

线性代数小班辅导 程阳

以下许多部分写得并不严谨，但是使用和考试会给出清楚的说明。

线性空间与线性映射

线性空间：线性空间是定义在给定数域上的满足八条运算法则的集合。子空间：对加法和数乘封闭的给定线性空间的子集。

向量：如果在线性空间 V 中存在 n 个线性无关的向量，但任意 $n + 1$ 个向量都线性相关，则称任意 n 个线性无关的向量为线性空间 V 的**一组基 (basis)**，称 n 为线性空间 V 的**维数 (dimension)**，记作 $\dim_F V = n$ 。

从而，在给定一组基向量的表示下，线性空间中的任意向量都可以唯一地表示为基向量的线性组合，如：

$$\boldsymbol{v} = a_1 \boldsymbol{e}_1 + a_2 \boldsymbol{e}_2 + \cdots + a_n \boldsymbol{e}_n = (\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \cdots, \boldsymbol{e}_n) \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} = (\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \cdots, \boldsymbol{e}_n) \boldsymbol{x}$$

其中 $\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \cdots, \boldsymbol{e}_n$ 为基向量， a_1, a_2, \cdots, a_n 为系数， \boldsymbol{x} 为系数向量。

过渡矩阵：设线性空间 V 的两个基分别为 $\{\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \cdots, \boldsymbol{e}_n\}$ 和 $\{\boldsymbol{f}_1, \boldsymbol{f}_2, \cdots, \boldsymbol{f}_n\}$ ，则存在唯一的非奇异矩阵 P ，使得

$$(\boldsymbol{f}_1, \boldsymbol{f}_2, \cdots, \boldsymbol{f}_n) = (\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \cdots, \boldsymbol{e}_n) P$$

该矩阵 P 称为从基 $\{\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \cdots, \boldsymbol{e}_n\}$ 到基 $\{\boldsymbol{f}_1, \boldsymbol{f}_2, \cdots, \boldsymbol{f}_n\}$ 的**过渡矩阵 (transition matrix)**。在该过渡矩阵下，向量 \boldsymbol{v} 在两组基下的坐标向量 \boldsymbol{x} 和 \boldsymbol{y} 满足关系：

$$\boldsymbol{v} = (\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \cdots, \boldsymbol{e}_n) \boldsymbol{x} = (\boldsymbol{f}_1, \boldsymbol{f}_2, \cdots, \boldsymbol{f}_n) \boldsymbol{y} = (\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \cdots, \boldsymbol{e}_n) P \boldsymbol{y}$$

即

$$\boldsymbol{x} = P \boldsymbol{y}$$

线性映射的表示矩阵：设 V_1, V_2 是数域 F 上的线性空间， $\sigma : V_1 \rightarrow V_2$ 是从 V_1 到 V_2 的线性映射。设 $\{\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \cdots, \boldsymbol{e}_n\}$ 是 V_1 的一组基， $\{\boldsymbol{f}_1, \boldsymbol{f}_2, \cdots, \boldsymbol{f}_m\}$ 是 V_2 的一组基，则存在唯一的 $m \times n$ 矩阵 A ，使得

$$(\sigma(e_1), \sigma(e_2), \dots, \sigma(e_n)) = (f_1, f_2, \dots, f_m)A$$

该矩阵 A 称为线性映射 σ 在基 $\{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 和 $\{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 下的**表示矩阵 (representation matrix)**。

基变换下的表示矩阵：设线性空间 V_1, V_2 的两个基分别为 $\{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 和 $\{e'_1, e'_2, \dots, e'_n\}$, $\{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 和 $\{f'_1, f'_2, \dots, f'_m\}$, 设从基 $\{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 到基 $\{e'_1, e'_2, \dots, e'_n\}$ 的过渡矩阵为 P , 从基 $\{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 到基 $\{f'_1, f'_2, \dots, f'_m\}$ 的过渡矩阵为 Q , 则线性映射 $\sigma: V_1 \rightarrow V_2$ 在两组基下的表示矩阵 A 和 B 满足关系:

$$B = Q^{-1}AP$$

而如果对于线性变换 $T: V \rightarrow V$, 则有:

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

线性映射和矩阵之间存在双射的关系, 本质上也是线性映射构成空间的同构。

基变换下的线性映射坐标：设线性空间 V_1, V_2 的基向量分别为 $\{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 和 $\{f_1, f_2, \dots, f_m\}$, 考虑线性映射 $\sigma: V_1 \rightarrow V_2$, 设 $v \in V_1$ 在基 $\{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 下的坐标向量为 x , 则 $\sigma(v)$ 在基 $\{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 下的坐标向量为 Ax , 其中 A 是线性映射 σ 在基 $\{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 和 $\{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 下的表示矩阵。

例题1：定义 $M_2(\mathbb{R})$ 上线性变换 $T: M_2(\mathbb{R}) \rightarrow M_2(\mathbb{R})$ 满足 $T(A) = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} A \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$, 则 T 在下面这组基下的表示矩阵是多少?

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

例题2：设 $V = \mathbb{R}^3$, σ 为 V 上的线性变换, 设 σ 在基 $\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$ 下的矩阵为 $A = \begin{pmatrix} 2 & -2 & 0 \\ -2 & 1 & -2 \\ 0 & -2 & 0 \end{pmatrix}$, σ 在另一组基下的矩阵为 $\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix}$, 则这组基是多少?

例题3: 设 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 是 3 维线性空间 V 的一个基, σ 是 V 上的线性变换, 已知

$$\sigma(\alpha_1) = -\alpha_1 + 2\alpha_2 + 2\alpha_3, \quad \sigma(\alpha_2) = 2\alpha_1 - \alpha_2 - 2\alpha_3, \quad \sigma(\alpha_3) = 2\alpha_1 - 2\alpha_2 - \alpha_3,$$

(1) 求线性变换 σ 在基 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 下的矩阵;

(2) 设由基 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 到基 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 的过渡矩阵为 $P = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$, 向量 γ 在基 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 下的坐标是 $X = (0, -1, 2)^T$, 求 $\sigma(\gamma)$ 在基 $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 下的坐标。

线性映射的确定: 设 $\sigma \in L(V_1, V_2)$, $\dim V_1 = n$, $\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_n$ 是 V_1 的一组基, 则 V_1 中任一向量 $\vec{\alpha}$ 的像 $\sigma(\vec{\alpha})$ 由基的像 $\sigma(\vec{\alpha}_1), \sigma(\vec{\alpha}_2), \dots, \sigma(\vec{\alpha}_n)$ 所完全确定。

线性映射的Image: 设 σ 是线性空间 V_1 到 V_2 的线性映射, V_1 中向量在 σ 的作用下全体象的集合称为 σ 的**像(值域)**, 记为

$$\text{Im } \sigma = \sigma(V_1) = \{\sigma(\vec{\alpha}) \mid \vec{\alpha} \in V_1\} \subseteq V_2$$

$\text{Im } \sigma$ 是 V_2 的线性子空间, 故称 $\text{Im } \sigma$ 为 σ 的**像空间**。对于像空间的维数, 称为线性映射的**秩(rank)**, 记为 $\text{rank } \sigma = \dim_F(\text{Im } \sigma)$ 。其实也等于表示矩阵的秩, 即 $\text{rank } \sigma = \text{rank } A = \dim_F(\text{Im } \sigma) = \dim_F(C(A))$ 。

线性映射的Kernel: 设 σ 是线性空间 V_1 到 V_2 的线性映射, V_1 中所有被映射到零向量的向量的集合称为 σ 的**核(null space)**, 记为

$$\text{Ker } \sigma = \{\vec{\alpha} \in V_1 \mid \sigma(\vec{\alpha}) = \vec{0}\} \subseteq V_1$$

$\text{Ker } \sigma$ 是 V_1 的线性子空间, 故称 $\text{Ker } \sigma$ 为 σ 的**核空间**。对于核空间的维数, 称为线性映射的**零度(nullity)**, 记为 $\text{nullity } \sigma = \dim_F(\text{Ker } \sigma)$ 。其实也等于表示矩阵的零度, 即 $\text{nullity } \sigma = n - \text{rank } A = \dim_F(\text{Ker } \sigma) = \dim_F(N(A))$ 。

维数定理: 设 $\sigma: V_1 \rightarrow V_2$ 是数域 F 上的线性空间 V_1 到 V_2 的线性映射, 且 $\dim_F V_1 = n < \infty$, 则有

$$\dim_F(\text{Ker } \sigma) + \dim_F(\text{Im } \sigma) = n = \dim_F V_1$$

同构: 设 V_1 与 V_2 是数域 F 上的两个线性空间, 如果存在从 V_1 到 V_2 的一个双射满足:

$$(1) \forall \vec{\alpha}, \vec{\beta} \in V_1, \text{ 则 } \varphi(\vec{\alpha} + \vec{\beta}) = \varphi(\vec{\alpha}) + \varphi(\vec{\beta}),$$

$$(2) \forall \vec{\alpha} \in V_1, k \in F, \text{ 则 } \varphi(k\vec{\alpha}) = k\varphi(\vec{\alpha}),$$

则称 φ 是线性空间的**同构(isomorphism)**, 称 V_1 同构于(isomorphic to) V_2 , 记为 $V_1 \cong V_2$ 。同构具有许多性质：(1) 保零元；(2) 保逆元；(3) 保线性相关性；(4) 保维数。其实同构还是等价关系，自反、对称、传递。

尤其需要知道的是，有限维实空间 V (欧氏空间) 同构于 \mathbb{R}^n 当且仅当 $\dim_{\mathbb{R}} V = n$ 。

子空间与直和：子空间首先是给定线性空间的子集，然后判断其是否对加法和数乘封闭，从而构成线性空间。设 V 是数域 F 上的线性空间， W_1, W_2 是 V 的子空间，则称 $W_1 + W_2 = \{\vec{w}_1 + \vec{w}_2 \mid \vec{w}_1 \in W_1, \vec{w}_2 \in W_2\}$ 为 W_1 与 W_2 的**和**。如果 $W_1 \cap W_2 = \{\vec{0}\}$ ，则称 $W_1 + W_2$ 为 W_1 与 W_2 的**直和(direct sum)**，记为 $W_1 \oplus W_2$ 。

直和的等价表述：设 V_1, V_2, \dots, V_m 是 V 的子空间. 则下列叙述等价

- (1) $V_1 + V_2 + \dots + V_m$ 是直和;
- (2) 零向量表示法唯一, 即若 $\mathbf{0} = \alpha_1 + \dots + \alpha_m$, 且 $\alpha_i \in V_i$, 则 $\alpha_1 = \dots = \alpha_m = \mathbf{0}$;
- (3) 对任意 i , $V_i \cap \sum_{j \neq i} V_j = \mathbf{0}$;
- (4) $\dim(V_1 + \dots + V_m) = \dim V_1 + \dots + \dim V_m$.

基扩张定理：设 V 是数域 F 上的线性空间， W 是 V 的子空间， W 中的线性无关组 $\{\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_k\}$ 可扩展为 V 的一组基 $\{\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_k, \vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \dots, \vec{\beta}_m\}$ 。

维数公式：设 V 是数域 F 上的线性空间， W_1, W_2 是 V 的子空间，则有

$$\dim_F(W_1 + W_2) = \dim_F W_1 + \dim_F W_2 - \dim_F(W_1 \cap W_2)$$

像空间和核空间的直和：设 $\sigma : V \rightarrow V$ 是数域 F 上的线性空间 V 到自身的线性变换，则有

$$V = \text{Im } \sigma \oplus \text{Ker } \sigma$$

例题4：设 V_1, V_2 是 \mathbb{R}^4 的子空间. 其中

$$V_1 = \text{span}(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) = \text{span} \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix} \right),$$

$$V_2 = \text{span}(\beta_1, \beta_2, \beta_3) = \text{span} \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \right).$$

求 $V_1 \cap V_2$ 的一组基.

解：首先求解矩阵 A_1 ，使得 $V_1 = N(A_1)$ 。考虑齐次线性方程组

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \mathbf{0}.$$

利用初等行变换

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

所以解为 $(x_1, x_2, x_3, x_4)^T = c_1(1, 1, -2, 1)^T, c_1 \in \mathbb{R}$ 。若记 $A_1 = (1, 1, -2, 1)$ ，则 $V_1 = N(A_1)$ 。同理，对 V_2 ，存在 B_2 ，使得 $V_2 = N(B_2)$ 。因为齐次线性方程组

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -1 \\ 1 & 3 & 3 & 1 \\ 2 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \mathbf{0}.$$

的解为 $(x_1, x_2, x_3, x_4)^T = c_2(0, -1, 1, 0)^T, c_2 \in \mathbb{R}$ ，记 $A_2 = (0, -1, 1, 0)$ ，则 $V_2 = N(A_2)$ 。

$$V_1 \cap V_2 = N(A_1) \cap N(A_2) = N \begin{pmatrix} A_1 \\ A_2 \end{pmatrix} = \text{span} \left(\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right).$$

例题5：设 n 阶方阵 A 满足 $r(A) + r(I_n - A) = n$. 则 A 是幂等阵.

证明：令 $V_1 = C(A), V_2 = C(I_n - A)$. 则有 $V_1 + V_2 = \mathbb{K}^n$ ，这是因为对任意 n 维列向量 \mathbf{x} ，我们有 $\mathbf{x} = A\mathbf{x} + (I_n - A)\mathbf{x}$. 接下来由维数公式 $\dim(V_1 + V_2) = \dim V_1 + \dim V_2 - \dim(V_1 \cap V_2)$ ，和题设 $\dim V_1 + \dim V_2 = r(A) + r(I_n - A) = n$ 可知 $V_1 \cap V_2 = \mathbf{0}$. 因为

$$C(A(I_n - A)) \subseteq C(A) = V_1,$$

$$C(A(I_n - A)) = C((I_n - A)A) \subseteq C(I_n - A) = V_2,$$

可知

$$C(A(I_n - A)) \subseteq V_1 \cap V_2,$$

即 $C(A(I_n - A)) = \mathbf{0}$, 也就是 $A(I_n - A) = O$. 所以 A 是幂等阵.

线性相关

主要是几个反证法的例题

例题6: 对向量组 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$, 证明: 其中任意 s 个向量均线性无关的充要条件是方程

$$x_1\alpha_1 + \dots + x_n\alpha_n = 0$$

的任一解均至少有 $s + 1$ 个非零分量。

例题7: 设 A 是 $m \times n$ 矩阵, β 是 m 维非零列向量, 已知 β 是非齐次线性方程组 $Ax = b$ 的一个解, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ 是导出组 $Ax = 0$ 的基础解系, 试证明

(1) $\beta, \beta + \alpha_1, \beta + \alpha_2, \dots, \beta + \alpha_r$ 线性无关;

(2) $Ax = b$ 的解集合的极大线性无关组含有 $r + 1$ 个向量。

相似对角化

判断和计算矩阵是否相似对角化的一般步骤如下:

(1) 计算矩阵 $A \in M_n(\mathbb{K})$ 的特征多项式 $p_A(\lambda) = \det(\lambda I_n - A)$;

(2) 求 $p_A(\lambda)$ 的根。若不是所有根都在 \mathbb{K} 中, 则 A 不可对角化;

(3) 设 $p_A(\lambda)$ 的所有根都在 \mathbb{K} 中。若存在一个特征值 λ 使得 λ 的几何重数不等于代数重数, 则 A 不可对角化;

(4) 设 $p_A(\lambda)$ 的所有根都在 \mathbb{K} 中且对于每一个特征值都有其几何重数等于代数重数。则 A 可对角化。

设 $\lambda_1, \dots, \lambda_s$ 是 A 的所有互不相同的特征值。对于 $1 \leq i \leq s$, 取特征子空间 V_{λ_i} 的一组基

$\{\mathbf{x}_{i1}, \dots, \mathbf{x}_{im_i}\}$, 其中 $m_i = \dim V_{\lambda_i}$ 。令

$$P = (\mathbf{x}_{11}, \dots, \mathbf{x}_{1m_1}, \mathbf{x}_{21}, \dots, \mathbf{x}_{2m_2}, \dots, \mathbf{x}_{s1}, \dots, \mathbf{x}_{sm_s}).$$

则

$$P^{-1}AP = \text{diag}(\lambda_1 I_{m_1}, \lambda_2 I_{m_2}, \dots, \lambda_s I_{m_s}).$$

可对角化的三大充要条件： 设 $A \in M_n(\mathbb{K})$ ，则下列可对角化的等价表述：

(1) A 可相似对角化；

(2) A 有 n 个线性无关的特征向量；

(3) 对于 A 的落在数域 F 上的每一个特征值，其几何重数等于代数重数。

(4) 设 φ 是 n 维线性空间 V 上的线性变换且 $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ 是 φ 的所有互不相同的特征值，则 φ 是可对角化的当且仅当

$$V = V_{\lambda_1} + \dots + V_{\lambda_k} = V_{\lambda_1} \oplus \dots \oplus V_{\lambda_k}.$$

例题8： 设 A 是域 \mathbb{K} 上的 n 阶幂等阵，则 A 可对角化。

证明：设 λ 是 A 的一个特征值，因为 $A^2 = A$ ，有 $\lambda^2 - \lambda = 0$ 。于是 $\lambda = 0$ 或 1 ，对应的特征子空间为 V_0 和 V_1 。它们分别是齐次线性方程组 $(-A)\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 和 $(I_n - A)\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 的解空间。于是

$$\dim V_0 = n - r(-A), \quad \dim V_1 = n - r(I_n - A).$$

另外，由 $A(I_n - A) = 0$ 可知 $r(A) + r(I_n - A) \leq n$ 。所以

$$\dim V_0 + \dim V_1 \geq n.$$

进一步可知上式中等号成立。即 A 有完全特征向量系，所以 A 可对角化。

例题9： Lucas 数列的定义为： $L_1 = 1, L_2 = 3, L_{n+2} = L_{n+1} + L_n, n \geq 1$ 。

(i) 令 $\mathbf{x}_n = \begin{pmatrix} L_n \\ L_{n+1} \end{pmatrix} (n \geq 1)$ ，给出 \mathbf{x}_n 与 \mathbf{x}_{n+1} 满足的关系式。

(ii) 利用 (i) 的结果，求 Lucas 数列的通项公式。

例题10: 设 $A = (a_{ij})_{3 \times 3}$ 为可逆矩阵, B 是 3 阶矩阵满足 $BA = \begin{pmatrix} a_{11} & -a_{13} & -4a_{12} \\ a_{21} & -a_{23} & -4a_{22} \\ a_{31} & -a_{33} & -4a_{32} \end{pmatrix}$, 则 B 的全部特征值是?

谱分解定理: 实对称阵可正交对角化

Schmidt 正交化过程: 设 V 是实数域 \mathbb{R} 上的内积空间, $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n\}$ 是 V 中的一组线性无关向量, 则可按如下步骤构造出 V 中的一组正交向量组 $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n\}$:

(1) 令 $\mathbf{u}_1 = \mathbf{v}_1$;

(2) 对 $k = 2, 3, \dots, n$, 令

$$\mathbf{u}_k = \mathbf{v}_k - \sum_{j=1}^{k-1} \frac{\langle \mathbf{v}_k, \mathbf{u}_j \rangle}{\langle \mathbf{u}_j, \mathbf{u}_j \rangle} \mathbf{u}_j.$$

QR 分解: 设 A 是 $m \times n$ 矩阵, 且 $r(A) = n$, 则存在 $m \times m$ 正交矩阵 Q 和 $m \times n$ 上三角矩阵 R , 使得 $A = QR$.

例题10: 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$, 求矩阵 A 的 QR 分解.

谱分解: 设 A 是一个 n 阶实对称矩阵. 则存在一个 n 阶正交矩阵 Q 使得 $Q^T A Q$ 是一个对角阵, 且其主对角线元素为 A 的所有特征值.

正交对角化的步骤:

(1) 计算 A 的特征多项式 $p_A(\lambda) = |\lambda I - A|$, 并求出 A 的所有互不相同的特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_t$;

(2) 对每个 $1 \leq i \leq t$, 求线性方程组 $(\lambda_i I - A)\mathbf{x} = 0$ 的一个基础解系, 即特征子空间 V_{λ_i} 的一组基, 再用 Gram-Schmidt 正交化方法, 得到 V_{λ_i} 的一组标准正交基 $\{\gamma_{i1}, \dots, \gamma_{im_i}\}$;

(3) 令 $Q = (\gamma_{11}, \dots, \gamma_{1m_1}, \dots, \gamma_{t1}, \dots, \gamma_{tm_t})$. 则 Q 是正交矩阵, 且

$$Q^T A Q = \begin{pmatrix} \lambda_1 I_{m_1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 I_{m_2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_t I_{m_t} \end{pmatrix}.$$

例11: 设 $A = \begin{pmatrix} 4 & 2 & 2 \\ 2 & 4 & 2 \\ 2 & 2 & 4 \end{pmatrix}$. 求正交矩阵 Q 使得 $Q^T A Q$ 是一个对角阵.

解: 首先解得 A 的特征值为 $\lambda_1 = 8, \lambda_2 = 2$. λ_1 对应的特征向量为 $\alpha_1 = (1, 1, 1)^T$. λ_2 对应的特征向量

$$\alpha_2 = (-1, 1, 0)^T, \quad \alpha_3 = (-1, 0, 1)^T.$$

对它们用 Gram-Schmidt 正交化可得正交向量组 $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$. 故

$$Q = (\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 & \frac{2}{\sqrt{6}} \end{pmatrix}, \quad Q^T A Q = \begin{pmatrix} 8 & & \\ & 2 & \\ & & 2 \end{pmatrix}.$$

看起来复杂一点的谱分解: 设 A 是一个 n 阶实方阵. 则 A 是对称矩阵 $\iff A$ 可正交对角化 $\iff A = \lambda_1 E_1 + \cdots + \lambda_s E_s$, 其中 $\lambda_1, \dots, \lambda_s$ 是互不相同的实数, E_1, \dots, E_s 是实对称阵, 且满足

$$E_i^2 = E_i, \quad E_i E_j = 0, \quad i \neq j, \quad E_1 + \cdots + E_s = I_n.$$

设 A 是一个 n 阶实对称矩阵. 则 $A = Q \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n) Q^T$, 其中 $Q = (\gamma_1, \dots, \gamma_n)$ 是一个正交矩阵. 于是 $\{\gamma_1, \dots, \gamma_n\}$ 是欧氏空间 \mathbb{R}^n 的一组标准正交基, 并得到 A 的分解式

$$A = (\gamma_1, \dots, \gamma_n) \text{diag}\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\} \begin{pmatrix} \gamma_1^T \\ \vdots \\ \gamma_n^T \end{pmatrix} = \lambda_1 \gamma_1 \gamma_1^T + \cdots + \lambda_n \gamma_n \gamma_n^T.$$

例12: 设 A, B 是 n 阶正定矩阵, 则 AB 正定当且仅当 $AB = BA$.

证明: 必要性显然. 现证明充分性. 若 $AB = BA$, 则 AB 是实对称阵. 因为 A 正定, 存在可逆矩阵 C 使得

$$A = C^T C.$$

于是 $AB = C^T CB$ 与 $(C^T)^{-1}(C^T CB)C^T = CBC^T$ 相似. 又因为 CBC^T 是实对称阵, 而且与 B 相合, 由 B 正定可知 CBC^T 也正定. 所以 CBC^T 的特征值都是正实数. 故 AB 的特征值也都是正实数, 所以 AB 正定.

二次型与谱分解的应用

例题13: 设 $A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{12} & a_{22} & a_{23} \\ a_{13} & a_{23} & a_{33} \end{pmatrix}$ 是实对称阵, 满足 $a_{11} + a_{22} + a_{33} = 2, AB = 0$, 其中 $B = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$, 令 $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}$, $f(x_1, x_2, x_3) = \mathbf{x}^T A \mathbf{x}$ 是相应实二次型.

- (i) 用正交替换 (主轴化) 方法将 $f(x_1, x_2, x_3)$ 化成标准形, 并求相应可逆线性替换;
- (ii) 求矩阵 A ;
- (iii) 方程 $f(x_1, x_2, x_3) = 1$ 表示什么曲面?

例题14: 设 A 是一个 n 阶可逆实矩阵.

- (i) 证明: AA^T 与 $A^T A$ 均为正定矩阵.

- (ii) 求矩阵 $M = \begin{pmatrix} 0 & A^T \\ A & 0 \end{pmatrix}$ 的正负惯性指数.

- (iii) 证明矩阵 A 可分解为一个正交矩阵 Q 与一个正定矩阵 S 的乘积, 即 $A = QS$.

例题15: $x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 + 4x_1x_2 + 4x_1x_3 - 4x_2x_3 = 1$ 表示的二次曲面是_____。

正定矩阵和半正定矩阵：在谱分解视角下看

对于我们考虑的正定与否的问题，通常只需要对实对称矩阵正交对角化，通过观察其对角元的正负即可完成判断。

但仍有传统判定的定理：

1. 一个 n 阶实对称矩阵 A 是正定的当且仅当 A 的所有顺序主子式都大于零。
2. 一个 n 阶实对称矩阵 A 是正定的当且仅当 A 的所有主子式都大于零。
3. 设 A 是一个 n 阶正定阵. 则 A 的主对角线元素都大于零. 而且 A 中绝对值最大的元素仅在主对角线上.
4. 一个 n 阶实对称矩阵 A 是半正定的当且仅当 A 的所有主子式都大于等于零。

尤其需要注意的是：

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}$$

的顺序主子式都是零, 但 A 显然不是半正定的.

例题16： 设 A 为任意 n 阶实反对称矩阵（即 $A^T = -A$ ），试证明 $I - A^2$ 是正定矩阵.

例题17： 一个 n 阶实对称矩阵 A 是半正定的当且仅当对于任意一个正实数 λ , $\lambda I_n + A$ 是正定的。

奇异值分解 SVD

定义： 设 A 是 $m \times n$ 实矩阵. 若存在非负实数 σ 和非零实向量 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 和 $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$ 使得

$$A\mathbf{x} = \sigma\mathbf{y}, \quad A^T\mathbf{y} = \sigma\mathbf{x},$$

则称 σ 是 A 的奇异值, \mathbf{x}, \mathbf{y} 分别称为 A 关于 σ 的右奇异向量和左奇异向量.

这个定义的来源要源于约束下的多元函数的极值，你们在多元微积分中会学到的拉格朗日乘子法。

奇异值分解的定理： 设 A 是一个 $m \times n$ 实矩阵. 则存在 m 阶正交矩阵 P 与 n 阶正交矩阵 Q 使得

$$P^T A Q = \begin{pmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{或} \quad A = P \begin{pmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} Q^T,$$

其中 $S = \text{diag}\{\sigma_1, \dots, \sigma_r\}$, $r = r(A)$, $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ 是 A 的所有非零奇异值.

奇异值分解的执行步骤:

(1) 求出半正定矩阵 $A^T A$ 的正交相似标准形, 即求 n 阶正交矩阵 Q 使得

$$Q^T A^T A Q = \text{diag}\{\lambda_1, \dots, \lambda_r, 0, \dots, 0\},$$

其中 $r = r(A)$, $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_r > 0$ 是 $A^T A$ 的正特征值.

(2) 记 $Q = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$. 令

$$\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}, \quad \beta_i = \frac{1}{\sigma_i} A \alpha_i, \quad 1 \leq i \leq r.$$

(3) 将 β_1, \dots, β_r 扩充成 \mathbb{R}^m 一组标准正交基

$$\{\beta_1, \dots, \beta_r, \beta_{r+1}, \dots, \beta_m\}.$$

令 $P = (\beta_1, \dots, \beta_m)$. 则 $A = P \begin{pmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} Q^T$, 其中 $S = \text{diag}\{\sigma_1, \dots, \sigma_r\}$.

例题18: 求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 5 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$ 的奇异值分解.

解: 计算可得,

$$A^T A = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 6 \\ 2 & 5 & 12 \\ 6 & 12 & 30 \end{pmatrix}$$

将 $A^T A$ 正交对角化, 求得正交矩阵

$$Q = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{30}} & \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{2}{\sqrt{30}} & -\frac{1}{\sqrt{5}} & \frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{5}{\sqrt{30}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{6}} \end{pmatrix}$$

使得 $Q^T A^T A Q = \text{diag}(36, 1, 0)$. 记 $Q = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$, 令

$$\sigma_1 = 6, \quad \beta_1 = \frac{1}{6}A\alpha_1 = \frac{1}{\sqrt{30}}(5, 1, 2)^T$$

$$\sigma_2 = 1, \quad \beta_2 = A\alpha_2 = \frac{1}{\sqrt{5}}(0, 2, -1)^T$$

再取 $\beta_3 = \frac{1}{\sqrt{6}}(-1, 1, 2)^T$ 使得 $\{\beta_1, \beta_2, \beta_3\}$ 是 \mathbb{R}^3 的一组标准正交基。令 $P = (\beta_1, \beta_2, \beta_3)$ 。则得到 A 的奇异值分解为

$$A = P \begin{pmatrix} 6 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} Q^T$$

简化版的奇异值分解： 设 $A = P\Sigma Q^T$ 是 A 的奇异值分解且 $r = r(A)$, 即 P 与 Q 分别是 m 与 n 阶正交矩阵, 且

$$\Sigma = \begin{pmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \in M_{m,n}(\mathbb{R}),$$

其中 $S = \text{diag}\{\sigma_1, \dots, \sigma_r\}$, $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ 是 A 的所有非零奇异值. 记

$$P = (\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_m), \quad Q = (\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n),$$

令 $P_r = (\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_r)$ 是 $m \times r$ 矩阵, $Q_r = (\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_r)$ 是 $n \times r$ 矩阵, 则

$$A = P_r S Q_r^T = \sigma_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^T + \dots + \sigma_r \mathbf{u}_r \mathbf{v}_r^T.$$

例题19： 给定 n 阶可逆矩阵 A 及线性方程组 $Ax = b$, $A\tilde{x} = \tilde{b}$ 。求证：

$$\frac{\|x - \tilde{x}\|}{\|x\|} \leq \frac{\sigma_1}{\sigma_n} \frac{\|b - \tilde{b}\|}{\|b\|},$$

其中 σ_1, σ_n 分别为 A 的最大和最小奇异值。

证明： 设 $\Delta x = x - \tilde{x}$, $\Delta b = b - \tilde{b}$ 。由题意知：

$$A\Delta x = \Delta b \implies \Delta x = A^{-1}\Delta b$$

同时有：

$$b = Ax$$

根据矩阵范数的定义及其与向量范数的相容性：

1. 从 $\Delta x = A^{-1}\Delta b$ 可得：

$$\|\Delta x\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|\Delta b\|$$

2. 从 $b = Ax$ 可得：

$$\|b\| \leq \|A\| \cdot \|x\| \implies \frac{1}{\|x\|} \leq \frac{\|A\|}{\|b\|}$$

将上述两个不等式左边与左边、右边与右边分别相乘：

$$\frac{\|\Delta x\|}{\|x\|} \leq \|A\| \cdot \|A^{-1}\| \frac{\|\Delta b\|}{\|b\|}$$

在 L_2 范数下，已知：

- $\|A\|_2 = \sigma_1$
- $\|A^{-1}\|_2 = \frac{1}{\sigma_{\min}(A)} = \frac{1}{\sigma_n}$

代入上式得：

$$\frac{\|x - \tilde{x}\|}{\|x\|} \leq \frac{\sigma_1}{\sigma_n} \frac{\|b - \tilde{b}\|}{\|b\|}$$

正交补和正交投影

正交和： 设 V_1, V_2, \dots, V_s 是欧氏空间 V 的子空间, 且两两正交. 则

$$V_1 + V_2 + \dots + V_s = V_1 \oplus V_2 \oplus \dots \oplus V_s.$$

还有**定理**： 设 U 是欧氏空间 V 的一个子空间. 则 $V = U \oplus U^\perp$, 而且 U 的任意一组标准正交基可以扩充为 V 的一组标准正交基. (正交基版本的基扩张)

正交补和四个子空间： 设 A 是一个 $m \times n$ 实矩阵. 则有

$$N(A)^\perp = C(A^T) \subseteq \mathbb{R}^n;$$

$$C(A)^\perp = N(A^T) \subseteq \mathbb{R}^m.$$

这是因为齐次方程组 $A\mathbf{x} = 0$ 的任意解向量 \mathbf{x} 与 A 的所有行向量正交. A 对应的线性映射 $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ 将 $N(A)$ 映射到零空间, 将 $C(A^T)$ 映射到 $C(A)$.

正交投影：设 $V = V_1 \perp V_2 \perp \cdots \perp V_k$. 则对任意 $\alpha \in V$, 存在唯一分解

$$\alpha = \alpha_1 + \cdots + \alpha_k, \quad \alpha_i \in V_i.$$

类似的定义 V 上的线性变换 $\pi_i : V \rightarrow V, \pi_i(\alpha) = \alpha_i$. 称为 V 到 V_i 的正交投影. 则 π_i 满足

$$\pi_i^2 = \pi_i, \quad \pi_1 + \cdots + \pi_k = \text{Id}_V.$$

正交投影的表示矩阵：考虑欧氏空间 \mathbb{R}^n . 设 $U \subset \mathbb{R}^n$ 是一个子空间, $\{\alpha_1, \cdots, \alpha_m\}$ 是 U 的一组标准正交基. 则对任意 $\alpha \in \mathbb{R}^n$,

$$\pi_U(\alpha) = (\alpha_1^T \alpha) \alpha_1 + \cdots + (\alpha_m^T \alpha) \alpha_m.$$

令 $Q = (\alpha_1, \cdots, \alpha_m)$, 则

$$\pi_U(\alpha) = \alpha_1 \alpha_1^T \alpha + \cdots + \alpha_m \alpha_m^T \alpha = QQ^T \alpha.$$

于是, 正交投影 π_U 在 \mathbb{R}^n 的自然基下的表示矩阵为 QQ^T .

显然, 上述表示矩阵和 U 的标准正交基的选取无关。

例题20：设 A 是一个 $m \times n$ 实矩阵. 设 A 列满秩. 求 \mathbb{R}^m 到它的子空间 $U = C(A)$ 的正交投影 π_U 在 \mathbb{R}^m 的自然基下的表示矩阵。

解：对任意向量 $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$, 设它到 $C(A)$ 的正交投影为 \mathbf{b}' . 则存在列向量 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, 使得 $\mathbf{b}' = A\mathbf{x}$. 于是

$$(\mathbf{b} - A\mathbf{x}) \perp C(A).$$

因此

$$\mathbf{b} - A\mathbf{x} \in C(A)^\perp = N(A^T).$$

即 $A^T(\mathbf{b} - A\mathbf{x}) = \mathbf{0}$. 也就是 $A^T A\mathbf{x} = A^T \mathbf{b}$.

接下来考虑线性方程组 $A^T A\mathbf{x} = A^T \mathbf{b}$. 因为 $C(A^T A) = C(A^T)$, 所以 $A^T \mathbf{b} \in C(A^T A)$, 方程组有解. 由于 A 列满秩, $A^T A$ 可逆, 则存在唯一解 $\mathbf{x} = (A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b}$. 于是 \mathbf{b} 在 $C(A)$ 上的正交投影为

$$A\mathbf{x} = A(A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b}.$$

所以 \mathbb{R}^m 到 $U = C(A)$ 的正交投影 π_U 在 \mathbb{R}^m 的自然基下的表示矩阵为

$$A(A^T A)^{-1} A^T.$$

后记

时间有限，有一些内容还没有涵盖到，尤其是线代期中前的内容，以及最小二乘和矩阵产生的四个子空间的理论。希望同学们课后能自行复习。



YAN
重庆 开州区



扫一扫上面的二维码图案，加我为朋友。