

## 第四讲 矩阵的对角化

基



	元素	坐标向量
加法	元素加法	坐标向量的加法
数乘	数与元素“乘”	数与坐标向量相乘
线性变换及其作用	对应关系	矩阵与坐标列向量的乘积

对任何线性空间，给定基后，我们对元素进行线性变换或线性运算时，只需用元素的坐标向量以及线性变换的矩阵即可，因此，在后面的内容中着重研究矩阵和向量。

对角矩阵的形式比较简单，处理起来较方便，比如求解矩阵方程  $Ax = b$  时，将矩阵  $A$  对角化后很容易得到方程的解。对角化的过程实际上是一个去耦的过程。以前我们学习过相似变化对角化。那么，一个方阵是否总可以通过相似变化将其对角化呢？或者对角化需要什么样的条件呢？如果不能对角化，我们还可以做哪些处理使问题变得简单呢？

## 一、 特征值与特征向量

1. 定义：对  $m$  阶方阵  $A$ ，若存在数  $\lambda$ ，及非零向量（列向量）  $x$ ，使得  $Ax = \lambda x$ ，则称  $\lambda$  为  $A$  的特征值， $x$  为  $A$  的属于特征值  $\lambda$  的特征向量。

- 特征向量不唯一
- 特征向量非零
- $(\lambda I - A)x = 0$  有非零解，则  $\det(\lambda I - A) = 0$ ，称  $\det(\lambda I - A)$  为  $A$  的特征多项式。

[例 1]  $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 2 \\ 2 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ , 求其特征值和特征向量。

[解]  $\det(\lambda I - A) = \begin{vmatrix} \lambda - 1 & -2 & -2 \\ -2 & \lambda - 1 & -2 \\ -2 & -2 & \lambda - 1 \end{vmatrix} = 0$

$$(\lambda + 1)^2 (\lambda - 5) = 0$$

$$\lambda_1 = \lambda_2 = -1 \quad \lambda_3 = 5$$

属于特征值  $\lambda = -1$  的特征向量  $(-I - A)x = 0$

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \xi_3 \end{bmatrix} = 0 \quad \xi_1 + \xi_2 + \xi_3 = 0 \quad \left\{ \begin{array}{l} \xi_1 = \xi_1 \\ \xi_2 = \xi_2 \\ \xi_3 = -\xi_1 - \xi_2 \end{array} \right.$$

可取基础解系为  $x_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \quad x_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}$

属于  $\lambda = 5$  的特征向量  $(5I - A)x = 0$

$$\begin{bmatrix} 4 & -2 & -2 \\ -2 & 4 & -2 \\ -2 & -2 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \xi_3 \end{bmatrix} = 0 \quad \xi_1 = \xi_2 = \xi_3$$

可取基础解系为  $x_3 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$

## 2. 矩阵的迹与行列式

$$\text{tr}A = \sum_{i=1}^n a_{ii} \quad \text{所有对角元素之和}$$

$$\det A = \prod_{i=1}^n \lambda_i \quad \text{tr}A = \sum_{i=1}^n \lambda_i$$

## 3. 两个定理

(1) 设  $A$ 、 $B$  分别为  $m \times n$  和  $n \times m$  阶矩阵，则



$$\text{tr}(AB) = \text{tr}(BA)$$

(2) Sylvester 定理：设  $A$ 、 $B$  分别为  $m \times n$  和  $n \times m$  阶矩阵，则

$$\det(\lambda I_m - AB) = \lambda^{m-n} \det(\lambda I_n - BA)$$

即： $AB$  与  $BA$  的特征值只差零特征值的个数，非零特征值相同。

## 二、 矩阵对角化的充要条件

定理： $n$  阶方阵  $A$  可通过相似变换对角化的充要条件是它具有  $n$  个线性无关的特征向量。

[证明] 充分性：已知  $A$  具有  $n$  个线性无关的特征向量  $x_1, x_2, \dots, x_n$ ，则

$$Ax_i = \lambda_i x_i \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$\begin{aligned}
 A[x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n] &= [\lambda_1 x_1 \ \lambda_2 x_2 \ \cdots \ \lambda_n x_n] \\
 &= [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n] \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

$x_1, x_2, \dots, x_n$  线性无关, 故  $P = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n]$  为满秩矩阵,

$$\text{令 } \Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix}, \text{ 则有}$$

$$AP = P\Lambda$$

$$P^{-1}AP = \Lambda$$

必要性：已知存在可逆方阵  $P$ ，使  $P^{-1}AP = \Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix}$

将  $P$  写成列向量  $P = [P_1 \ P_2 \ \cdots \ P_n]$ ， $P_n$  为  $n$  维列向量

$$[AP_1 \ AP_2 \ \cdots \ AP_n] = [\lambda_1 P_1 \ \lambda_2 P_2 \ \cdots \ \lambda_n P_n]$$

可见， $\lambda_i$  为  $A$  的特征值， $P_i$  为  $A$  的特征向量，

$\therefore A$  具有  $n$  个线性无关的特征向量。

推论： $n$  阶方阵有  $n$  个互异的特征值，则必可对角化。（充分条件）

### 三、 内积空间

#### 1. Euclid 空间

设  $V$  是实线性空间 ( $k \in \mathbf{R}$ ), 对于  $V$  中任何两个元素  $x$ 、 $y$  均按某一规则

存在一个实数与之对应, 记为  $(x, y)$ , 若它满足

(1) 交换律  $(x, y) = (y, x)$

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

(3) 齐次律  $(kx, y) = k(x, y)$

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

则称  $(x, y)$  为  $x$  与  $y$  的内积, 定义了内积的实线性空间称为 Euclid 空间。

对于一个给定的线性空间，可以定义多种内积，较典型的如三维向量空间的数量积就满足以上四条性质，构成内积。以 $n$ 维向量空间为例：

$$x = [\xi_1 \ \xi_2 \ \cdots \ \xi_n]^T, \quad y = [\eta_1 \ \eta_2 \ \cdots \ \eta_n]^T$$

可定义内积 $(x, y) = \sum_{i=1}^n w_i \xi_i \eta_i$ ，它满足内积的四条性质：

$$(1) \quad (x, y) = \sum_{i=1}^n w_i \xi_i \eta_i = \sum_{i=1}^n w_i \eta_i \xi_i = (y, x)$$

$$(2) \quad (x, y + z) = \sum_{i=1}^n w_i \xi_i (\eta_i + \zeta_i) = \sum_{i=1}^n w_i \xi_i \eta_i + \sum_{i=1}^n w_i \xi_i \zeta_i = (x, y) + (x, z)$$

$$(3) \quad (kx, y) = \sum_{i=1}^n w_i (k\xi_i) \eta_i = k \sum_{i=1}^n w_i \xi_i \eta_i = k(x, y)$$

$$(4) \quad (x, x) = \sum_{i=1}^n w_i \xi_i^2 \geq 0 \quad \text{当且仅当 } x_i = 0 \text{ 时, } (x, x) = 0$$

该内积可写为:  $(x, y) = x^T W y$ , 其中  $W = \begin{bmatrix} w_1 & & & 0 \\ & w_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & w_n \end{bmatrix}$

更一般的, 对实对称正定矩阵  $A$ ,  $(x, y) = x^T A y$  也满足内积的定义。

(正定: (1) 特征值全为正 (2) 各阶顺序主子式大于 0)

## 2. 酉空间:

设 $V$ 是复线性空间 ( $k \in \mathbf{C}$ ), 对于 $V$ 中任何两个元素 $x$ 、 $y$ 均按某一规则

存在一个复数与之对应, 记为 $(x, y)$ , 若它满足

$$(1) \text{ 交换律 } (x, y) = \overline{(y, x)}$$

$$(2) \text{ 分配律 } (x, y + z) = (x, y) + (x, z)$$

$$(3) \text{ 齐次律 } (kx, y) = k(x, y) \quad \text{or} \quad (x, ky) = \bar{k}(x, y)$$

$$(4) \text{ 非负性 } (x, x) \geq 0, \text{ 当且仅当 } x = 0 \text{ 时, } (x, x) = 0$$

则称 $(x, y)$ 为 $x$ 与 $y$ 的内积, 定义了内积的复线性空间称为酉空间。

以 $n$ 维向量空间为例,  $A$ 为厄米 ( $A^H = A$ ) 正定 ( $x^H A x > 0$ ) 矩阵,

$$(x, y) = x^T A \bar{y} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \xi_i a_{ij} \bar{\eta}_j$$

较常见的比如  $A = \text{diag}[w_1 \quad w_2 \quad \cdots \quad w_n]$ ,  $w_i > 0$

最简单：实  $(x, y) = x^T y$

复  $(x, y) = x^T \bar{y}$

3. 正交性：若  $(x, y) = 0$ ，则称  $x$  与  $y$  正交。

$x$  与  $y$  的夹角：  $\cos \alpha = \frac{(x, y)}{|x| |y|}$ ,  $\alpha$  称为  $x$  与  $y$  的夹角。

4. Gram-Schmidt 正交化手续

设  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为一组线性无关的元素或向量，可以进行如下正交



归一化操作（正交规范化或正交单位化）：

$$1^\circ \quad y_1 = \frac{x_1}{|x_1|}$$

$$2^\circ \quad x'_2 = x_2 + k_{21}y_1 \quad \text{选择合适的 } k_{21} \text{ 使 } x'_2 \text{ 与 } y_1 \text{ 正交,}$$

$$(x'_2, y_1) = (x_2, y_1) + k_{21}(y_1, y_1) = 0$$

$$k_{21} = -(x_2, y_1)$$

$$y_2 = \frac{x'_2}{|x'_2|}$$

$$3^\circ \quad x'_3 = x_3 + k_{31}y_1 + k_{32}y_2 \quad \text{选择 } k_{31}、k_{32} \text{ 使 } x'_3 \text{ 与 } y_1 \text{ 和 } y_2 \text{ 均正交}$$

$$(x'_3, y_1) = (x'_3, y_2) = 0$$

$$(x'_3, y_1) = (x_3, y_1) + k_{31} = 0 \rightarrow k_{31} = -(x_3, y_1)$$

$$(x'_3, y_2) = (x_3, y_2) + k_{32} = 0 \rightarrow k_{32} = -(x_3, y_2)$$

$$y_3 = \frac{x'_3}{|x'_3|}$$

一般的,  $x'_i = x_i + \sum_{j=1}^{i-1} k_{ij} y_j \quad i = 1, 2, \dots, n$

$$k_{ij} = -(x_i, y_j)$$

$$y_i = \frac{x'_i}{|x'_i|}$$

$y_1, y_2, \dots, y_n$  成为一组正交归一化向量:  $(y_i, y_j) = \delta_{ij} = \begin{cases} 0 & i \neq j \\ 1 & i = j \end{cases}$

若  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为一组基元素, 则  $y_1, y_2, \dots, y_n$  成为标准正交基。

在标准正交基下, 向量  $x$  的坐标可用内积表示出来:

$$x = (x_1, x)x_1 + (x_2, x)x_2 + \dots + (x_n, x)x_n$$

事实上, 设  $x = \xi_1 x_1 + \xi_2 x_2 + \dots + \xi_n x_n$ , 以  $x_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 与上式两

端作内积, 便得:  $\xi_i = (x_i, x)$  ( $i=1, 2, \dots, n$ )

作业: P106—107 1(1)(2), 2, 4, 5, 10, 11