

第一章 线性变换的表示与分解

1.1 线性变换的特征值和特征向量

1.1.1 特征值和特征向量的定义

定义 1.1.1: 线性变换的特征值、特征向量、特征子空间

设 V 是一个 F 上的线性空间, $A \in \text{hom}(V, V)$

那么如果 $\exists \lambda \in F, \alpha \in V, \alpha \neq 0$ 使得

$$A(\alpha) = \lambda\alpha \quad (1.1)$$

成立

那么我们称 λ 是 A 的一个特征值, α 是 A 的隶属于 λ 的一个特征向量

同时我们定义:

$$V_\lambda := \{\alpha | A(\alpha) = \lambda\alpha\} \quad (1.2)$$

称为 A 的属于特征值 λ 的特征子空间

特征值代表着一个线性映射对一个向量的伸缩程度, 这里我们要求至少能找到一个向量不为零是因为: 如果一个特征值只对于零向量成立, 那么它过于平凡, 而且会扰乱后续我们一些关于特征值数量的命题

类似地, 我们自然可以定义矩阵的特征值

定义 1.1.2: 矩阵的特征值、特征向量

设 $A \in M_n(F)$

那么如果 $\exists \lambda \in F, \alpha \in F^n$, 使得

$$A\alpha = \lambda\alpha \quad (1.3)$$

成立。

那么我们称 λ 是 A 的一个特征值, α 是 A 的隶属于 λ 的一个特征向量

1.1.2 特征值和特征向量的性质

我们探讨一些相关的基本性质

1. 我们首先验证, 特征子空间的确是子空间

命题 1.1.1. $\forall A \in \text{hom}(V, V)$, V_λ 是 V 的一个线性子空间

证明: 取 $\forall \alpha, \beta \in V_\lambda, k \in F$

$$A(\alpha + \beta) = \lambda\alpha + \lambda\beta = \lambda(\alpha + \beta) \Rightarrow \alpha + \beta \in V_\lambda$$

$$A(k\alpha) = k\lambda\alpha = \lambda(k\alpha) \Rightarrow k\alpha \in V_\lambda$$

于是命题得证 □

请注意: 特征子空间并非全体特征向量的集合, 而是全体特征向量和零向量的集合

2. 从特征值的定义可以看出, 特征值就像是把线性变换的一部分转换为纯量乘法。我们猜想: 每一个特征值体现了映射的不同的“方向”, 不同特征子空间的线性无关向量组的并也应该线性无关

以下命题证实了这个猜想

命题 1.1.2. 设 $A \in \text{hom}(V, V)$, λ_1, λ_2 是 A 的两个特征值, $\lambda_1 \neq \lambda_2$

如果 $\alpha_1, \dots, \alpha_m \in V_{\lambda_1}$ 线性无关, $\beta_1, \dots, \beta_n \in V_{\lambda_2}$ 线性无关

那么 $\alpha_1, \dots, \alpha_m, \beta_1, \dots, \beta_n$ 也线性无关

证明: 取线性组合并设其为零:

$$k_1\alpha_1 + \dots + k_m\alpha_m + l_1\beta_1 + \dots + l_n\beta_n = \mathbf{0}$$

$$\text{将 } A \text{ 在其上进行变换得: } k_1A(\alpha_1) + \dots + k_mA(\alpha_m) + l_1A(\beta_1) + \dots + l_nA(\beta_n) = \mathbf{0}$$

$$\Rightarrow k_1\lambda_1\alpha_1 + \dots + k_m\lambda_1\alpha_m + l_1\lambda_2\beta_1 + \dots + l_n\lambda_2\beta_n = \mathbf{0}$$

但是，如果我们把最初的线性组合乘以 λ_1 ，得：

$$k_1\lambda_1\alpha_1 + \cdots + k_m\lambda_1\alpha_m + l_1\lambda_1\beta_1 + \cdots + l_n\lambda_1\beta_n = \mathbf{0}$$

将两式相减，得：

$$l_1(\lambda_2 - \lambda_1)\beta_1 + \cdots + l_n(\lambda_2 - \lambda_1)\beta_n = \mathbf{0}$$

$$\Rightarrow \forall i, l_i(\lambda_2 - \lambda_1) = 0 \Rightarrow l_i = 0$$

$$\Rightarrow k_1\alpha_1 + \cdots + k_m\alpha_m = \mathbf{0} \Rightarrow \forall i, k_i = 0$$

于是命题得证 □

一个显然的推论是此结论的 n 个子空间的版本：

推论 1.1.1

$A \in \text{hom}(V, V)$, $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 是 A 的 n 个互不相同的特征值

如果 $\forall i, \alpha_{ir_1}, \dots, \alpha_{ir_m} \in V_{\lambda_i}$ 线性无关

那么向量组 $\{\alpha_{jr_k}\}$ 也线性无关

证明： 由数学归纳法易证 □

3. 容易注意到，矩阵的特征值和线性映射的特征值其实是一样的，正如下面的命题：

命题 1.1.3. 设 V 是一个 F 上的线性空间， $\dim V = n < \aleph_0$ ， $\{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$ 是 V 的一个基

$A \in \text{hom}(V, V)$ 在 $\{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$ 下的矩阵是 A

那么， λ 是 A 的一个特征值， α 是 A 的一个隶属于 λ 的一个特征向量 \Leftrightarrow

λ 是 A 的一个特征值，并且 α 在 $\{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$ 下的坐标 \mathbf{x} 是 A 的一个隶属于 λ 的特征向量

证明： $A(\alpha) = \lambda\alpha$

$\Leftrightarrow A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$ (参见命题 2.3.23)

于是命题得证。 □

1.1.3 特征矩阵与特征多项式

前面我们研究了特征值的性质，接下来我们想知道：是否可以直接去寻找计算特征值的直接方法？事实上，是可以的，我们指出：特征值是特征多项式的一个根，而特征向量是对应映射的核的一个元素

先给出定义：

定义 1.1.3: 线性变换的特征多项式

设 $A \in \text{hom}(V, V)$ ，我们称

$$\chi_A(\lambda) = \det(\lambda I - A)$$

为 A 的特征多项式

类似地，我们可以定义矩阵的特征矩阵和特征多项式：

定义 1.1.4: 矩阵的特征矩阵和特征多项式

设 $A \in M_n(F)$ ，我们称 $\lambda I - A$ 是 A 的特征矩阵

并称 $\chi_A(\lambda) = \det(\lambda I - A)$ 是 A 的特征多项式

下面的性质指出了我们想要的结果：

1.

命题 1.1.4. 设 V 是一个 F 上的线性空间， $\dim V = n < \aleph_0$ ， $\{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$

如果 $A \in \text{hom}(V, V)$ 在 $\{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$ 下的矩阵是 A

那么我们断言： $\chi_A(\lambda) = \chi_A(\lambda)$

证明： 这是显然的，因为矩阵的行列式的定义就是其矩阵的行列式 □

2.

命题 1.1.5. $\forall A \in M_n(F), \chi_A \in F[\lambda]$

证明： 设 $A = (a_{ij}) \in M_n(F)$

$$\text{那么, } \lambda I - A = \begin{pmatrix} \lambda - a_{11} & -a_{12} & \cdots & -a_{1n} \\ -a_{21} & \lambda - a_{22} & \cdots & -a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_{n1} & -a_{n2} & \cdots & \lambda - a_{nn} \end{pmatrix}$$

由行列式的置换展开可知， $\chi_A(\lambda) \in F[\lambda]$ □

推论 1.1.2

$\forall A \in \text{hom}(V, V), \dim V = n < \aleph_0, \chi_A(\lambda) \in F[\lambda]$

证明: 这是显然的, 因为我们只需要任取一个基 $\{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$, 并利用 A 在此基下的矩阵 A

利用前面线性映射与其矩阵的特征多项式相同的命题, 即可得证。□

定理 1.1.3: 线性变换的特征值即是特征多项式在域内的根

设 V 是一个 F 上的 n 维线性空间, $A \in \text{hom}(V, V)$

那么: λ 是 A 的一个特征值, $\alpha \in V_\lambda \Leftrightarrow \chi_A(\lambda) = 0, \alpha \in \ker(\lambda I - A)$

3.

证明: λ 是 A 的一个特征值, $\alpha \in V_\lambda$

$$\Leftrightarrow A(\alpha) = \lambda\alpha, V_\lambda \neq \{0\}$$

$$\Leftrightarrow (\lambda I - A)(\alpha) = 0, \ker(\lambda I - A) \neq \{0\}$$

$$\Leftrightarrow \text{rank}(\lambda I - A) < n, \alpha \in \ker(\lambda I - A)$$

$$\Leftrightarrow \chi_A(\lambda) = 0, \alpha \in \ker(\lambda I - A)$$

□

其自然推论是其矩阵版本:

推论 1.1.4

设 $A \in M_n(F)$

那么: λ 是 A 的一个特征值, $\mathbf{x} \in F^n$ 是 A 从属于 λ 的特征向量 $\Leftrightarrow \chi_A(\lambda) = 0, (\lambda I - A)\mathbf{x} = 0, \mathbf{x} \neq 0$

这个推论也指出了一下结果:

推论 1.1.5

设 $A, B \in M_n(F), A \sim B$

那么 A 和 B 具有相同的特征值, 并且 $\chi_A(\lambda) = \chi_B(\lambda)$

我们之后不再完全讨论矩阵版本的特征值相关定理, 因为上面的结果已经说明了: 相似矩阵, 以及相互对应的矩阵和映射在特征值理论中并无区别

4.

命题 1.1.6. 设 V 是一个 F 上的 n 维线性空间, $A \in \text{hom}(V, V)$

那么:

$$\chi_A(\lambda) = \lambda^n - \text{tr}(A)\lambda^{n-1} + \dots + (-1)^{n-k} \left(\sum_{j_1 < \dots < j_{n-k}} A_{j_1, \dots, j_{n-k}}^{j_1, \dots, j_{n-k}} \right) \lambda^k + \dots + (-1)^n \det(A) \quad (1.4)$$

证明: 事实上, λ^k 项即是下面的行列式求和: $\sum_{j'_1 < \dots < j'_k} \begin{vmatrix} -a_{11} & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & -a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ -1 & \dots & \lambda & \dots & 0 & \dots & 1 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ -1 & \dots & 0 & \dots & \lambda & \dots & 1 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_{n1} & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & -a_{nn} \end{vmatrix}$ 其

中行列式的 j'_1, \dots, j'_k 列为仅在第 j_i 个元素为 λ , 其他位置都是 0 的列。

这是因为, 如果想要产生 λ^k , 那么求和中的每一项必须选取对角线上的 k 个元素; 同时, 如果在进一步展开中选取了 $-a_{ii}$ 而不是 λ , 那么会导致次数降低

$$\begin{aligned} & \begin{vmatrix} -a_{11} & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & -a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ -1 & \dots & \lambda & \dots & 0 & \dots & 1 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ -1 & \dots & 0 & \dots & \lambda & \dots & 1 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_{n1} & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & -a_{nn} \end{vmatrix} \\ \text{注意到:} & \\ & = (-1)^{(j'_1 + \dots + j'_k) + (j'_1 + \dots + j'_k)} \det(\text{diag}\{\lambda, \dots, \lambda\}) (-1)^{n-k} A_{j_1, \dots, j_{n-k}}^{j_1, \dots, j_{n-k}} \end{aligned}$$

这个结果只需要对 j'_1, \dots, j'_k 列展开即可得出, 其中 $(-1)^{n-k}$ 是将 $-a_{ij}$ 前面的负号提出去得到的, 而 j_1, \dots, j_{n-k} 是与 j'_1, \dots, j'_k 互补的有限序列

于是命题得证。 □

其推论是以下结论:

推论 1.1.6

设 F 是一个代数闭域, V 是一个 F 上的 n 维线性空间, $A \in \text{hom}(V, V)$

设 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 是 A 的特征值 ($\chi_A(\lambda)$ 中的重根按重数计算)

那么有:

$$\prod_{i=1}^n \lambda_i = \det(A) \quad (1.5)$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = \text{tr}(A) \quad (1.6)$$

证明: 对 $\chi_A(\lambda)$ 作唯一分解:

$$\begin{aligned} \chi_A(\lambda) &= \prod_{i=1}^n (\lambda - \lambda_i) \\ &= \lambda^n - (\lambda_1 + \dots + \lambda_n) \lambda^{n-1} + \dots + (-1)^n \prod_{i=1}^n \lambda_i \end{aligned}$$

结合前面的命题既得。 □

请注意: 这个命题必须要求 F 代数闭, 否则可能 $\chi_A(\lambda)$ 的根并非全体特征值, 而导致论证失效。

1.2 线性变换的对角标准型

1.2.1 对角标准型的定义

定义 1.2.1: 线性映射的对角标准型

设 V 是一个 F 上的一个线性空间, $\dim V = n < \aleph_0$

如果存在一个基 $\{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$, 使 A 在其上的矩阵 \mathbf{A} 是一个对角矩阵

那么我们称 \mathbf{A} 为 A 的对角标准型, 此时称 A 可对角化。

类似地, 我们可以定义矩阵的对角标准型

定义 1.2.2: 矩阵的对角标准型

设 $\mathbf{A} \in M_n(F)$, 如果存在 $\mathbf{P} \in GL_n(F)$ 和对角矩阵 $\mathbf{D} \in M_n(F)$, 使得

$$\mathbf{A} = \mathbf{P}^{-1} \mathbf{D} \mathbf{P}$$

那么我们称 \mathbf{D} 为 \mathbf{A} 的对角标准型, 此时称 \mathbf{A} 可对角化。

容易看出, 线性映射的对角标准型与矩阵的对角标准型是等价的。特别地, 如果认为 \mathbf{A}

是 $A \in \text{hom}(F^n, F^n)$ 在 $\{\mathbf{e}_i\}$ 下的矩阵, 那么容易发现: 其实 P^{-1} 的列向量就是 A 的特征向量。

1.2.2 线性变换可对角化的条件

观察对角矩阵的结构, 既得以下显然的条件:

定理 1.2.1: 线性映射可对角化的条件 (1)

设 V 是一个 F 上的一个线性空间, $\dim V = n < \aleph_0$

那么: $A \in \text{hom}(V, V)$ 可对角化 \Leftrightarrow 存在一个由 A 的特征向量组成的 V 的基

证明: $A \in \text{hom}(V, V)$ 可对角化

\Leftrightarrow 存在一个基 $\{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$, 使得 A 在其上的矩阵为 $\text{diag}\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$

$\Leftrightarrow A(\alpha_1, \dots, \alpha_n) = \text{diag}\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}(\alpha_1, \dots, \alpha_n)$

$\Leftrightarrow A(\alpha_1, \dots, \alpha_n) = (\lambda_1\alpha_1, \dots, \lambda_n\alpha_n)$

$\Leftrightarrow \lambda_i$ 是 A 的特征值, $\alpha_i \in V_{\lambda_i}$

\Leftrightarrow 存在一个由 A 的特征向量组成的 V 的基

□

推论 1.2.2: 线性映射可对角化的条件 (2)

1.3 线性变换的不变子空间

1.4 线性变换的最小多项式

1.5 幂零变换的 Jordan 标准型

1.6 线性变换的 Jordan 标准型