矩阵理论与方法 复习和总结

内容提要 CONTENTS

- □课程信息
- □课程介绍
- □ 矩阵理论与方法
- □复习

设V是欧氏空间,T是V上的一个线性变换,求 $z = (T^k)(x)$,其中 $x \in V$

设V是欧氏空间,T是V上的一个线性变换,求 $z = (T^k)(x)$,其中 $x \in V$

- 0、任意找一组基,利用Schmidt正交化方法得到 V的一组标准正交基 $e_1,...,e_n,x=k_1e_1+...+k_ne_n$,其中 $k_i=(x,e_i)$
- 0.1、求T在基 $e_1,...,e_n$ 下的矩阵 $A_0 \Rightarrow T(e_1,...,e_n) = (e_1,...,e_n)A_0$
- 0.2、其中 $A_0 = PJP^{-1}$, J是Jordan标准型 $\Rightarrow T(e_1,...,e_n) = (e_1,...,e_n)PJP^{-1}$
- 0.3, $T(e_1,...,e_n)P = (e_1,...,e_n)PJ$

设V是欧氏空间,T是V上的一个线性变换,求 $z = (T^k)(x)$,其中 $x \in V$

1、得到一组新的基 $(E_1,...,E_n) = (e_1,...,e_n)P$,

2、通过坐标变换得到
$$x = (E_1, ..., E_n)P^{-1} \begin{pmatrix} k_1 \\ \vdots \\ k_n \end{pmatrix} = (E_1, ..., E_n) \begin{pmatrix} l_1 \\ \vdots \\ l_n \end{pmatrix}$$

3、T在新基下的矩阵: $T(E_1,...,E_n) = (E_1,...,E_n)J$

4.
$$T(x) = (E_1, ..., E_n)J \begin{pmatrix} l_1 \\ \vdots \\ l_n \end{pmatrix} \Rightarrow (T^k)(x) = (E_1, ..., E_n)J^k \begin{pmatrix} l_1 \\ \vdots \\ l_n \end{pmatrix}$$

例: 设矩阵空间 R^{2×2} 的子空间为

$$V = \{X = (x_{ij})_{2 \times 2} \mid x_{11} + x_{12} + x_{21} = 0, x_{ij} \in R\}$$

V中的线性变换为 $T(X) = X + 2X^{T}$

求
$$(T^3)(X), X = \begin{pmatrix} 4 & -4 \\ 0 & -3 \end{pmatrix} \in V$$

求
$$(T^k)(X), \forall X \in V$$

P₁₀例1.8、P₂₆例1.15、P₃₂例1.18、P₄₁例1.23、

P₄₉例1.26、P₅₂例1.28、P₆₃例1.33、P₇₂例1.36

定义 2.1 如果 V 是数域 K 上的线性空间,且对于 V 的任一向量 x,对应一个实值函数 $\|x\|$,它满足以下三个条件:

- (1) 非负性: 当 $x \neq 0$ 时, ||x|| > 0; 当x = 0时, ||x|| = 0;
- (2) 齐次性: $||ax|| = |a| ||x|| (a \in K, x \in V);$
- (3) 三角不等式: $||x+y|| \le ||x|| + ||y||$ ($x, y \in V$). 则称 ||x|| 为 V 上向量x 的范数,简称向量范数.

线性空间
$$C^n$$
,设 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in C^n$

1:
$$\|x\|_{1} = \sum |\xi_{i}|$$
 是一种向量范数,记为**1-**范数

2:
$$||x|| = \sqrt{(x,x)}$$
 是一种向量范数,记2-范数

3:
$$\|x\| = \max_{i} |x_{i}|$$
 是一种向量范数,记为 ∞ -范数

4:
$$\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{\frac{1}{p}} \quad \left(1 \le p < \infty\right)$$

是一种向量范数,记为p-范数或 l_p 范数

$$\lim_{k \to +\infty} x^{(k)} = x \Leftrightarrow$$

$$\forall \varepsilon > 0, \exists N > 0, k > N$$

$$\forall \|\cdot\| \colon \|x^k - x\| < \varepsilon$$

定理 2.1 设 $\|x\|_a$ 和 $\|x\|_\beta$ 为有限维线性空间 V 的任意两种向量范数(它们不限于 p -范数),则存在两个与向量 x 无关的正常数 c_1 和 c_2 ,使得不等式

 $c_1 \| \mathbf{x} \|_{\beta} \leq \| \mathbf{x} \|_{\alpha} \leq c_2 \| \mathbf{x} \|_{\beta} \quad (\forall \mathbf{x} \in V) \quad (2.1.9)$ 成立.

一、矩阵范数的定义与性质

定义 2.3 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 定义一个实值函数 $\|A\|$, 它满足以下三个条件

- (1) 非负性: 当 $A \neq O$ 时, ||A|| > 0; 当A = O时, ||A|| = 0;
 - (2) 齐次性: $\|\alpha A\| = |\alpha| \|A\| (\alpha \in \mathbb{C});$
 - (3) 三角不等式: $||A + B|| \leq ||A|| + ||B||$ ($B \in \mathbb{C}^{m \times n}$).
 - (4) 相容性:

$$\| \mathbf{AB} \| \leq \| \mathbf{A} \| \| \mathbf{B} \| \quad (\mathbf{B} \in \mathbf{C}^{n \times l})$$
 (2. 2. 1)

则称 ||A|| 为 A 的**矩阵范数**.

定理: 设
$$A = (a_{ij})_{m \times n}$$
,则

(1) 列和范数:
$$||A||_1 = \max_j \left\{ \sum_{i=1}^m |a_{ij}| \right\}$$

(2) 谱范数:
$$\|A\|_{2} = \sqrt{\lambda_{1}}, \lambda_{1} = \max\{\lambda(A^{H}A)\}$$

(3) 行和范数:
$$\|A\|_{\infty} = \max_{i} \left\{ \sum_{j=1}^{m} |a_{ij}| \right\}$$

三、矩阵的谱半径及其性质

矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的谱半径在特征值估计、广义逆矩阵、数值分析以及数值代数等理论的建树中,都占有极其重要的地位.现论述如下.

定义 2.5 设
$$A \in \mathbb{C}^{n \times n}$$
 的 n 个特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$,称
$$\rho(A) = \max_i |\lambda_i| \qquad (2.3.3)$$

为 A 的谱半径.

定理9:
$$\forall A \in C^{n \times n}, \forall \| \cdot \|_{M}$$
,有 $\rho(A) \leq \| A \|_{M}$

 $P_{85}1$ 、 $P_{92}1$ 、 P_{32} 例1.18、 P_{95} 例2.10、

- ■矩阵序列
- ■矩阵级数
- ■矩阵函数

■矩阵序列

定理1: 设 $A^{(k)}, A \in C^{m \times n}$,则

$$(1) \lim_{k \to \infty} A^{(k)} = 0 \qquad \longleftrightarrow \forall \left\| \bullet \right\|, \lim_{k \to \infty} \left\| A^{(k)} \right\| = 0$$

(2)
$$\lim_{k \to \infty} A^{(k)} = A$$
 $\forall \| \bullet \|, \lim_{k \to \infty} \| A^{(k)} - A \| = 0$

定义: 若 $A_{n\times n}$ 满足 $\lim_{k\to\infty} A^k = 0_{n\times n}$, 称A为收敛矩阵

$$\rho(A) < 1$$

■矩阵级数

幂级数: 对函数 $f(z) = \sum c_k z^k, (|z| < r)$ 方阵 $A_{n \times n}$,构造矩阵幂级数 $f(A) = \sum c_k A^k$

定理6: (1)
$$\rho(A) < r \Rightarrow \sum c_k A^k$$
 绝对收敛
$$(2) \rho(A) > r \Rightarrow \sum c_k A^k$$
 发散

- ■矩阵函数
- 1 待定系数法
- 2 数项级数求和法
- 3对角形法
- 4 Jordan标准型法

函数矩阵的导数

$$A'(t) = \left(a'_{ij}(t)\right)_{m \times n}$$

函数矩阵的积分

$$\int_{t_0}^t A(\tau) d\tau = \left(\int_{t_0}^t a_{ij}(\tau) d\tau \right)_{m \times n}$$

函数矩阵对矩阵的导数

定义:设
$$X = (\xi_{ij})_{m \times n}, f_{kl}(X) = f_{kl}(\xi_{11}, \xi_{12}, \dots, \xi_{1n}, \dots, \xi_{m \times n})$$

$$\boldsymbol{F} = \begin{bmatrix} f_{11} & \cdots & f_{1s} \\ \vdots & & \vdots \\ f_{r1} & \cdots & f_{rs} \end{bmatrix}, \qquad \frac{\partial \boldsymbol{F}}{\partial \xi_{ij}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_{11}}{\partial \xi_{ij}} & \cdots & \frac{\partial f_{1s}}{\partial \xi_{ij}} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_{r1}}{\partial \xi_{ij}} & \cdots & \frac{\partial f_{rs}}{\partial \xi_{ij}} \end{bmatrix},$$

定义
$$\frac{dF}{dX} = \begin{bmatrix} \frac{\partial F}{\partial \xi_{11}} & \dots & \frac{\partial F}{\partial \xi_{1n}} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial F}{\partial \xi_{m1}} & \dots & \frac{\partial F}{\partial \xi_{mn}} \end{bmatrix}$$
 可表示为 $\frac{dF}{dX} = \left(\frac{1}{dX}\right)$

$$\frac{dF}{dX} = \left(\frac{1}{dX}\right) \otimes dF$$

P₁₀₀例3.1、P₁₀₅1、P₁₀₉例3.5

- 1、LU分解
- 2、QR分解
- 3、满秩分解
- 4、SVD分解

A = LU

定义4.1 如果n阶矩阵A能够分解为一个下三角矩阵L和一个上三角矩阵U的乘积,则称其为三角分解或LU分解。如果方阵A可分解成A=LDU,其中L为一个单位下三角矩阵,D为对角矩阵,则称A可作LDU分解。

定义4.6 如果实(复)非奇异矩阵A能够化成正交(酉)矩阵 Q与实(复)非奇异上三角矩阵R的乘积,即

$$\mathbf{A} = \mathbf{QR} \tag{4.2.7}$$

则称式(4.2.7) 为 A 的 QR 分解.

满秩分解

目的: $\forall A \in C_r^{m \times r} (r \ge 1)$, 求 $F \in C_r^{m \times r}$, 及 $G \in C_r^{m \times r}$ 使 A = FG 分解原理:

$$\operatorname{rank} A = r \Rightarrow A \xrightarrow{f_{\tau}}$$
 阶梯形 $B = \begin{pmatrix} G \\ O \end{pmatrix}$: $G \in \mathbb{C}_r^{r \times n}$

⇒ 3有限个初等矩阵之积 $P_{m\times m}$, st.PA = B

$$\Rightarrow A = P^{-1}B = \left(F_{m \times r} \middle| S_{m \times (m-r)}\right) \left(\frac{G}{O}\right) = FG : F \in \mathbb{C}_r^{m \times r}$$

定理4.16 设 $A \in C_r^{m \times n}(r > 0)$,则存在m 阶酉矩阵U 和n 阶 酉矩阵V,使得

$$U^{\mathsf{H}}AV = \begin{bmatrix} \mathbf{\Sigma} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix} \tag{4.4.4}$$

其中 $\Sigma = \operatorname{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$,而 $\sigma_i(i = 1, 2, \dots, r)$ 为矩阵 A 的全部非零奇异值.

 P_{133} 例4.1、 P_{146} 例4.6、 P_{156} 例4.10

P₁₆₂例4.14

复习-第六章

广义逆矩阵A+

• 基于满秩分解:设 $A \in C_r^{m \times n}$,A = BC为满秩分解,即 $B \in C_r^{m \times r}$, $C \in C_r^{r \times n}$,则

$$A^{+}=C^{H}(CC^{H})^{-1}(B^{H}B)^{-1}B^{H}$$

· 基于奇异值分解:设 $A \in C_r^{m \times n}$,其奇异值分解 $A = UDV^H$,即有 $A = U_r \Delta V_r^H$, $\Delta = \operatorname{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_r)$,则 $A^{+} = V_r \Delta^{-1} U_r^H$

复习-第六章

P₂₄₄例6.10

课程结束,谢谢大家!

祝大家考出好成绩!