。
- (3)  $A$  的Jordan标准形中的 Jordan块都是一阶的。
- (4)  $m_i = n_i \ (i = 1, 2, \dots, r)$

## 二. 特征值与特征向量的几何性质

### 1. 变换 $V$ ---线性空间

$$V \xrightarrow{T} V$$

$$\forall \alpha \in V, \alpha \xrightarrow{T} \alpha' \in V$$

( $V$ 中任一元素 $\alpha$ , 都有 $V$ 中唯一确定的元素 $\alpha'$ 与之对应).

则称  $T$  为  $V$  的变换



## 2. 线性变换

$T$ 为 $V$ 的变换且满足  $\begin{cases} <1> \quad \forall \alpha, \beta \in V, T(\alpha + \beta) = T(\alpha) + T(\beta) \\ <2> \quad \forall k \in P, \quad T(k\alpha) = kT(\alpha) \end{cases}$

则称  $T$ 为 $V$ 的线性变换

例:在线性空间  $P_n$  中,求微分是一线性变换, 即

$$Df(t) = f'(t), \forall f(t) \in P_n$$

## 3. 线性变换的特征值

定义 1' 设 $T$ 是线性空间 $V_n(C)$ 的一个线性变换, 如果存在  $\lambda \in C$ 和非零向量 $\xi \in V_n(C)$ , 使得 $T\xi = \lambda\xi$ , 则 $\lambda$  叫做 $T$ 的特征值,  $\xi$  叫做 $T$ 的属于特征值 $\lambda$  的特征向量。



$$\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$$

#### 4. 线性变换与矩阵 ( $T \xrightarrow{\quad\quad\quad} A$ )

$$1 \leftrightarrow 1$$

$V$ --- $n$ 维线性空间,  $\varepsilon_1, \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$  为基,  $T$ --- $V$ 上的线性变换

$$T\varepsilon_1 = \sum_{i=1}^n a_{i1}\varepsilon_i, T\varepsilon_2 = \sum_{i=1}^n a_{i2}\varepsilon_i, \dots, T\varepsilon_n = \sum_{i=1}^n a_{in}\varepsilon_i$$

则有

$$\begin{aligned} T(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) &= (T\varepsilon_1, T\varepsilon_2, \dots, T\varepsilon_n) \\ &= (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) A \end{aligned}$$

$A$ : 线性变换 $T$ 在基  $\varepsilon_1, \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$  下的矩阵.



$$\begin{array}{c} \varepsilon_1, \varepsilon_2, \cdots, \varepsilon_n \\ T \text{-----} \rightarrow A \\ 1 \leftrightarrow 1 \end{array}$$

5. 线性变换与矩阵特征值关系( $T\alpha = \lambda\alpha \xleftarrow{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \cdots, \varepsilon_n} Ax = \lambda x$ )

$$\alpha = \sum_{i=1}^n x_i \varepsilon_i, \quad x = (x_1, x_2, \cdots, x_n)^T, \quad T\alpha = \lambda\alpha$$

$$(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \cdots, \varepsilon_n) \lambda x = \sum_{i=1}^n \lambda x_i \varepsilon_i = \lambda \sum_{i=1}^n x_i \varepsilon_i = \lambda\alpha = T\alpha$$

$$= T \sum_{i=1}^n x_i \varepsilon_i = \sum_{i=1}^n x_i T \varepsilon_i = (T \varepsilon_1, T \varepsilon_2, \cdots, T \varepsilon_n) x = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \cdots, \varepsilon_n) Ax$$

即得

$$\lambda x = Ax$$



**定理3:**

$$\left\{ \begin{array}{l} \xi \xleftarrow{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n} x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \\ \eta \xleftarrow{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n} y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T \\ T \xleftarrow{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n} A \end{array} \right. \quad \eta = T\xi \Leftrightarrow y = Ax.$$

$$\begin{aligned} (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)y &= \eta = T\xi = T\left(\sum_{i=1}^n x_i \varepsilon_i\right) \\ &= \sum_{i=1}^n x_i T\varepsilon_i \\ &= (T\varepsilon_1, T\varepsilon_2, \dots, T\varepsilon_n)x \\ &= (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)Ax \\ &\Rightarrow y = Ax. \end{aligned}$$



## 6. 线性变换在不同基下矩阵之间的关系

**定理4:**  $T \xrightarrow{(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)} A, \quad T \xrightarrow{(\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n)} B,$

$$(\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n) = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)C$$



$$B = C^{-1}AC$$



证明:  $T(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) A,$

$$T(\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n) = (\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n) B,$$

$$(\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n) = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) C$$

$$\begin{aligned} (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) CB &= (\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n) B = T(\varepsilon'_1, \varepsilon'_2, \dots, \varepsilon'_n) \\ &= T((\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) C) \\ &= (T(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)) C \\ &= ((\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) A) C \\ &= (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) AC \end{aligned}$$

$$\Rightarrow (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)(CB - AC) = 0$$

$$\Rightarrow CB - AC = 0$$

$$\Rightarrow B = C^{-1}AC$$

$$\Rightarrow AC = CB$$



### 三、广义特征值问题

1. 设 $A, B \in C^{n \times n}$ , 如果存在 $\lambda \in C$ 和非零向量 $x \in C^n$ , 使得

$$Ax = \lambda Bx \quad (1-3)$$

则称 $\lambda$ 为矩阵 $A$ 与 $B$ 确定的广义特征值,  $x$ 称为与 $\lambda$ 对应的广义特征向量。

2. 广义特征值问题的简化





(1) 当 $B$ 可逆时, 式(1-3)可化为  $B^{-1}Ax = \lambda x$  (1-4)

(2) 当 $A$ 、 $B$ 都是Hermite矩阵, 即 $A = A^H$ 、 $B = B^H$ 且 $B$ 正定时, 有

$$Qy = \lambda y (\text{其中 } Q = (P^{-1})^H AP^{-1}, y = Px, B = P^H P)$$

**证明:**  $B = B^H$  且正定  $\xrightarrow{\text{存在可逆矩阵 } P} B = P^H P \xrightarrow{\text{则(1-3)式化为}}$

$$Ax = \lambda P^H Px \xrightarrow{\text{记 } y = Px, \text{ 则 } P^{-1}y = x} (P^{-1})^H AP^{-1}y = \lambda y \xrightarrow{Q = (P^{-1})^H AP^{-1}}$$

$$Qy = \lambda y$$

$Qy = \lambda y \xrightarrow{Q^H = Q}$  广义特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 都是实数  $\xrightarrow{\text{存在标准正交基 } y_1, \dots, y_n}$

$$y_i^H y_j = \delta_{ij} \xrightarrow{y_i = Px_i} y_i^H y_j = (Px_i)^H (Px_j) = x_i^H P^H Px_j = x_i^H Bx_j$$

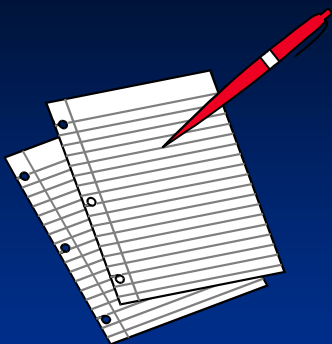
$$\longrightarrow x_i^H Bx_j = \delta_{ij} = \begin{cases} 1, & j = i \\ 0, & j \neq i \end{cases}$$



当 $x_i^H B x_j = \delta_{ij}$ , 称  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为  $B$  共轭向量系

**定理 5** 设 $n \times n$ 矩阵 $A = A^H$ ,  $B = B^H$ , 且 $B$ 正定, 则 $B$ 共轭向量系 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 具有以下性质:

- (1)  $x_i \neq 0$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ );
- (2)  $x_1, x_2, \dots, x_n$  线性无关;
- (3)  $\lambda_i$ 与 $x_i$ 满足方程 $Ax_i = \lambda_i Bx_i$ ;
- (4) 若令 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,  
$$X^H B X = E, \quad X^H A X = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$$



## 四. 二次特征值问题

对于一个震动系统, 当衰减效应被引入模型时, 结构的固有模式和频率为二次特征值问题的解, 二次特征值问题由如下公式给出:

$$Mx'' + Cx' + Kx = 0, \quad x = e^{\lambda t} u$$

$$(\lambda^2 M + \lambda C + K)u = 0 \quad (1) \quad \text{或} \quad v^H (\lambda^2 M + \lambda C + K) = 0 \quad (2)$$

$$\text{令 } P = \begin{pmatrix} -C & -K \\ E & 0 \end{pmatrix}, \quad G = \begin{pmatrix} M & \\ & E \end{pmatrix}, \quad z = \begin{pmatrix} \lambda u \\ u \end{pmatrix}, \text{ 则 (1) 可转化为:}$$

$$Pz = \lambda Gz.$$

当外力的频率和结构的固有频率非常接近时就会引起共振, 从而会破坏系统的结构, 使得系统不稳定. 因此, 确定一个系统的固有频率尤为重要.



On its opening day in June 2000, the 320-meter-long Millennium footbridge over the river Thames in London (see Figure) started to wobble alarmingly under the weight of thousands of people; two days later the bridge was closed.



**Fig.** *The Millennium footbridge over the river Thames.*



## 推荐参考书:

- (1) 《矩阵论》，方保镕、周继东、李医民编著，  
清华大学出版社
- (2) 《Matrix Analysis》，Roger A. Horn, Charles.  
– R. Johnson, 人民邮电出版社
- (3) 《矩阵分析与应用》，张贤达著，清华大学出版社

