

回顾上节课内容:

1. 给定 $A \in M_n(\mathbb{C})$, 如果对 $\lambda \in \mathbb{C}$, 存在非零向量 $x \in \mathbb{C}^n$, 使得 $Ax = \lambda x$, 则称 λ 为 A (在 \mathbb{C} 上) 的一个**特征值**, 称非零向量 x 为 A 的一个属于特征值为 λ 的**特征向量**。 (λ, x) 称为**特征对**。
 2. $p_A(\lambda) = |\lambda I - A|$ 称为 A 的特征多项式。 λ_0 是 A 的特征值当且仅当 $p_A(\lambda_0) = 0$
 3. 向量 $x_0 \in \mathbb{C}^n$ 是 A 的属于 λ_0 的特征向量当且仅当 $x_0 \neq 0$ 且 $x_0 \in \mathcal{N}(\lambda_0 I_n - A)$.
 4. 线性映射视角看待矩阵可对角化: $A = X\Lambda X^{-1}$ 得到 $AX = X\Lambda$
- 令 $X = [x_1, \dots, x_n]$, $Ax_i = \lambda_i x_i$ 。 因此, \mathbb{R}^n 的一组基 x_1, \dots, x_n 满足 $Ax_i = \lambda_i x_i$

(d) 矩阵的特征值、特征向量与特征多项式的一些性质:

命题: 设 A 为 n 阶矩阵, 特征值为 $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{C}$ 。则

(1) 行列式=特征值之积, 即 $|A| = \lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n$.

(2) 迹=特征值之和, 即 $\text{trace}(A) = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n$.

(3) $p_A(\lambda) = \lambda^n - \text{trace}(A)\lambda^{n-1} + \dots + (-1)^n \det A$.

证明: 设 $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{C}$ 为 A 的特征值。

$$p_A(\lambda) = \lambda^n + a_{n-1}\lambda^{n-1} + \dots + a_0 = (\lambda - \lambda_1)(\lambda - \lambda_2) \dots (\lambda - \lambda_n).$$

$$p_A(0) = (-1)^n \lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n = (-1)^n |A|.$$

因此, $|A| = \lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_n$.

将 $p_A(\lambda) = \begin{vmatrix} \lambda - a_{11} & \cdots & -a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ -a_{n1} & \cdots & \lambda - a_{nn} \end{vmatrix}$ 沿第一行展开, 得到

$$\begin{aligned} p_A(\lambda) &= (\lambda - a_{11})(\lambda - a_{22}) \cdots (\lambda - a_{nn}) + (\text{次数} \leq n - 2 \text{的项}) \\ &= \lambda^n - (a_{11} + \cdots + a_{nn})\lambda^{n-1} + (\text{次数} \leq n - 2 \text{的项}) \end{aligned}$$

另一方面,

$$\begin{aligned} p_A(\lambda) &= (\lambda - \lambda_1)(\lambda - \lambda_2) \cdots (\lambda - \lambda_n) \\ &= \lambda^n - (\lambda_1 + \cdots + \lambda_n)\lambda^{n-1} + (\text{次数} \leq n - 2 \text{的项}) \end{aligned}$$

对比得知, $a_{11} + \cdots + a_{nn} = \lambda_1 + \cdots + \lambda_n$.

代数重数与几何重数:

π

$A \in M_n(\mathbb{C})$, 由代数学基本定理,

$p_A(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{n_1} (\lambda - \lambda_2)^{n_2} \dots (\lambda - \lambda_k)^{n_k}$, 其中 $\lambda_i \in \mathbb{C}$ 互不相同,

$n_1, \dots, n_k \geq 1, n_1 + \dots + n_k = n$.

$AM(\lambda_i) = n_i$ 称为特征值 λ_i 的**代数重数** (Algebraic Multiplicity)

$GM(\lambda_i) = \dim \mathcal{N}(\lambda_i I_n - A)$ 称为 λ_i 的**几何重数** (Geometric Multiplicity)

我们下小节会看到, 对任意特征值 λ , 总有 $GM(\lambda) \leq AM(\lambda)$

例:

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, p_Q(\lambda) = (\lambda - i)(\lambda + i).$$

$$AM(i) = GM(i) = 1, AM(-i) = GM(-i) = 1$$

实矩阵的复特征值与复特征向量:

命题: $A \in M_n(\mathbb{R})$. $\lambda_0 \in \mathbb{C} \setminus \mathbb{R}$. $(\lambda_0, \mathbf{x}_0)$ 为 A 的特征对。那么 $(\overline{\lambda_0}, \overline{\mathbf{x}_0})$ 也为 A 的特征对且 $AM(\lambda_0) = AM(\overline{\lambda_0})$, $GM(\lambda_0) = GM(\overline{\lambda_0})$.

证明: 由于 $A\mathbf{x}_0 = \lambda_0\mathbf{x}_0$, 取共轭得到 $\overline{A\mathbf{x}_0} = \overline{\lambda_0\mathbf{x}_0}$.

由于 A 为实矩阵, $\overline{A} = A$, 于是 $A\overline{\mathbf{x}_0} = \overline{\lambda_0}\overline{\mathbf{x}_0}$. 因此 $(\overline{\lambda_0}, \overline{\mathbf{x}_0})$ 也为 A 的特征对。

设 $n_0 = AM(\lambda_0)$, $n'_0 = AM(\overline{\lambda_0})$. 由于 A 为实矩阵, $p_A(\lambda) \in \mathbb{R}[\lambda]$ 为实多项式,

由 $p_A(\lambda) = (\lambda - \lambda_0)^{n_0}(\lambda - \overline{\lambda_0})^{n'_0} \dots$ 为实多项式, 得到 $n_0 = n'_0$

由于 $\mathcal{N}(\lambda_0 I - A)$ 的线性无关的向量 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_d$ 取共轭后得到线性无关的向量 $\overline{\mathbf{x}_1}, \dots, \overline{\mathbf{x}_d}$. 因此 $GM(\lambda_0) = GM(\overline{\lambda_0})$.

小结: 对于实矩阵, 复特征值成对出现。 “成对” 意思是:

(1) λ 是特征值则 $\overline{\lambda}$ 也是特征值

(2) λ 与 $\overline{\lambda}$ 的重数 (代数重数、几何重数) 相等

本节小结:

(1) A 可对角化: 有可逆矩阵 X 使得 $A = X\Lambda X^{-1}$, Λ 为对角阵

$$X = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n], A\mathbf{x}_i = \lambda_i \mathbf{x}_i$$

(2) 特征值和特征向量:

特征多项式 $\det(\lambda I_n - A) = 0$ 求特征值;

解方程 $(\lambda I_n - A)\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 求特征向量

(3) $|A| = \lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n$; $\text{trace}(A) = \lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_n$.

(4) 对于实矩阵, 复特征值成对出现

5.2 对角化和谱分解

主要内容:

- (a) 对角化和谱分解的定义
- (b) 可对角化的等价条件

(a) 对角化和谱分解的定义

对方阵 A ，如果存在可逆矩阵 $X \in M_n(\mathbb{C})$ 使得 $X^{-1}AX = \Lambda$ 为对角矩阵，则称 A 是（在 \mathbb{C} 上）**可对角化**的。

如果方阵 A, X, Λ 都是实矩阵，则称 A 在 \mathbb{R} 上可对角化。

当 A 可对角化时，分解 $A = X\Lambda X^{-1}$ 称为 A 的**谱分解**。

可对角化矩阵的方幂：

可对角化的矩阵容易计算矩阵的幂：

如果 A 可对角化，即有可逆矩阵 X 使得 $A = X\Lambda X^{-1}$ 。

那么， $A^2 = X\Lambda X^{-1}X\Lambda X^{-1} = X\Lambda^2 X^{-1}$ $A^k = X\Lambda^k X^{-1}$ 。

命题:

如果 $X^{-1}AX = \Lambda$, Λ 为对角矩阵, 那么 Λ 对角线元素为 A 的特征值。

证明: 设 $\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix}$

$$\begin{aligned} p_A(\lambda) &= |\lambda I - A| = |\lambda I - X\Lambda X^{-1}| = |X||\lambda I - \Lambda|X^{-1}| = |\lambda I - \Lambda| \\ &= (\lambda - \lambda_1) \cdots (\lambda - \lambda_n) \end{aligned}$$

从证明中看到, $X^{-1}AX$ 与 A 具有相同的特征多项式、特征值

例:

$0 \neq \mathbf{u} \in \mathbb{R}^2, \|\mathbf{u}\| = 1, P = \mathbf{u}\mathbf{u}^T$. P 为在 $\mathbb{R}\mathbf{u}$ 上的正交投影矩阵。

$P(\mathbf{u}) = \mathbf{u}$. 因此, \mathbf{u} 为特征值为1的特征向量。

取非零向量 $\mathbf{u}^\perp \perp \mathbf{u}$, 则 \mathbf{u}^\perp 为特征值为0的特征向量。

特征向量 $\mathbf{u}, \mathbf{u}^\perp$ 构成 \mathbb{R}^2 的一组标准正交基

$$P[\mathbf{u}, \mathbf{u}^\perp] = [\mathbf{u}, \mathbf{u}^\perp] \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

令 $X = [\mathbf{u}, \mathbf{u}^\perp] \in M_2(\mathbb{R})$, 得到 $PX = X \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, 即 $X^{-1}PX = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$.

例:

设 \mathcal{M} 为 \mathbb{R}^m 的子空间, $P_{\mathcal{M}}$ 为在子空间 \mathcal{M} 上的正交投影矩阵

取 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_r$ 为 \mathcal{M} 的一组标准正交基,

取 $\mathbf{x}_{r+1}, \dots, \mathbf{x}_m$ 为 \mathcal{M}^\perp 的一组标准正交基。

则 $P_{\mathcal{M}}\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i, 1 \leq i \leq r; P_{\mathcal{M}}\mathbf{x}_i = \mathbf{0}, r+1 \leq i \leq m.$

令 $X = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m], P_{\mathcal{M}}X = X \text{diag}(1, \dots, 1, 0, \dots, 0),$

即, $X^{-1}P_{\mathcal{M}}X = \text{diag}(1, \dots, 1, 0, \dots, 0).$

回顾:

$Q = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ 在 \mathbb{R} 上不可对角化, 在 \mathbb{C} 上可对角化

(b) 矩阵可对角化的等价条件

问题: 什么样的矩阵可以对角化?

矩阵可对角化的条件:

“有足够多” 线性无关的特征向量

两个版本: 粗略的版本和精细的版本



代数重数与几何重数

可对角化的等价条件—粗略版本

定理：

n 阶方阵 A 可对角化当且仅当 A 有 n 个线性无关特征向量。

证明：

如果 A 可对角化，则有可逆矩阵 X 使得 $X^{-1}AX = \Lambda$, $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$, λ_i 为 A 的特征值

$X = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n]$ 可逆, $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ 线性无关。

由 $X^{-1}AX = \Lambda$ 得到 $AX = X\Lambda$,

于是 $A\mathbf{x}_i = \lambda_i\mathbf{x}_i, 1 \leq i \leq n$. 即 X 的列向量为 A 的特征向量。

反之, 设 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ 为 A 的线性无关的特征向量, 特征值分别为 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$

令 $X = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n]$. X 为可逆方阵。

于是, $A[\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n] = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n] \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix}$. 因此, $X^{-1}AX = \Lambda$.

命题: (从属于不同特征值的特征向量线性无关)

设 $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ 为矩阵 A 互不相同的特征值, \mathbf{x}_i 分别为属于 λ_i 的特征向量, 那么 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k$ 线性无关。

证明:

以 $k = 3$ 为例。设有 c_1, c_2, c_3 使得

$$c_1 \mathbf{x}_1 + c_2 \mathbf{x}_2 + c_3 \mathbf{x}_3 = \mathbf{0}$$

分别作用 A, A^2 , 得到

$$c_1 \lambda_1 \mathbf{x}_1 + c_2 \lambda_2 \mathbf{x}_2 + c_3 \lambda_3 \mathbf{x}_3 = \mathbf{0}$$

$$c_1 \lambda_1^2 \mathbf{x}_1 + c_2 \lambda_2^2 \mathbf{x}_2 + c_3 \lambda_3^2 \mathbf{x}_3 = \mathbf{0}$$

由于 λ_i 互异, $\begin{bmatrix} 1 & \lambda_1 & \lambda_1^2 \\ 1 & \lambda_2 & \lambda_2^2 \\ 1 & \lambda_3 & \lambda_3^2 \end{bmatrix}$ 可逆。于是,

$$[c_1 \mathbf{x}_1, c_2 \mathbf{x}_2, c_3 \mathbf{x}_3] = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3] \begin{bmatrix} c_1 & & \\ & c_2 & \\ & & c_3 \end{bmatrix} = [\mathbf{0}, \mathbf{0}, \mathbf{0}].$$

由于 \mathbf{x}_i 非零, $c_i = 0$.

$$\text{我们得到 } [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3] \begin{bmatrix} c_1 & c_1 \lambda_1 & c_1 \lambda_1^2 \\ c_2 & c_2 \lambda_2 & c_2 \lambda_2^2 \\ c_3 & c_3 \lambda_3 & c_3 \lambda_3^2 \end{bmatrix} = [\mathbf{0}, \mathbf{0}, \mathbf{0}]$$

$$[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3] \begin{bmatrix} c_1 & & \\ & c_2 & \\ & & c_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \lambda_1 & \lambda_1^2 \\ 1 & \lambda_2 & \lambda_2^2 \\ 1 & \lambda_3 & \lambda_3^2 \end{bmatrix} = [\mathbf{0}, \mathbf{0}, \mathbf{0}]$$

应用:

如果 n 阶方阵 A 有 n 个互不相同特征值, 那么 A 可对角化。

证明:

每个特征值一定有一个特征向量。而分属于这 n 个互不相同特征值的特征向量线性无关, 因此, A 有 n 个线性无关特征向量。

问题: 如何判断 n 阶方阵 A 有 n 个互不相同特征值呢?

A 有 n 个互不相同特征值 $\Leftrightarrow p_A(\lambda)$ 无重根

$\Leftrightarrow p_A(\lambda)$ 与 $p'_A(\lambda)$ 没有公因子

例:

判断 $\begin{bmatrix} 5 & 1 & 4 \\ 0 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 9 \end{bmatrix}$ 是否可对角化?

可对角化, 因为它有3个互不相同的特征值5, 0, 9.

例:

$A = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 是否可对角化?

不可对角化。因为 A 的特征值为2, 代数重数为2,

如果 A 可对角化, 那么 $A = X2I_2X^{-1} = 2I_2$. 矛盾。

不可对角化的原因是: 几何重数 < 代数重数。

回顾：代数重数与几何重数：

设 $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ 分别为 A 互不相同的特征值，

$$p_A(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{n_1} \dots (\lambda - \lambda_k)^{n_k}, \quad n_1 + \dots + n_k = n.$$

$AM(\lambda_i) = n_i$ 为特征值 λ_i 代数重数

$GM(\lambda_i) = \dim \mathcal{N}(\lambda_i I_n - A)$ 为 λ_i 的几何重数

$GM(\lambda_i) =$ 属于特征值 λ_i 的线性无关的特征向量的个数。

代数重数v.s.几何重数:

命题:

对于特征值 λ_i , $GM(\lambda_i) \leq AM(\lambda_i)$, 即几何重数 \leq 代数重数。

证明:

设 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{d_i}$ 为特征子空间 $\mathcal{N}(\lambda_i I_n - A)$ 的一组基, $d_i = GM(\lambda_i)$,

将它们扩充为 \mathbb{C}^n 的一组基 $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{d_i}, \mathbf{u}, \dots, \mathbf{v}$.

$$A[\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{d_i}, \mathbf{u}, \dots, \mathbf{v}] = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{d_i}, \mathbf{u}, \dots, \mathbf{v}] \begin{bmatrix} \lambda_i I_{d_i} & B \\ 0 & A_1 \end{bmatrix}$$

令 $X = [\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_{d_i}, \mathbf{u}, \dots, \mathbf{v}]$. $X^{-1}AX$ 与 A 有相同的特征多项式。因此,

$$\begin{aligned} p_A(\lambda) &= \det \left(\lambda I_n - \begin{bmatrix} \lambda_i I_{d_i} & B \\ 0 & A_1 \end{bmatrix} \right) = \begin{vmatrix} (\lambda - \lambda_i) I_{d_i} & -B \\ 0 & \lambda I_{n-d_i} - A_1 \end{vmatrix} \\ &= (\lambda - \lambda_i)^{d_i} |\lambda I_{n-d_i} - A_1|. \end{aligned}$$

因此, $AM(\lambda_i) \geq d_i = GM(\lambda_i)$.

n 阶方阵 A , $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ 为 A 的特征值, 互不相同

特征值: $\lambda_1 \quad \lambda_2 \quad \dots \quad \lambda_k$

特征多项式 = $(\lambda - \lambda_1)^{n_1} (\lambda - \lambda_2)^{n_2} \dots (\lambda - \lambda_k)^{n_k}$

$$n = n_1 + n_2 + \dots + n_k$$

代数重数: $n_1 \quad n_2 \quad \dots \quad n_k$

几何重数: $d_1 \quad d_2 \quad \dots \quad d_k$

线性无关的特征向量总数 $d = d_1 + d_2 + \dots + d_k$

回顾: 方阵 A 可对角化 $\Leftrightarrow d = n$

(由于 $d_i \leq n_i$)

$$\Leftrightarrow d_i = n_i, \forall i$$

可对角化的等价条件—代数重数v.s.几何重数版本:

定理:

A 可对角化当且仅当对所有特征值 λ_i , $GM(\lambda_i) = AM(\lambda_i)$.

即每个特征值都是有足够多的线性无关的特征向量。

例:

$\mathbf{u}, \mathbf{v} \neq \mathbf{0}$, 讨论秩1矩阵 $A = \mathbf{u}\mathbf{v}^T = (u_i v_j)_{1 \leq i, j \leq n}$ 是否可对角化。

由于 A 的秩为1, $\dim \mathcal{N}(A) = n - \text{rank}(A) = n - 1$.

因此, 0 是 A 的特征值, $GM(0) = n - 1$.

$$\text{trace}(A) = u_1 v_1 + \cdots + u_n v_n = \mathbf{u}^T \mathbf{v}.$$

因为 $\text{trace}(A)$ 是 A 的特征值之和, 且 A 已有至少 $n - 1$ 特征值为 0,

$\mathbf{u}^T \mathbf{v}$ 也是 A 的特征值.

于是 A 的特征多项式 $p_A(\lambda) = \lambda^{n-1}(\lambda - \mathbf{u}^T \mathbf{v})$.

如果 $\mathbf{u}^T \mathbf{v} = 0$, $AM(0) = n$, A 不可对角化。

如果 $\mathbf{u}^T \mathbf{v} \neq 0$, $GM(0) = n - 1 = AM(0)$, $GM(\mathbf{u}^T \mathbf{v}) = AM(\mathbf{u}^T \mathbf{v}) = 1$, A 可对角化。

例:

形如 $J_n(\lambda_0) = \begin{bmatrix} \lambda_0 & 1 & & \\ & \lambda_0 & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & \lambda_0 \end{bmatrix}$ 的 n 阶方阵称为若尔当块 (Jordan block).

讨论 $J_n(\lambda_0)$ 是否可对角化。

$p_{J_n(\lambda_0)}(\lambda) = (\lambda - \lambda_0)^n$ 因此, $J_n(\lambda_0)$ 的特征值为 λ_0 , $AM(\lambda_0) = n$.

$$\lambda_0 I_n - J_n(\lambda_0) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & & \\ & 0 & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & 0 \end{bmatrix}$$

$$\dim \mathcal{N}(\lambda_0 I_n - J_n(\lambda_0)) = n - \text{rank} \left(\begin{bmatrix} 0 & 1 & & \\ & 0 & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & 0 \end{bmatrix} \right) = 1.$$

因此, 如果 $n \geq 2$, $J_n(\lambda_0)$ 不可对角化。

本节小结:

1. n 阶方阵可对角化 \Leftrightarrow 有 n 个线性无关的特征向量
2. 如果方阵有 n 个互异的特征值, 则可对角化
原因: 属于不同特征值的特征向量线性无关
3. A 可对角化当且仅当对所有特征值 λ_i , $GM(\lambda_i) = AM(\lambda_i)$.