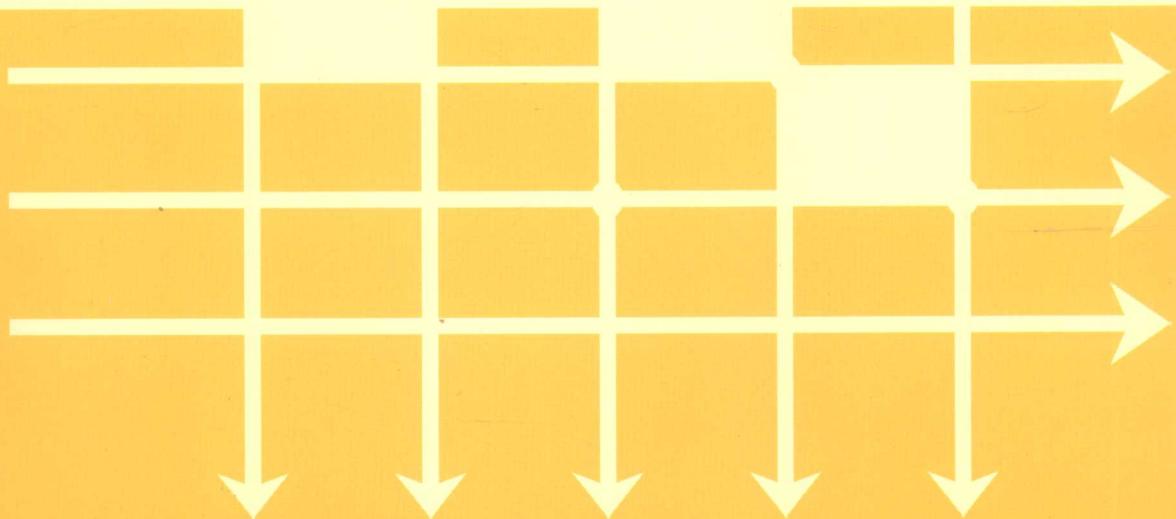


矩阵理论学习指导

黄廷祝 杨传胜 主编



ISBN 978-7-302-23741-9

9 787302 237419 >

定价：19.00元

矩阵理论学习指导

黄廷祝 杨传胜 主编

清华大学出版社

北京

内 容 简 介

本书对矩阵理论的基本概念、主要结论等作了简明扼要的分类总结,针对每章主要内容给出了典型例题分析,并对各章的课后习题做了详细的解答,最后提供了 6 套复习题及相应解答以便读者自测参考。

本书叙述简明,概括性强,可作为理工科研究生和本科高年级学生学习“矩阵理论”课程的辅导书,也可作为从事矩阵理论教学工作的教师和有关科技工作者的参考书。

版权所有,侵权必究。侵权举报电话: 010-62782989 13701121933

图书在版编目(CIP)数据

矩阵理论学习指导/黄廷祝, 杨传胜主编. -北京: 清华大学出版社, 2010.10

ISBN 978-7-302-23741-9

I. ①矩… II. ①黄… ②杨… III. ①矩阵—理论—自学参考资料 IV. ①O151.21

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2010)第 167878 号

责任编辑: 陈 明

责任校对: 王淑云

责任印制: 孟凡玉

出版发行: 清华大学出版社

地 址: 北京清华大学学研大厦 A 座

<http://www.tup.com.cn>

邮 编: 100084

社 总 机: 010-62770175

邮 购: 010-62786544

投稿与读者服务: 010-62776969, c-service@tup.tsinghua.edu.cn

质 量 反 馈: 010-62772015, zhiliang@tup.tsinghua.edu.cn

印 装 者: 北京鑫海金澳胶印有限公司

经 销: 全国新华书店

开 本: 185×230 印 张: 9.75

字 数: 208 千字

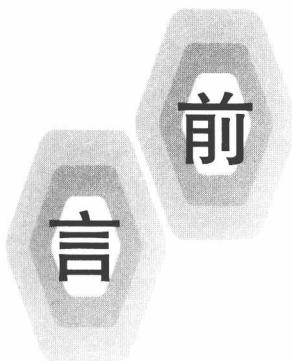
版 次: 2010 年 10 月第 1 版

印 次: 2010 年 10 月第 1 次印刷

印 数: 1~3000

定 价: 19.00 元

产品编号: 038977-01



矩阵理论是面向理工科研究生和数学专业高年级本科生开设的一门数学基础课,它在数值分析、最优化方法、微分方程、控制理论等分支及各种工程学科有极其重要的应用.矩阵理论已成为科技领域中不可缺少的数学工具.因此,学习和掌握矩阵的基本理论与方法,对于初学者来说是必不可少的.

本书是研究生教材《矩阵理论》(黄廷祝、钟守铭、李正良,高等教育出版社,2003)一书的学习指导书,由相应章节内容的基本概念、主要结论、典型例题、习题解答及复习题五部分组成,书中给出了教材中所有习题的详细解答,其目的在于帮助读者学习矩阵的基本理论、掌握解题方法、提高解题技巧以及了解相关学科中的应用等.

本书对于学习矩阵理论课程的研究生、本科生以及参加博士生入学矩阵理论考试的有关人员有很好的辅导作用,对于从事矩阵理论教学的教师也有一定的参考价值.

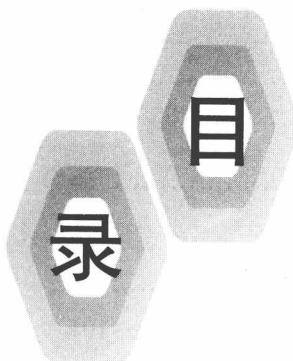
本书由黄廷祝、杨传胜主编,具体执笔者为:李厚彪(第一章)、程光辉(第二章及复习题)、高中喜(第三、四章)、龚丽莎(第五、六章)和王转德(第七章)等.

限于水平,书中难免存在不当甚至错误之处,敬请读者批评指正,以期今后改正.

编者

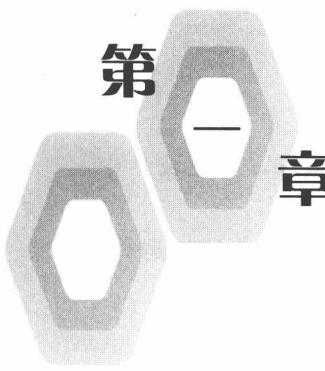
电子科技大学,成都

2010年6月



第一章 线性代数基础	1
一、基本概念	1
二、主要结论	7
三、典型例题	16
四、习题解答	23
第二章 向量与矩阵的范数	36
一、基本概念	36
二、主要结论	39
三、典型例题	42
四、习题解答	44
第三章 矩阵的分解	50
一、基本概念	51
二、主要结论	52
三、典型例题	56
四、习题解答	62
第四章 特征值的估计与摄动	67
一、基本概念	67
二、主要结论	68
三、例题解答	72
四、习题解答	74
第五章 矩阵分析	79
一、基本概念	79

二、主要结论	81
三、典型例题	83
四、习题解答	90
第六章 广义逆矩阵	97
一、基本概念	97
二、主要结论	98
三、典型例题	101
四、习题解答	105
第七章 非负矩阵	118
一、基本概念	118
二、主要结论	119
三、典型例题	122
四、习题解答	124
附录	129
复习题一	129
复习题二	130
复习题三	131
复习题四	133
复习题五	135
复习题六	136
答案	137



第 一 章

线性代数基础

线性代数有着悠久的历史,是数学学科中的一门重要基础课,在线性规划、离散数学、管理科学、计算机科学以及物理学、化学等学科中有着极为广泛的应用.

本章主要分为线性代数的基本概念、主要结论、典型例题和习题解答几个部分,所讨论的内容既是已有线性代数知识的深化,也是全面理解和掌握本书后面内容的数学基础.

一、基本概念

(一) 线性空间与线性变换

作为在研究物理学、力学中满足叠加原理的系统的一种数学抽象,线性空间与线性变换是学习矩阵理论的两个基本概念. 线性空间是对集合中的元素在进行线性运算时的共性加以概括而形成的,是 n 维向量空间的抽象和推广. 线性变换则反映了线性空间中的元素之间最基本的线性关系,是研究线性空间的主要工具.

1. 线性空间

定义 1 设 V 是一个非空集合, P 是一个数域. 如果 V 满足如下两个条件:

(1) 在 V 中定义了一个封闭的加法运算, 即当 $\alpha, \beta \in V$ 时, 有唯一的和 $\alpha + \beta \in V$, 并且加法运算满足 4 条性质:

- ① $\alpha + \beta = \beta + \alpha$ (交换律);
- ② $(\alpha + \beta) + \nu = \alpha + (\beta + \nu)$ (结合律);
- ③ 存在零元素 $0 \in V$, 使得对于 V 中任何一个元素 α 都有 $\alpha + 0 = \alpha$;
- ④ 存在负元素, 即对任一元素 $\alpha \in V$, 存在一个元素 $\beta \in V$, 使得 $\alpha + \beta = 0$ (β 称为 α 的负元素, 记为 $\beta = -\alpha$).

(2) 在 V 中定义了一个封闭的数乘运算, 即对于数域 P 中任一数 k 和任意 $\alpha \in V$, 有唯一的 $k\alpha \in V$, 且数乘运算满足 4 条性质:

- ⑤ $1\alpha = \alpha$;

- ⑥ $k(l\alpha) = (kl)\alpha$ (结合律);
- ⑦ $(k+l)\alpha = k\alpha + l\alpha$ (分配律);
- ⑧ $k(\alpha+\beta) = k\alpha + k\beta$ (数因子分配律).

这时, 我们称 V 是数域 P 上的线性空间, 其中 α, β, v 表示 V 中的任意元素; k, l 是数域 P 中的任意数; 1 是数域 P 中的单位元.

通常我们把 V 中满足以上 8 条性质且封闭的加法及数乘两种运算, 统称为线性运算. 线性运算是线性空间的本质, 它反映了集合中元素之间的某种代数结构.

下面是几种常见的线性空间:

- (1) 实行向量空间 $\mathbf{R}^n = \{x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \mid x_i \in \mathbf{R}\}.$
- (2) 复矩阵空间 $\mathbf{C}^{m \times n} = \{A = (a_{ij})_{m \times n} \mid a_{ij} \in \mathbf{C}\}.$
- (3) 复多项式空间 $P_n[t] = \{f(t) = a_0 + a_1 t + \dots + a_n t^n \mid a_i \in \mathbf{C}\}.$
- (4) 齐次线性方程组的解空间 $\{x \mid Ax = 0, x \in \mathbf{R}^n\}$, 其中 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}.$

2. 线性空间的基与维数

定义 2 设 V 是数域 P 上的线性空间, $x_1, x_2, \dots, x_n (n \geq 1)$ 是 V 中的任意 n 个向量, 如果满足

- (1) x_1, x_2, \dots, x_n 线性无关;
- (2) V 中任何向量 x 均可由 x_1, x_2, \dots, x_n 线性表示.

则称 x_1, x_2, \dots, x_n 是 V 的一组基(或基底), 并称 x_1, x_2, \dots, x_n 为 V 的一组基向量.

线性空间 V 的基向量所含向量的个数 n , 称为线性空间 V 的维数, 记为 $\dim V = n$, 并称 V 为 n 维线性空间, 简记为 V^n . 最小的有限维线性空间是零空间, 其维数为 0.

3. 线性子空间

定义 3 如果数域 P 上线性空间 V 的一非空子集 W 对于 V 的两种运算也构成线性空间, 则称 W 为 V 的一个线性子空间(简称子空间).

显然, 对于一个线性空间 V , 这里至少存在两个子空间——一个是其自身, 另一个是仅含零向量的零子空间. 另外, 子空间之间也可进行多种运算, 如交与和, 其相互作用可构成一些新的子空间.

4. 线性变换

定义 4 线性空间 V 的一个变换 A 称为线性变换, 如果对于 V 中任意的元素 α, β 和数域 P 中任意数 k, l , 都有 $A(k\alpha + l\beta) = kA(\alpha) + lA(\beta)$.

下面给出几种常见的线性子空间.

(1) 生成子空间 $L(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 或者 $\text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 设 V 是数域 P 上的线性空间, $x_i \in V (i=1, 2, \dots, n)$, 则

$$L(x_1, x_2, \dots, x_n) = \{x = k_1 x_1 + k_2 x_2 + \dots + k_n x_n \mid k_i \in P, i = 1, 2, \dots, n\}.$$

(2) 矩阵 A 的值域 $R(A)$ 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 的列向量组为 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$, 则

$$R(A) = L(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n) = \{y \mid y = Ax, x \in \mathbb{C}^n\}.$$

(3) 矩阵 A 的零空间 $N(A)$ 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则 $N(A) = \{x \mid Ax = 0, x \in \mathbb{C}^n\}$.

(4) 线性变换 A 的值域 $R(A)$ 设 A 是线性空间 V 的线性变换, 则

$$R(A) = \{y \mid y = A\alpha, \alpha \in V\}.$$

(5) 线性变换 A 的核 $N(A)$ 设 A 是线性空间 V 的线性变换, 则

$$N(A) = \{x \mid Ax = 0, x \in V\}.$$

(6) 线性变换 A 的特征子空间 V_λ 设 λ 是线性空间 V 中线性变换 A 的一个特征值, 则

$$V_\lambda = \{x \mid Ax = \lambda x, x \in V\}.$$

另外, 对于线性变换来说, 这里也存在着许多常见的特殊形式, 如正交变换(初等旋转变换和镜像变换等)、对称变换、正规变换和酉变换等. 这些变换的定义在此不再详述, 可详见本章第二部分中关于这些概念的一些相应的等价条件.

(二) 空间分解与维数定理

定义 5 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 由同时属于这两个子空间中的向量构成的子集合, 叫做 V_1 与 V_2 的交, 记为 $V_1 \cap V_2 = \{\alpha \mid \alpha \in V_1, \alpha \in V_2\}$.

定义 6 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 所谓 V_1 与 V_2 的和, 记为

$$V_1 + V_2 = \{\alpha = \alpha_1 + \alpha_2 \mid \alpha_1 \in V_1, \alpha_2 \in V_2\}.$$

一般地, $V_1 + V_2$ 和 $V_1 \cap V_2$ 均是 V 的子空间, 但一般说来, $V_1 \cup V_2$ 并不是 V 的一个子空间(见本章典型例题分析中的例 2). 另外, 它们一起构成的分配律一般也不成立.

定义 7 设 V_1, V_2, \dots, V_s 是线性空间 V 的子空间, 如果和空间 $V_1 + V_2 + \dots + V_s$ 中的每个向量 α 都有分解式

$$\alpha = \alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_s, \quad \alpha_i \in V_i (i = 1, 2, \dots, s),$$

且这种分解是唯一的, 则称这个和为直和, 记为 $V_1 \oplus V_2 \oplus \dots \oplus V_s$.

定义 8 设 T 是酉空间(复内积空间) $V^n(\mathbb{C})$ 上的线性变换, W 是 $V^n(\mathbb{C})$ 的子空间, 如果对 $\forall \xi \in W$, 有 $T(\xi) \in W$, 即 $T(W) \subseteq W$, 则称 W 是 T 的不变子空间.

定义 9 对酉空间 $V^n(\mathbb{C})$ 的两个子空间 V_1 和 V_2 , 若有 $V_1 \perp V_2$, 且 $V_1 + V_2 = V^n(\mathbb{C})$, 则称 V_2 为 V_1 的正交补子空间(或简称正交补), 记为 $V_2 = V_1^\perp$.

显然, 如果 V_2 是 V_1 的正交补, 则 V_1 也是 V_2 的正交补, 且 $V_1 + V_2$ 是直和, 即 $V^n(\mathbb{C}) = V_1 \oplus V_2$.

(三) 商空间

定义 10 设 $\alpha \in V$, 如果 $\alpha' \in V$ 满足 $\alpha' - \alpha \in M$, 则称 α' 与 α 模 M 同余, 记为 $\alpha' \equiv \alpha \pmod{M}$. 其中 V 是一个 n 维线性空间, M 是它的子空间. 显然, $\forall \alpha \in V$, 则 V 的子集 $\alpha + M =$

$\{\alpha + m \mid m \in M\}$ 内的任意一向量必与 α 模 M 同余; 反之, 与 α 模 M 同余的向量必属于 $\alpha + M$. 那么, 我们称 $\alpha + M$ 为一个模 M 的同余类, 而 α 称为这个同余类的代表.

定义 11 V 的所有模 M 同余类的全体组成的集合称为 V 的商集, 记为 \bar{V} .

定义 12 在商集 \bar{V} 中定义如下加法和数乘两种运算:

$$(1) (\alpha + M) + (\beta + M) = (\alpha + \beta) + M;$$

$$(2) k(\alpha + M) = k\alpha + M, \forall k \in P.$$

则商集 \bar{V} 构成了数域 P 上的一个线性空间, 称为 V 对于子空间 M 的商空间, 记为 V/M .

上述定义的同余关系实际上是一种等价关系, 因此可以用其对 n 维线性空间 V 进行分类. 另外, 与之类似的一个概念就是如下要谈到的线性流形问题.

(四) 线性流形与凸包

定义 13 设 V_1 是 V 的子空间, r_0 是 V 的固定向量, 则称集合

$$P = r_0 + V_1 = \{r_0 + \alpha \mid \alpha \in V_1\}$$

为线性空间 V 的一个线性流形, 且 V_1 的维数称为线性流形 P 的维数.

线性流形是一个很重要的概念, 许多实际问题都可转化为线性流形上的问题, 如超平面问题、非奇次线性方程组解的结构问题等.

定义 14 在 \mathbf{R}^n 中以向量 α_1, α_2 的终点为端点的线段定义为

$$\{r \mid r = k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2, k_1 + k_2 = 1, k_1, k_2 \geq 0\}.$$

如果在 \mathbf{R}^n 的点集 M 中, 以任意两点为端点组成的线段都含于 M 中, 则称 M 为凸集. 给定集合 $A \subset \mathbf{R}^n$, \mathbf{R}^n 中所有包含 A 的凸集的交集称为 A 的凸包. 显然, \mathbf{R}^n 中有限点集 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 的凸包为

$$M^* = \left\{ r \mid r = k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_s\alpha_s, \sum_{i=1}^s k_i = 1, 0 \leq k_i \leq 1 \right\}.$$

(五) 特征值与特征向量

定义 15 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 如果存在 $\lambda \in \mathbf{C}$ 和非零向量 $x \in \mathbf{C}^n$, 使 $Ax = \lambda x$, 则 λ 叫做 A 的特征值, x 叫做 A 的属于特征值 λ 的特征向量.

另外, 就线性变换来说, 也存在与之类似, 实质上等价的定义.

定义 16 设 T 是线性空间 V 的一个线性变换, 如果存在 $\lambda \in \mathbf{C}$ 和非零向量 $\xi \in V$, 使得 $T\xi = \lambda\xi$, 则 λ 叫做 T 的特征值, ξ 叫做 T 的属于特征值 λ 的特征向量.

一般地, 矩阵 A 的所有特征值的全体, 叫做 A 的谱, 记做 $\lambda(A)$. 另外, 除了上述一般特征值问题外, 还有如下更一般的广义特征值问题.

定义 17 设 $A, B \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 如果对于一个复数 λ , 存在非零向量 $x \in \mathbf{C}^n$, 使得 $Ax = \lambda Bx$, 则称 λ 为矩阵 A 相对于 B 的特征值, 或称 λ 为 A 与 B 确定的广义特征值. 非零向量 x 称为与 λ 对应的广义特征向量.

定义 18 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 如果存在可逆矩阵 $P \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 使得

$$P^{-1}AP = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n),$$

则 A 叫做可对角化矩阵.

(六) 欧氏空间上的度量

定义 19 在线性空间 $V^n(P)$ 中, 若映射 $(x, y) : V^n(P) \times V^n(P) \rightarrow P$ 满足

- (1) $(x, x) \geq 0, (x, x) = 0$ 当且仅当 $x = 0$;
- (2) $(x, y) = \overline{(y, x)}, \forall x, y \in V^n(P)$;
- (3) $(\lambda x, y) = \bar{\lambda}(x, y), \forall \lambda \in P, \forall x, y \in V^n(P)$;
- (4) $(x+y, z) = (x, z) + (y, z), \forall x, y, z \in V^n(P)$,

则称 (x, y) 是 $V^n(P)$ 上的内积, 定义了内积的线性空间称为内积空间.

(七) 初等矩阵及酉变换

定义 20 设 $u, v \in \mathbb{C}^n, \sigma \in \mathbb{C}$, 形如

$$E(u, v; \sigma) = E_n - \sigma u v^H$$

的矩阵叫做初等矩阵, 其中 v 的 Hermite 转置 v^H 表示对 v 取转置后再取复共轭, E_n 表示 n 阶单位矩阵.

定义 21 设 $u \in \mathbb{C}^n$, 且 $u^H u = 1$, 则

$$H(u) = E(u, u; 2) = E_n - 2uu^H,$$

称为初等酉阵, 或 Householder 变换.

定义 22 若线性空间 $V^n(\mathbb{C})$ 上的变换 T 满足

$$(T(x), T(y)) = (x, y), \forall x, y \in V^n(\mathbb{C}),$$

则称 T 为 $V^n(\mathbb{C})$ 上的酉变换.

(八) 酉空间的分解与投影

定义 23 设 $V^n(\mathbb{C})$ 是线性空间, 如果线性变换 $T : V^n(\mathbb{C}) \rightarrow V^n(\mathbb{C})$ 具有 $T^2 = T$ 的性质, 则称 T 是 $V^n(\mathbb{C})$ 上的投影 (也称投影算子或幂等算子).

定义 24 设 T 是 $V^n(\mathbb{C})$ 上的投影, $V^n(\mathbb{C}) = R(T) \oplus N(T)$. 如果 $R^\perp(T) = N(T)$, 则称 T 是正交投影.

(九) Kronecker 乘积

定义 25 设 $A = (a_{ij}) \in P^{m \times n}, B = (b_{ij}) \in P^{p \times q}$, 则

$$A \otimes B = \begin{bmatrix} a_{11}B & a_{12}B & \cdots & a_{1n}B \\ a_{21}B & a_{22}B & \cdots & a_{2n}B \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1}B & a_{m2}B & \cdots & a_{mn}B \end{bmatrix}$$

称为矩阵 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 的 Kronecker 乘积(也称直积或张量积).

定义 26 设 $m \times n$ 矩阵 $\mathbf{A} = (\mathbf{A}_{c1}, \mathbf{A}_{c2}, \dots, \mathbf{A}_{cn})$, 令

$$\text{Vec } \mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{c1} \\ \mathbf{A}_{c2} \\ \vdots \\ \mathbf{A}_{cn} \end{pmatrix},$$

称 Vec 为向量化算符(俗称拉直).

(十) 线性代数在科学工程中的应用

数学学科的重要性除了它对人的逻辑推理、空间想象和分析问题等能力的培养具有其他学科无法代替的作用外,更重要的是其应用的广泛性. 线性代数的应用大体上可以分为两个方面,一是在其他数学分支中的应用,另一就是在数学学科之外的应用,其应用范围不仅包括物理学、化学、天文学、生物学等传统学科,还包括现代工程技术和经济理论等学科.

对线性空间和线性变换来说,在数学学科中可用于最优化理论中的最优下降法、线性规划和最小二乘问题等,现代科学计算中的 Krylov 子空间方法等,概率论中协方差的计算等,空间解析几何中二次曲面的划分问题等;在其他科学中,还可用于计算机图形学中计算机层析 X 射线问题,化学中离子(原子和分子)的振动问题,以及经济学研究中常用的随机矩阵和非负矩阵相关问题,物理学中求解相对论问题的洛伦兹变换等.

另外,在移动通信中,多址通信技术的理论基础是基于线性代数中的正交向量等理论;在模式识别中,近邻分类模式分类法也常用到线性代数中的欧氏空间上的度量等基础知识.

空间分解与投影技术在实际问题中也越来越受到了大家的欢迎,如 20 世纪 30 年代发展起来的斜投影算子现已广泛应用于图像恢复、快速系统识别、脉冲噪声对消、误码校正编码、信道与发射字符的联合估计等领域;正交投影矩阵在移动通信的盲多用户检测的 LMS 型自适应算法中也有很好的应用等.

另外,就其在数学其他分支中的应用来说,商空间、线性流形与凸包实际上是对常见的线性方程组解空间理论的更加一般性的抽象和概括. 如相容的(即有解的)非齐次线性方程组的解实际上是一个由导出组的解空间构成的线性流形.

还如,现代工程技术中一些振动问题(如振动分子的固有频率)与稳定性问题,数学中矩阵的对角化与微分方程组的求解问题,还有卫星和喷气式飞机工程设计等一些实际问题,都可以归结为求矩阵的特征值与特征向量的问题.

最后,矩阵的 Kronecker 乘积和向量化算符相结合也有着广泛的应用,例如利用这一技术可以方便地研究一般线性矩阵方程

$$\mathbf{A}_1 \mathbf{X} \mathbf{B}_1 + \mathbf{A}_2 \mathbf{X} \mathbf{B}_2 + \cdots + \mathbf{A}_p \mathbf{X} \mathbf{B}_p = \mathbf{C}$$

的相容性及其解法等问题(见本章的主要结论部分),其中 $\mathbf{A}_i \in \mathbb{C}^{m \times m}$, $\mathbf{B}_i \in \mathbb{C}^{n \times s}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{m \times s}$ 均为已知矩阵, $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 是未知矩阵.

二、主要结论

(一) 线性空间与线性变换

线性空间和线性变换是线性代数研究的主要内容之一. 特别是一些重要的不变子空间和线性变换的性质,都是线性代数中的重点知识.

1. 子空间的性质

- (1) 设 V_1, V_2, \dots, V_m 是线性空间 V 的真子空间, 则必存在 $\alpha \in V$, 使得 $\alpha \notin V_i, 1 \leq i \leq m$.
- (2) (扩展性定理) 设 $V_1 = L(u_1, u_2, \dots, u_m)$, 令 v_1, v_2, \dots, v_r 是 V_1 中的 r 个线性无关的向量, 且 $r < m$, 则可以从 u_1, u_2, \dots, u_m 中去掉 r 个向量, 使剩下的 $m - r$ 个向量与 v_1, v_2, \dots, v_r 合在一起仍生成子空间 V_1 .

2. 子空间的和与交的基与维数的求法

设 V_1 和 V_2 是 V 的子空间, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ 是 V_1 的一组基, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_l$ 是 V_2 的一组基, 则

- (1) $V_1 + V_2$ 的维数等于矩阵 $A = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_l)$ 的秩 r , 且 A 中 r 个线性无关的列即为 $V_1 + V_2$ 的基;
- (2) 令 $x_1\alpha_1 + x_2\alpha_2 + \dots + x_k\alpha_k = y_1\beta_1 + y_2\beta_2 + \dots + y_l\beta_l$, 解这个方程组求得一个基础解系

$$(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{il})^T, \quad i = 1, 2, \dots, d; d = k + l - r,$$

则 $z_i = \sum_{j=1}^l y_{ij}\beta_j (i = 1, 2, \dots, d)$ 就是 $V_1 \cap V_2$ 的一组基, $V_1 \cap V_2$ 的维数为 $d = k + l - r$.

3. 线性变换的值域与核

(1) $R(A) = L(A\alpha_1, A\alpha_2, \dots, A\alpha_n)$, 其中 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是线性空间 V 的一组基, 且 $\dim R(A) = r$ (线性变换 A 所对应的矩阵的秩);

(2) $\dim R(A) + \dim N(A) = \dim V$;

(3) 设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 是 $R(A)$ 的一组基且 $A\beta_i = \alpha_i, 1 \leq i \leq n$, 则

$$V = N(A) \oplus L(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n).$$

因此, 一般地 V 不等于 $R(A)$ 与 $N(A)$ 的直和;

(4) $R(A)$ 和 $N(A)$ 都是线性变换 A 的不变子空间;

(5) A 与 B 可换, 则 B 的核与值域也是 A 的不变子空间.

4. 不变子空间

- (1) 线性空间 V 的子空间 W 是线性变换 A 的不变子空间当且仅当对任意的 $\alpha \in W$ 有 $A\alpha \in W$;
- (2) 设 λ 是线性变换 A 的特征值, 则 A 属于 λ 的特征子空间 $V_\lambda = \{x \mid Ax = \lambda x\}$ 是 A 的不变子空间;
- (3) 不变子空间的和与交仍是不变子空间;
- (4) 任一空间是数乘变换的不变子空间;
- (5) 设 W 是线性空间 V 的子空间且 $W = L(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r)$, 则 W 是线性变换 A 的不变子空间当且仅当 $A\alpha_i \in W, i=1, 2, \dots, r$;
- (6) 设 V_1 是线性变换 A 的不变子空间, 则对任一多项式 f , V_1 是 $f(A)$ 的不变子空间;
- (7) 设 A 和 B 是线性变换且 $AB = BA$, V_λ 是 A 的特征子空间, 则 V_λ 也是 B 的不变子空间;
- (8) 设 V_1 是线性变换 A 和 B 的不变子空间, 则它也是 $A+B$ 及 AB 的不变子空间;
- (9) 设 A 是 n 维线性空间 V 上的线性变换, 若 A 有 n 个不同的特征根, 则 A 有 2^n 个不变子空间.

5. 几种常见的线性变换

1) 正交变换

(1) 下列说法等价:

- ① 欧氏空间 V 的线性变换 A 是正交变换;
- ② A 保持内积不变, 即对任意的 $\alpha, \beta \in V$, 有 $(A\alpha, A\beta) = (\alpha, \beta)$;
- ③ A 保持长度不变, 即对 V 的任意元 α , 有 $(A\alpha, A\alpha) = (\alpha, \alpha)$;
- ④ A 把一组标准正交基变为另一组标准正交基;
- ⑤ A 在一组标准正交基下的矩阵是正交矩阵.

(2) 欧氏空间中的一个变换, 若保持内积不变, 则是正交变换.

(3) 正交变换的逆和积是正交变换.

(4) A 的特征值的模等于 1.

2) 对称变换

(1) 欧氏空间 V 中的线性变换 A 是对称变换, 当且仅当对任意的 $\alpha, \beta \in V$, 有 $(A\alpha, \beta) = (\alpha, A\beta)$; 当且仅当在一组标准正交基下变换 A 所对应的矩阵为对称矩阵.

(2) 设 A 是欧氏空间 V 中的对称变换, 若 V_1 是 A 的不变子空间, 则 V_1 的正交补 V_1^\perp 也是 A 的不变子空间.

(3) 对称变换的所有特征值全为实数, 且属于不同特征值的特征向量互相正交.

3) 共轭变换与正规变换

类似于欧氏空间的定义, 设 V 是复数域上的线性空间, 并在其上定义了内积, 则称 V 为酉空间. 这里的内积是二元复函数, 满足 $(\alpha, \beta) = \overline{(\beta, \alpha)}$. 对应于欧氏空间的正交变换和对称变换, 在酉空间中有酉变换和对称变换. 设 A 是酉空间中的线性变换. 若对任意的 $\alpha, \beta \in V$, 有 $(A\alpha, \beta) = (\alpha, B\beta)$, 则称 B 是 A 的共轭变换, 并记为 $B = A^*$. 有关共轭变换的几个重要结论可归纳如下:

- (1) 设线性变换 A 在一组标准正交基下的矩阵为 A , 则 A 的共轭变换在这组基下的矩阵为 \bar{A}^T .
- (2) 共轭变换满足 $(A^*)^* = A$, $(A+B)^* = A^* + B^*$, $(AB)^* = B^* A^*$, $(kA)^* = \bar{k}A^*$.
- (3) 设酉空间 V 的子空间 W 是线性变换 A 的不变子空间, 则 W 的正交补 W^\perp 是 A^* 的不变子空间.
- (4) 若 $AX = \lambda X$, 则 $A^* X = \bar{\lambda} X$.
- (5) 若线性变换 A 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则 A^* 的特征值为 $\bar{\lambda}_1, \bar{\lambda}_2, \dots, \bar{\lambda}_n$.
- (6) 若线性变换 A 满足 $A^* A = AA^*$, 则称 A 为正规变换. 常见的正交变换, 对称变换都是正规变换.
- (7) 设 A 是正规变换, 则属于 A 的不同特征值的特征向量正交.
- (8) 若 A 是正规变换, W 是 A 的不变子空间, 则 W^\perp 也是 A 的不变子空间.
- (9) 若线性变换 A 满足 $A^* = -A$, 则称 A 为酉空间的反对称变换. 显然反对称变换也是正规变换, 且它满足对任意的 $\alpha, \beta \in V$, 有 $(A\alpha, \beta) = -(\alpha, A\beta)$.
- (10) 设 A 是酉空间的线性变换, 则 A 是正规变换当且仅当 A 的每个特征向量也是 A^* 的特征向量.

(二) 空间分解与维数定理

1. (维数公式) 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 则

$$\dim(V_1) + \dim(V_2) = \dim(V_1 + V_2) + \dim(V_1 \cap V_2).$$

2. (存在性定理) 设 V_1 是 n 维线性空间 V 的一个子空间, 则一定存在 V 的一个子空间 V_2 , 使得 $V = V_1 \oplus V_2$.

3. 设 V_1, V_2, \dots, V_s 是线性空间 V 的子空间, 则下列几条命题相互等价:

(1) $W = \sum_{i=1}^s V_i$ 是直和;

(2) 零向量表式法唯一;

(3) $V_i \cap (\sum_{j \neq i} V_j) = \{0\}, 1 \leq i \leq s$;

(4) $\dim(W) = \sum_{i=1}^s \dim(V_i)$.

4. 设 T 是线性空间 V^n 的线性变换, 若 V^n 可分解为 T 的不变子空间 $V_i (i=1, 2, \dots, m)$

的直和,则 T 在由 V_1, V_2, \dots, V_m 的基拼接而构成 V^n 的基下的矩阵为准对角矩阵.

5. 设 T 是线性空间 V^n 的线性变换,若 T 在 V^n 的某个基下的矩阵为准对角矩阵 $\text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_m)$, 则 V^n 可分解为 T 的 m 个不变子空间的直和.

6. 设 $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 则有

- (1) $[R(A)]^\perp = N(A^H)$, 且 $\mathbf{C}^m = R(A) \oplus N(A^H)$;
- (2) $[R(A^H)]^\perp = N(A)$, 且 $\mathbf{C}^n = R(A^H) \oplus N(A)$.

(三) 商空间

1. V 的关于子集 M 的商集 \bar{V} 中的任意元素 $\alpha + M$, 皆是模 M 的一个同余类, 且满足如下等价关系:

- (1) 反身律 $\alpha \equiv \alpha \pmod{M}$;
- (2) 对称律 若 $\alpha' \equiv \alpha \pmod{M}$, 则 $\alpha \equiv \alpha' \pmod{M}$;
- (3) 传递律 若 $\alpha'' \equiv \alpha' \pmod{M}$, $\alpha' \equiv \alpha \pmod{M}$, 则 $\alpha'' \equiv \alpha \pmod{M}$.

2. (商空间维数公式) 设 M 是 V 的子空间, 则

$$\dim\left(\frac{V}{M}\right) = \dim(V) - \dim(M).$$

(四) 线性流形与凸包

1. (线性流形存在性定理) 对任一 s 维线性流形 P , 存在 $s+1$ 个向量 $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_s$, 使得

$$P = \{x = k_0\alpha_0 + k_1\alpha_1 + \dots + k_s\alpha_s \mid k_0 + k_1 + \dots + k_s = 1\},$$

且向量组 $\alpha_1 - \alpha_0, \alpha_2 - \alpha_0, \dots, \alpha_s - \alpha_0$ 线性无关. 反之, 设 $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_s$ 是 \mathbf{R}^n 中任意 $s+1$ 个向量, 且 $k_0 + k_1 + \dots + k_s = 1$, 则形如 $x = k_0\alpha_0 + k_1\alpha_1 + \dots + k_s\alpha_s$ 的所有向量组成一个维数等于向量组 $\alpha_1 - \alpha_0, \alpha_2 - \alpha_0, \dots, \alpha_s - \alpha_0$ 的秩的线性流形 P .

2. 空间 \mathbf{R}^n 的两个维数分别为 k 和 h 的线性流形 P 和 Q 包含在一个维数小于等于 $k+h+1$ 的线性流形中. 若线性流形 P 和 Q 有一个公共向量 α_0 , 则 $P \cap Q$ 是一个维数大于等于 $k+h-n$ 的线性流形.

(五) 特征值与特征向量

1. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 有 r 个不同的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$, 其代数重数分别为 n_1, n_2, \dots, n_r , 则必存在可逆矩阵 $P \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 使得

$$J = P^{-1}AP = \text{diag}(J_1(\lambda_1), \dots, J_r(\lambda_r)),$$

其中 $J_i(\lambda_i)$ ($i=1, 2, \dots, r$) 是维数为 n_i 的 Jordan 块, 则矩阵 J 叫做 A 的 Jordan 标准形.

2. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则下列命题等价:

- (1) A 是可对角化矩阵;
- (2) \mathbf{C}^n 存在由 A 的特征向量构成的一组基底;

- (3) A 的 Jordan 标准形中的 Jordan 块都是一阶的;
- (4) 矩阵 A 的每个特征值的代数重数和几何重数皆相等;
- (5) A 的初等因子都是一次因式;
- (6) A 的最小多项式无重根;
- (7) 若 n 阶方阵 A 的谱是 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s$, 则 $C^n = V_{\lambda_1} \oplus V_{\lambda_2} \oplus \dots \oplus V_{\lambda_s}$.

3. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, A 是可对角化矩阵的几个常见的充分条件为

- (1) A 有 n 个不同的特征值;
- (2) A 的最后一个不变因子是不同的一次因式的乘积;
- (3) B 有 n 个不同的特征值, 且 A 与 B 可换;
- (4) $A = BC$, 且 B 正定, C 为实对称矩阵;
- (5) A 是实对称矩阵.

4. 线性变换(或矩阵) T 的不同特征值所对应的特征向量是线性无关的.

5. 设 $n \times n$ 矩阵 $A = A^H$, $B = B^H$, 且 B 是正定的, 则 B 的共轭向量系 x_1, x_2, \dots, x_n 具有以下性质:

- (1) $x_i \neq 0$ ($i = 1, 2, \dots, n$);
- (2) x_1, x_2, \dots, x_n 线性无关;
- (3) λ_i 与 x_i 满足方程 $Ax_i = \lambda_i Bx_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$);
- (4) 若记 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 则 $X^H BX = E$, $X^H BX = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$.

6. 广义特征值和特征向量的性质

设 $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 都是 Hermite 矩阵(即 $A = A^H$, $B = B^H$), 且 B 为正定矩阵, 则

- (1) 若有分解 $B = GG^H$, 则 $Ax = \lambda Bx$ 等价于 $Sy = \lambda y$, 其中 $S = G^{-1}A(G^{-1})^H$, $y = G^H x$;
- (2) 若 $Ax = \lambda Bx$, 即 λ 是 A 相对于 B 的广义特征值, 则 $\lambda \in \mathbb{R}$, 且 $x^H By = 0$, 其中 x, y 是对应不同广义特征值的广义特征向量;

$$(3) R_B(x) = \frac{x^H Ax}{x^H Bx} (x \neq 0) \text{ 在 } \mathbb{C}^n \text{ 的一维子空间上的值为常数};$$

(4) $R_B(x)$ 在 \mathbb{C}^n 的 k 维子空间 V^k 上的最值存在, 且能够在 V^k 的子集 $\{x \mid x^H Bx = 1, x \in V^k\}$ 上达到;

- (5) $R_B(x)$ 的驻点是 A 相对于 B 的广义特征值, 反之亦然;
- (6) 若 x_0 是 $R_B(x)$ 的驻点, 则 $R_B(x_0)$ 是 A 相对于 B 的广义特征值;
- (7) A 相对于 B 的最小和最大广义特征值分别为 $\min_{x \neq 0} R_B(x)$ 和 $\max_{x \neq 0} R_B(x)$;
- (8) A 相对于 B 的从小到大排列的第 k 个广义特征值为 $\min_{V^k} [\max_{0 \neq x \in V^k} R_B(x)]$, A 相对于 B 的从大到小排列的第 k 个广义特征值为 $\max_{V^k} [\min_{0 \neq x \in V^k} R_B(x)]$, 其中 V^k 表示 \mathbb{C}^n 的任意一个 k 维子空间.

(六) 初等矩阵及酉变换

1. 初等矩阵的性质

(1) $E(u, v; \sigma)$ 的特征值为 $(1 - \sigma v^H u), 1, 1, \dots, 1$.

(2) $\det E(u, v; \sigma) = 1 - \sigma v^H u$.

(3) 当且仅当 $\sigma v^H u \neq 1$ 时, $E(u, v; \sigma)$ 可逆, 且

$$E(u, v; \sigma)^{-1} = E\left(u, v; \frac{\sigma}{\sigma v^H u - 1}\right).$$

特别地

$$E(u, v; \sigma)^{-1} = \begin{cases} E(u, v; -\sigma), & \text{当 } \sigma v^H u = 0, \\ E(u, v; \sigma), & \text{当 } \sigma v^H u = 2. \end{cases}$$

(4) 对任意非零向量 $a, b \in \mathbb{C}^n$, 存在 u, v 与 σ , 使得 $E(u, v; \sigma)a = b$.

2. 酉变换或 Householder 变换(对应矩阵 $H(u)$)的性质

(1) $H(u)^H = H(u) = H(u)^{-1}$, $\det H(u) = -1$;

(2) $H(u)$ 是镜像变换;

(3) 设 $a, b \in \mathbb{C}^n$, 则存在单位向量 u , 使得 $H(u)a = b$ 的充要条件是

$$\|a\|_2 = \|b\|_2 \quad \text{和} \quad a^H b = b^H a,$$

且在上式的条件下, 使得 $H(u)a = b$ 成立的单位向量 u 可取为

$$u = \frac{e^{i\theta}(a - b)}{\|a - b\|_2},$$

其中 θ 为任一实数.

(4) 任一旋转必可分解为两个 Householder 镜像变换的乘积. 事实上有

$$\begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} = \left[E_2 - 2 \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} (0, 1) \right] \left[E_2 - 2 \begin{pmatrix} \sin \frac{\theta}{2} \\ -\cos \frac{\theta}{2} \end{pmatrix} \left(\sin \frac{\theta}{2}, -\cos \frac{\theta}{2} \right) \right].$$

3. 设 T 是 $V^n(\mathbb{C})$ 上的线性变换, 则下列命题等价:

(1) T 是酉变换;

(2) $\|T(x)\| = \|x\|$, $\forall x \in V^n(\mathbb{C})$;

(3) 设 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$ 是 $V^n(\mathbb{C})$ 的标准正交基, 则 $T(\epsilon_1), T(\epsilon_2), \dots, T(\epsilon_n)$ 也是它的标准正交基;

(4) T 在任一标准正交基下的矩阵 A 是酉矩阵, 即 $A^H A = A A^H = E_n$.

4. 酉矩阵的几个性质

设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是酉矩阵, 则

- (1) $(Ax, Ay) = (x, y)$, $\forall x, y \in \mathbb{C}^n$;
- (2) $\|Ax\| = \|x\|$, $\forall x \in \mathbb{C}^n$;
- (3) A^H 也是酉矩阵;
- (4) 若 $B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 也是酉矩阵, 则 AB, BA 也是酉矩阵;
- (5) 酉矩阵的特征值的模为 1.

(七) 欧氏空间上的度量

1. 内积性质

若 (x, y) 是 $V^n(P)$ 上的内积, 则

- (1) $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\|$;
- (2) $\|x-y\|^2 + \|x+y\|^2 = 2\|x\|^2 + 2\|y\|^2$;
- (3) $|(x, y)| \leq \|x\| \|y\|$ (Cauchy 不等式);
- (4) $\|x+y\| \leq \|x\| + \|y\|$ (三角不等式).

2. n 维欧氏空间 V 中的向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ 线性相关的充要条件是其 Gram 行列式为零, 即

$$G(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k) = \begin{vmatrix} (\alpha_1, \alpha_1) & (\alpha_1, \alpha_2) & \cdots & (\alpha_1, \alpha_k) \\ (\alpha_2, \alpha_1) & (\alpha_2, \alpha_2) & \cdots & (\alpha_2, \alpha_k) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ (\alpha_k, \alpha_1) & (\alpha_k, \alpha_2) & \cdots & (\alpha_k, \alpha_k) \end{vmatrix} = 0.$$

3. 如果 n 维欧氏空间中的向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ 线性无关, 则将 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$ 正交化后, 其 Gram 行列式不变, 即

$$\begin{aligned} G(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k) &= G(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k) = (\beta_1, \beta_1)(\beta_2, \beta_2) \cdots (\beta_k, \beta_k) \\ &= \|\beta_1\|^2 \|\beta_2\|^2 \cdots \|\beta_k\|^2. \end{aligned}$$

4. 若向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 线性无关, 则 $G(\alpha_1, \alpha_2)$ 表示由向量 α_1, α_2 所构成的平行四边形面积的平方; $G(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$ 表示由向量 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 构成的平行六面体体积的平方.

5. 关于欧氏空间中线性无关向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 所构成的 n 维平行多面体的体积 $V(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$, 我们有下面结论:

- (1) $V(\alpha_1) = \|\alpha_1\|$;
- (2) $V(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) = V(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{n-1}) h_n$, 其中 h_n 是向量 α_n 在向量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{n-1}$ 所生成的子空间上的正交投影的长度.
- (3) $V(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) = \sqrt{G(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)} = |D|$, 其中 D 是给定的向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$

在其生成的 n 维空间 $L(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ 的某组标准正交基下的坐标的行列式.

6. 对于给定的向量 α 与线性子空间 V_1 中一切向量的夹角, 以它与 α 在 V_1 上的正交投影 r 之间的夹角为最小.

(八)酉空间的分解与投影

1. 线性变换 T 的矩阵为准对角矩阵的充要条件是 $V^n(\mathbf{C})$ 可分解为 T 的不变子空间的直和.

2. 正交补子空间

(1) 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times m}$, $B \in \mathbf{C}^{n \times s}$, 则 $R(A) \perp R(B)$ 的充要条件是 $A^H B = \mathbf{0}$.

(2) 酉空间 $V^n(\mathbf{C})$ 的每一个子空间 V_1 都有唯一的正交补.

3. 投影

(1) 设 T 是线性空间 $V^n(\mathbf{C})$ 上的投影, 则 $V^n(\mathbf{C}) = R(T) \oplus N(T)$, 即投影的值域和核互为直和补.

(2) 设 $V^n(\mathbf{C}) = V_1 \oplus V_2$, 则存在投影 T , 使 $R(T) = V_1, N(T) = V_2$.

4. 若 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 是幂等矩阵, 即 $A^2 = A$, 则有

(1) A^H 与 $E - A$ 也是幂等矩阵;

(2) A 的特征值为 0 或 1, 且可对角化;

(3) $\text{rank}(A) = \text{tr}(A)$;

(4) $A(E - A) = (E - A)A = \mathbf{0}$;

(5) $A\alpha = \alpha \Leftrightarrow \alpha \in R(A)$;

(6) $N(A) = R(E - A), R(A) = N(E - A)$.

5. 正交投影

设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}, A^2 = A$, 则下列命题等价:

(1) A 是 \mathbf{C}^n 上的正交投影;

(2) $A = A^H$;

(3) $\mathbf{C}^n = R(A) \oplus N(A), R^\perp(A) = N(A)$.

(九) Kronecker 乘积

1. Kronecker 乘积的运算性质

设 $A \in P^{m \times n}, B \in P^{p \times q}, C \in P^{r \times s}, D \in P^{k \times h}$, 则

(1) 单位矩阵之积 $E_m \otimes E_n = E_{mn}$;

(2) 纯量积 $\lambda(A \otimes B) = (\lambda A) \otimes B = A \otimes (\lambda B), \forall \lambda \in P$;

(3) 分配律 $(A + B) \otimes C = (A \otimes C) + (B \otimes C), C \otimes (A + B) = (C \otimes A) + (C \otimes B)$;

(4) 结合律 $A \otimes (B \otimes C) = (A \otimes B) \otimes C$;

- (5) 转置及共轭 $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^T = \mathbf{A}^T \otimes \mathbf{B}^T$, $\overline{(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})} = \bar{\mathbf{A}} \otimes \bar{\mathbf{B}}$, $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^H = \mathbf{A}^H \otimes \mathbf{B}^H$;
- (6) 混合积 当 $n=r, q=k$ 时, 有 $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{C} \otimes \mathbf{D}) = (\mathbf{A}\mathbf{C}) \otimes (\mathbf{B}\mathbf{D})$;
- (7) 逆 当 $m=n, p=q$ 时, 且 $\mathbf{A}^{-1}, \mathbf{B}^{-1}$ 存在, 则 $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} \otimes \mathbf{B}^{-1}$;
- (8) 迹 当 $m=n, p=q$ 时, 有 $\text{tr}(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) = \text{tr}\mathbf{A} \cdot \text{tr}\mathbf{B}$;
- (9) 秩 $\text{rank}(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) = \text{rank}(\mathbf{A}) \cdot \text{rank}(\mathbf{B})$;
- (10) 行列式 当 $m=n, p=q$ 时, 有 $\det(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) = (\det\mathbf{A})^p (\det\mathbf{B})^m$.

2. Kronecker 乘积的特征值

(1) (Stephanos 定理) 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times m}$ 的特征值是 $\lambda_r (r=1, 2, \dots, m)$, $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的特征值是 $\mu_k (k=1, 2, \dots, n)$, 令 $P(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \sum_{i,j=1}^k c_{ij} \mathbf{A}^i \otimes \mathbf{B}^j$, $P(x, y) = \sum_{i,j=1}^k c_{ij} x^i y^j$, 则 $P(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ 的特征值是 $P(\lambda_r, \mu_k), 1 \leq r \leq m, 1 \leq k \leq n$.

(2) 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times m}$ 的特征值是 $\lambda_r (r=1, 2, \dots, m)$, 其相应的特征向量为 $\mathbf{x}_r (r=1, 2, \dots, m)$; 另外设 $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的特征值是 $\mu_k (k=1, 2, \dots, n)$, $\mathbf{y}_k (k=1, 2, \dots, n)$ 是其相应的特征向量, 则 $\mathbf{A} \otimes_k \mathbf{B}$ 的特征值是 $\lambda_r + \mu_k$, 相应的特征向量为 $\mathbf{x}_r \otimes \mathbf{y}_k, 1 \leq r \leq m, 1 \leq k \leq n$.

3. 向量化算符 Vec 的性质及应用

(1) $\text{Vec}(k_1 \mathbf{A}_1 + k_2 \mathbf{A}_2) = k_1 \text{Vec}(\mathbf{A}_1) + k_2 \text{Vec}(\mathbf{A}_2)$;

(2) 矩阵 $\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_k \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 线性无关的充要条件是 $\text{Vec}(\mathbf{A}_1), \text{Vec}(\mathbf{A}_2), \dots, \text{Vec}(\mathbf{A}_k)$ 在 $\mathbb{C}^{m \times n}$ 中线性无关.

(3) 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}, \mathbf{X} \in \mathbb{C}^{n \times r}, \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{r \times s}$, 则

$$\text{Vec}(\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B}) = (\mathbf{B}^T \otimes \mathbf{A}) \text{Vec}(\mathbf{X}).$$

(4) (Kronecker 积的拟交换性) 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}, \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{r \times s}$, 则存在置换矩阵 $\mathbf{U}_1 \in \mathbb{C}^{mr \times mr}$ 和 $\mathbf{U}_2 \in \mathbb{C}^{ns \times ns}$, 使得 $\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} = \mathbf{U}_1 (\mathbf{B} \otimes \mathbf{A}) \mathbf{U}_2$.

(5) 设 $\mathbf{A}_i \in \mathbb{C}^{m \times p}, \mathbf{X} \in \mathbb{C}^{p \times q}, \mathbf{B}_i \in \mathbb{C}^{q \times n}, \mathbf{F} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则矩阵方程 $\sum_{i=1}^l \mathbf{A}_i \mathbf{X} \mathbf{B}_i = \mathbf{F}$ 有解的充分必要条件是 $\text{Vec}(\mathbf{F}) \in R\left(\sum_{i=1}^l \mathbf{A}_i \otimes \mathbf{B}_i^T\right)$.

(6) 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times m}$ 和 $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的特征值分别为 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, m)$ 和 $\mu_j (j=1, 2, \dots, n)$, $\mathbf{F} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

① 矩阵方程 $\mathbf{AX} + \mathbf{XB} = \mathbf{F}$ 有唯一解的充要条件是

$$\lambda_i + \mu_j \neq 0 \quad (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n);$$

② 矩阵方程 $\mathbf{X} + \mathbf{AXB} + \dots + \mathbf{A}^l \mathbf{XB}^l = \mathbf{F}$ 有唯一解的充要条件是

$$1 + (\lambda_i \mu_j) + \dots + (\lambda_i \mu_j)^l \neq 0 \quad (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n).$$

三、典型例题

例 1 设非齐次线性方程组 $Ax=b$ ($b \neq 0$) 有解, 其通解一般地可表示为

$$\xi + k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \cdots + k_{n-r}\alpha_{n-r},$$

其中 k_i ($i=1, 2, \dots, n-r$) 为任意实数. 试证: 向量组 $\xi, \xi + \alpha_1, \xi + \alpha_2, \dots, \xi + \alpha_{n-r}$ 是方程组 $Ax=b$ 所有解的极大线性无关组, 但是 $Ax=b$ 所有解的集合不构成线性空间.

证 首先证 $\xi, \xi + \alpha_1, \xi + \alpha_2, \dots, \xi + \alpha_{n-r}$ 线性无关. 不妨设

$$l_0 \xi + l_1(\xi + \alpha_1) + l_2(\xi + \alpha_2) + \cdots + l_{n-r}(\xi + \alpha_{n-r}) = \mathbf{0},$$

即

$$(l_0 + l_1 + l_2 + \cdots + l_{n-r})\xi + l_1\alpha_1 + l_2\alpha_2 + \cdots + l_{n-r}\alpha_{n-r} = \mathbf{0}.$$

用矩阵 A 左乘上式两端, 并由 $A\alpha_i = \mathbf{0}, A\xi = b$, 可得

$$(l_0 + l_1 + l_2 + \cdots + l_{n-r})b = \mathbf{0},$$

由 $b \neq \mathbf{0}$, 知 $l_0 + l_1 + l_2 + \cdots + l_{n-r} = 0$, 故

$$l_1\alpha_1 + l_2\alpha_2 + \cdots + l_{n-r}\alpha_{n-r} = \mathbf{0}.$$

又因为 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{n-r}$ 是 $Ax=\mathbf{0}$ 的基础解系, 所以

$$l_0 = l_1 = l_2 = \cdots = l_{n-r} = 0.$$

即 $\xi, \xi + \alpha_1, \xi + \alpha_2, \dots, \xi + \alpha_{n-r}$ 线性无关.

设 β 为 $Ax=b$ 的任意解, 由题意知, 存在 k_i ($i=1, 2, \dots, n-r$) 使得

$$\begin{aligned} \beta &= \xi + k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \cdots + k_{n-r}\alpha_{n-r} \\ &= (1 - k_1 - \cdots - k_{n-r})\xi + k_1(\alpha_1 + \xi) + \cdots + k_{n-r}(\alpha_{n-r} + \xi). \end{aligned}$$

这表明 β 可由 $\xi, \xi + \alpha_1, \xi + \alpha_2, \dots, \xi + \alpha_{n-r}$ 线性表示, 即 $\xi, \xi + \alpha_1, \xi + \alpha_2, \dots, \xi + \alpha_{n-r}$ 是方程组 $Ax=b$ 所有解的极大线性无关组.

显然, $Ax=b$ 的所有解之和, 解的任意常数倍都不是 $Ax=b$ 的解, 所以 $Ax=b$ 所有解的集合不构成线性空间.

注 此题意在表明一个无穷集合可以有极大线性无关组, 但其自身并不一定是线性空间.

例 2 设 W_1, W_2 为线性空间 V 的两个子空间, 令

$$W_1 \cap W_2 = \{X \mid X \in W_1 \text{ 且 } X \in W_2\}, W_1 \cup W_2 = \{X \mid X \in W_1 \text{ 或 } X \in W_2\}.$$

问: $W_1 \cap W_2, W_1 \cup W_2$ 是否分别都构成子空间? 如果能构成子空间, 请给出证明; 如果不能, 请举出反例.

证 (1) $W_1 \cap W_2$ 是 V 的子空间, 证明如下. 因 W_1, W_2 为 V 的线性子空间, 均含有零元, 因而 $W_1 \cap W_2$ 是非空集.

再假定 $\alpha, \beta \in W_1 \cap W_2$, 则 $\alpha, \beta \in W_1, \alpha, \beta \in W_2$. 因 W_1, W_2 为子空间, 故

$$\alpha + \beta \in W_1, \quad \alpha + \beta \in W_2,$$

于是 $\alpha + \beta \in W_1 \cap W_2$. 同样, 因 $\lambda\alpha \in W_1, \lambda\alpha \in W_2$, 故 $\lambda\alpha \in W_1 \cap W_2$, 因而 $W_1 \cap W_2$ 是 V 的子空间.

(2) $W_1 \cup W_2$ 不一定是 V 的子空间. 反例如下. 取 $V = \mathbf{R}^2$, 令 $W_1 = \{(x, 0)^T \mid x \in \mathbf{R}\}$, $W_2 = \{(0, y)^T \mid y \in \mathbf{R}\}$, 则它们均为 \mathbf{R}^2 的子空间, 取 $\alpha = (1, 0)^T, \beta = (0, 1)^T$, 显然 $\alpha, \beta \in W_1 \cup W_2$, 但 $\alpha + \beta = (1, 1)^T \notin W_1 \cup W_2$, 因而 $W_1 \cup W_2$ 不是 \mathbf{R}^2 的子空间.

注 本题第二部分实际上对任意有限个子空间也是成立的, 即若 W_1, W_2, \dots, W_s 为线性空间 V 的 s 个非平凡子空间, 则 V 中至少有一个向量不属于 W_1, W_2, \dots, W_s 中任何一个.

例 3 设 A 为 n 维线性空间 V 中线性变换 A 关于某基的矩阵, 求证 $\text{rank}(A^2) = \text{rank}(A)$ 当且仅当 $V = R(A) \oplus N(A)$.

证 设 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 为 V 的一组基, A 在这组基下的矩阵为 A , 则线性变换 A^2 在这组基下的矩阵为 A^2 , 且 $R(A) = L(A\alpha_1, A\alpha_2, \dots, A\alpha_n) = L(A\alpha_{i_1}, A\alpha_{i_2}, \dots, A\alpha_{i_s})$, 其中 $A\alpha_{i_1}, A\alpha_{i_2}, \dots, A\alpha_{i_s}$ 是 $R(A)$ 的一组基. 于是 $R(A^2) = L(A^2\alpha_{i_1}, A^2\alpha_{i_2}, \dots, A^2\alpha_{i_s})$.

设 $\text{rank}(A^2) = \text{rank}(A)$, 则 $\dim R(A) = \dim R(A^2)$. 于是 $A^2\alpha_{i_1}, A^2\alpha_{i_2}, \dots, A^2\alpha_{i_s}$ 是 $R(A^2)$ 的一组基. 任取 $\alpha \in R(A)$ 且 $\alpha \in N(A)$, 则 $\alpha = a_1A\alpha_{i_1} + a_2A\alpha_{i_2} + \dots + a_sA\alpha_{i_s}$, 又 $A\alpha = 0$, 于是 $a_1A^2\alpha_{i_1} + a_2A^2\alpha_{i_2} + \dots + a_sA^2\alpha_{i_s} = 0$. 因为 $A^2\alpha_{i_1}, A^2\alpha_{i_2}, \dots, A^2\alpha_{i_s}$ 线性无关, 我们有 $a_i = 0, 1 \leq i \leq s$. 因此 $\alpha = 0$, 即有 $R(A) \cap N(A) = \{0\}$, 又 $\dim R(A) + \dim N(A) = \dim V$, 于是必有 $V = R(A) \oplus N(A)$.

反之, 设 $V = R(A) \oplus N(A)$. 任取 $\alpha \in R(A)$, 有 V 中的元素 β , 使 $\alpha = A\beta$. 由直和的定义知, 存在 $\beta_1 \in V$ 和 $\gamma \in N(A)$, 使 $\beta = A\beta_1 + \gamma$. 于是有 $\alpha = A\beta = A^2\beta_1$, 即 $\alpha = A^2\beta_1 \in R(A^2)$, 故 $R(A) \subseteq R(A^2)$. 显然 $R(A^2) \subseteq R(A)$, 这样 $R(A^2) = R(A)$, 即 $\text{rank}(A^2) = \text{rank}(A)$.

注 由该题结论可知, 若存在正整数 $m > 1$, 使 $A^m = A$, 则有 $V = R(A) \oplus N(A)$.

例 4 设 A 和 B 分别是 $n \times s$ 和 $s \times p$ 矩阵. n 维行向量 X 满足 $XAB = \mathbf{0}$. 令 $V = \{Y \mid Y = XA, XAB = \mathbf{0}\}$. 求证 V 是一个线性空间, 且 $\dim V = \text{rank}(A) - \text{rank}(AB)$.

证 不难直接验证 V 构成一个线性空间. 设 $W = \{X \mid XAB = \mathbf{0}\}$, 则 W 是方程组 $XAB = \mathbf{0}$ 的解空间, 于是 $\dim W = n - \text{rank}(AB)$. 令 $m = n - \text{rank}(AB)$.

令 $W_0 = \{X \mid XAB = \mathbf{0}, XA = \mathbf{0}\}$, 则 $W_0 = \{X \mid XA = \mathbf{0}\}$. 于是 W_0 是方程组 $XA = \mathbf{0}$ 的解空间. 这样 $\dim W_0 = n - \text{rank}(A) = r$.

显然 $W_0 \subseteq W$. 取 W_0 的一组基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$, 扩充为 W 的一组基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r, \alpha_{r+1}, \dots, \alpha_m$. $V = \{Y \mid Y = XA, XAB = \mathbf{0}\}$, 易见

$$V = L(\alpha_1A, \alpha_2A, \dots, \alpha_rA, \alpha_{r+1}A, \dots, \alpha_mA).$$

又 $\alpha_iA = \mathbf{0}, 1 \leq i \leq r$, 于是

$$V = L(\alpha_{r+1}A, \dots, \alpha_mA).$$

下面证明 $\alpha_{r+1}A, \dots, \alpha_mA$ 线性无关. 设 $k_{r+1}\alpha_{r+1}A + k_{r+2}\alpha_{r+2}A + \dots + k_m\alpha_mA = \mathbf{0}$, 则

$$(k_{r+1}\alpha_{r+1} + k_{r+2}\alpha_{r+2} + \dots + k_m\alpha_m)A = \mathbf{0}.$$

于是 $k_{r+1}\alpha_{r+1} + k_{r+2}\alpha_{r+2} + \dots + k_m\alpha_m \in W_0$, 因此

$$k_{r+1}\alpha_{r+1} + k_{r+2}\alpha_{r+2} + \cdots + k_m\alpha_m = l_1\alpha_1 + l_2\alpha_2 + \cdots + l_r\alpha_r.$$

又 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m$ 线性无关, 因此有 $k_j = 0, l_i = 0, r+1 \leq j \leq m, 1 \leq i \leq r$. 因此

$$\dim V = m - r,$$

即

$$\dim V = n - \text{rank}(\mathbf{AB}) - (n - \text{rank}(\mathbf{A})) = \text{rank}(\mathbf{A}) - \text{rank}(\mathbf{AB}).$$

例 5 证明在 n 维欧氏空间 V 中两两夹钝角(即夹角大于 $\pi/2$)的向量不能多于 $n+1$ 个.

证 对 n 作数学归纳法, $n=1$ 时结论显然成立, 设对 $n-1$ 维欧氏空间结论成立.

当 $\dim V=n$ 时, 若 V 内有 $n+2$ 个向量 $\alpha_1, \dots, \alpha_{n+1}, \alpha_{n+2}$ 两两夹钝角, 则有

$$(\alpha_i, \alpha_j) < 0, 1 \leq i < j \leq n+2.$$

令 $M=L(\alpha_{n+2})$, 则 $V=M \oplus M^\perp$, 对于 $i=1, 2, \dots, n+1$, 设 $\alpha_i=k_i\alpha_{n+2}+\beta_i$ ($\beta_i \in M^\perp$). 因 $(\alpha_i, \alpha_{n+2})=k_i(\alpha_{n+2}, \alpha_{n+2})<0$, 故 $k_i<0$. 又当 $i \neq j$ 时, $(\alpha_i, \alpha_j)=k_ik_j(\alpha_{n+2}, \alpha_{n+2})+(\beta_i, \beta_j)<0$.

而 $k_ik_j(\alpha_{n+2}, \alpha_{n+2})>0$, 故 $(\beta_i, \beta_j)<0$. 这样 M^\perp 是 $n-1$ 维欧氏空间, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{n+1}$ 是 M^\perp 内 $n+1$ 个两两夹钝角的向量, 与归纳假设矛盾.

例 6 \mathbf{A} 是 n 阶实矩阵, 证明存在正交矩阵 \mathbf{T} , 使 $\mathbf{T}^{-1}\mathbf{AT}$ 是三角矩阵的充要条件为 \mathbf{A} 的特征方程的根全是实数.

证 若 $\mathbf{T}^{-1}\mathbf{AT}$ 为三角矩阵, 其中 \mathbf{T} 为正交矩阵, 设它对角线上的元素为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$. 于是

$$|\lambda\mathbf{E} - \mathbf{A}| = |\mathbf{T}^{-1}| |\lambda\mathbf{E} - \mathbf{A}| |\mathbf{T}| = |\lambda\mathbf{E} - \mathbf{T}^{-1}\mathbf{AT}| = \prod_{i=1}^n (\lambda - \lambda_i),$$

即 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 \mathbf{A} 的特征值. 由于 \mathbf{A} 和 \mathbf{T} 都是实矩阵, 则 $\mathbf{T}^{-1}\mathbf{AT}$ 也是实矩阵, 从而 \mathbf{A} 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 全为实数.

反之, 我们对 n 用数学归纳法证明存在正交矩阵 \mathbf{T} , 使 $\mathbf{T}^{-1}\mathbf{AT}$ 为三角矩阵. 当 $n=1$ 时, 显然结论成立. 假设对 $n-1$ 结论成立, 我们证明对 n 结论也成立.

设 α_1 是 \mathbf{A} 属于 λ_1 的特征向量, 不妨设 α_1 为单位向量. 设 \mathbf{A} 的全部特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$. 将 α_1 扩充为 n 维欧氏空间的一组基 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$. 设 \mathbf{A} 为线性变换 σ 在某一标准正交基下的矩阵. 设 σ 在 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 下的矩阵为

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \mathbf{\beta} \\ \mathbf{0} & \mathbf{D} \end{pmatrix},$$

必存在正交矩阵 \mathbf{M} , 使 $\mathbf{M}^{-1}\mathbf{AM}=\mathbf{H}$. \mathbf{A} 与 \mathbf{H} 有相同的特征值, 从而 \mathbf{D} 有特征值 $\lambda_2, \dots, \lambda_n$. 由归纳法假定, 存在正交矩阵 \mathbf{G} , 使 $\mathbf{G}^{-1}\mathbf{DG}$ 为三角矩阵, 且对角线上的元素为 $\lambda_2, \dots, \lambda_n$. 不妨设 $\mathbf{G}^{-1}\mathbf{DG}$ 为上三角矩阵.

令 $\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{G} \end{pmatrix}$, 则 $\mathbf{Q}^{-1} = \mathbf{Q}^T = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{G}^T \end{pmatrix}$. 令 $\mathbf{T} = \mathbf{MQ}$, 则 \mathbf{T} 是正交矩阵, 且

$$\mathbf{T}^T \mathbf{A} \mathbf{T} = \mathbf{Q}^T \mathbf{M}^T \mathbf{A} \mathbf{M} \mathbf{Q} = \mathbf{Q}^T \mathbf{H} \mathbf{Q} = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{G}^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 & \beta \\ \mathbf{0} & \mathbf{D} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{G} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \beta \mathbf{G} \\ \mathbf{0} & \mathbf{G}^T \mathbf{D} \mathbf{G} \end{pmatrix}.$$

于是存在正交矩阵 \mathbf{T} , 使 $\mathbf{T}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{T} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \beta \mathbf{G} \\ \mathbf{0} & \mathbf{G}^T \mathbf{D} \mathbf{G} \end{pmatrix}$ 为三角矩阵.

例 7 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是非奇异矩阵, 那么 \mathbf{A}^{-1} 相似于 \mathbf{A}^* 当且仅当存在非奇异矩阵 $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 使得 $\mathbf{A} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{B}^*$.

证 对于某个非奇异矩阵 $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 如果有 $\mathbf{A} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{B}^*$, 那么, $\mathbf{A}^{-1} = (\mathbf{B}^*)^{-1} \mathbf{B}$, 并且 $\mathbf{B}^* \mathbf{A}^{-1} (\mathbf{B}^*)^{-1} = \mathbf{B} (\mathbf{B}^*)^{-1} = (\mathbf{B}^{-1} \mathbf{B}^*)^* = \mathbf{A}^*$, 这样, \mathbf{A}^{-1} 可经相似矩阵 \mathbf{B}^* 相似于 \mathbf{A}^* .

反过来, 如果 \mathbf{A}^{-1} 相似于 \mathbf{A}^* , 那么存在非奇异矩阵 $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 使得 $\mathbf{S} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{S}^{-1} = \mathbf{A}^*$. 对 $\theta \in \mathbb{R}$, 令 $\mathbf{S}_\theta = e^{i\theta} \mathbf{S}$, 且注意到 $\mathbf{S}_\theta \mathbf{A}^{-1} \mathbf{S}_\theta^{-1} = e^{i\theta} \mathbf{S} \mathbf{A}^{-1} (e^{-i\theta} \mathbf{S}^{-1}) = \mathbf{S} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{S}^{-1} = \mathbf{A}^*$. 另一方面, $\mathbf{S}_\theta = \mathbf{A}^* \mathbf{S}_\theta \mathbf{A}$, 且 $\mathbf{S}_\theta^* = \mathbf{A}^* \mathbf{S}_\theta^* \mathbf{A}$. 相加这两个恒等式便得到 $\mathbf{H}_\theta = \mathbf{A}^* \mathbf{H}_\theta \mathbf{A}$, 其中 $\mathbf{H}_\theta = \mathbf{S}_\theta + \mathbf{S}_\theta^*$ 是 Hermite 矩阵. 如果 \mathbf{H}_θ 是奇异矩阵, 那么存在某个非零 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$, 使得 $\mathbf{0} = \mathbf{H}_\theta \mathbf{x} = \mathbf{S}_\theta \mathbf{x} + \mathbf{S}_\theta^* \mathbf{x}$, 因而, $-\mathbf{x} = \mathbf{S}_\theta^{-1} \mathbf{S}_\theta^* \mathbf{x} = e^{-2i\theta} \mathbf{S}^{-1} \mathbf{S}^* \mathbf{x}$, 且 $\mathbf{S}^{-1} \mathbf{S}^* \mathbf{x} = -e^{2i\theta} \mathbf{x}$. 选取值 $\theta = \theta_0 \in [0, 2\pi]$, 使 $-e^{2i\theta_0}$ 不是 $\mathbf{S}^{-1} \mathbf{S}^*$ 的特征值, 所得到的 Hermite 矩阵 $\mathbf{H} = \mathbf{H}_{\theta_0}$ 是非奇异矩阵, 且有性质 $\mathbf{H} = \mathbf{A}^* \mathbf{H} \mathbf{A}$.

现在, 选取任一复数 α , 使 $|\alpha| = 1$, 且 α 不是 \mathbf{A}^* 的特征值. 令 $\mathbf{B} = \beta(\alpha \mathbf{E} - \mathbf{A}^*) \mathbf{H}$, 其中复参数 $\beta \neq 0$ 是有待选定的, 不难看出 \mathbf{B} 是非奇异矩阵. 为了使 $\mathbf{A} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{B}^*$ 或 $\mathbf{B} \mathbf{A} = \mathbf{B}^*$, 经计算 $\mathbf{B}^* = \mathbf{H}(\bar{\beta}\alpha \mathbf{E} - \bar{\beta}\mathbf{A})$, 而 $\mathbf{B} \mathbf{A} = \beta(\alpha \mathbf{E} - \mathbf{A}^*) \mathbf{H} \mathbf{A} = \beta(\alpha \mathbf{H} \mathbf{A} - \mathbf{A}^* \mathbf{H} \mathbf{A}) = \beta(\alpha \mathbf{H} \mathbf{A} - \mathbf{H}) = \mathbf{H}(\alpha \beta \mathbf{A} - \beta \mathbf{E})$. 如果能选定一个非零 β 使 $\beta = -\bar{\beta}\alpha$, 就完成了证明, 而当 $\alpha = e^{i\varphi}$ 时, 只要取 $\beta = e^{i(\pi - \varphi)}/2$ 就行.

例 8 任何 n 阶矩阵 \mathbf{A} 的高次幂 \mathbf{A}^s ($s \geq n$) 必可表示为 \mathbf{A} 的最高不超过 $n-1$ 次的多项式, 当 \mathbf{A} 是可逆矩阵时, \mathbf{A}^{-1} 亦然.

证 不妨设 \mathbf{A} 的特征多项式为

$$\Delta_{\mathbf{A}}(\lambda) = |\lambda \mathbf{E} - \mathbf{A}| = \lambda^n - a_1 \lambda^{n-1} + \cdots + (-1)^{n-1} a_{n-1} \lambda + (-1)^n a_n.$$

根据凯莱-哈密顿定理可得

$$\Delta_{\mathbf{A}}(\mathbf{A}) = \mathbf{A}^n - a_1 \mathbf{A}^{n-1} + \cdots + (-1)^{n-1} a_{n-1} \mathbf{A} + (-1)^n a_n \mathbf{E} = \mathbf{0}.$$

当 $s \geq n$ 时, 用 $\Delta_{\mathbf{A}}(\lambda)$ 除 λ^s 可得

$$\lambda^s = q(\lambda) \cdot \Delta_{\mathbf{A}}(\lambda) + r(\lambda),$$

其中 $r(\lambda)$ 的次数小于等于 $n-1$, 从而 $\mathbf{A}^s = q(\mathbf{A}) \cdot \Delta_{\mathbf{A}}(\mathbf{A}) + r(\mathbf{A}) = r(\mathbf{A})$.

当 \mathbf{A} 可逆时, $a_n = |\mathbf{A}| \neq 0$, 此时从 $\Delta_{\mathbf{A}}(\mathbf{A}) = \mathbf{0}$ 可得

$$\frac{(-1)^{n-1}}{a_n} (\mathbf{A}^{n-1} - a_1 \mathbf{A}^{n-2} + \cdots + (-1)^{n-1} a_{n-1} \mathbf{E}) \mathbf{A} = \mathbf{E},$$

由此得到

$$\mathbf{A}^{-1} = \frac{(-1)^{n-1}}{a_n} (\mathbf{A}^{n-1} - a_1 \mathbf{A}^{n-2} + \cdots + (-1)^{n-1} a_{n-1} \mathbf{E}).$$

例 9 设 \mathbf{A}, \mathbf{B} 是两个 n 阶实正交矩阵, 证明 $|\mathbf{AB}| = 1$ 当且仅当 $n - \text{rank}(\mathbf{A} + \mathbf{B})$ 为偶数.

证 因 $|\mathbf{A}|, |\mathbf{B}| \in \{\pm 1\}$, 故 $|\mathbf{AB}| = |\mathbf{A}^{-1} \mathbf{B}|$. 又因为

$$\text{rank}(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \text{rank}[\mathbf{A}(\mathbf{E} + \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B})] = \text{rank}(\mathbf{E} + \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}).$$

令 $\mathbf{C} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}$, 则原题可化为: 证明 $|\mathbf{C}| = 1$ 当且仅当 $n - \text{rank}(\mathbf{E} + \mathbf{C})$ 为偶数.

显然 \mathbf{C} 是实正交矩阵, 因此存在酉矩阵 \mathbf{U} , 使得

$$\bar{\mathbf{U}}^T \mathbf{C} \mathbf{U} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{pmatrix}.$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 \mathbf{C} 的特征值, $|\lambda_1| = |\lambda_2| = \dots = |\lambda_n|$.

由于 \mathbf{C} 的虚特征值成对出现, 故 $|\mathbf{C}| = \lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n = (-1)^r$, r 是 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 中等于 -1 的 λ_i 的个数, 而

$$\text{rank}(\mathbf{E} + \mathbf{C}) = \text{rank} \begin{pmatrix} 1 + \lambda_1 & & & \\ & 1 + \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1 + \lambda_n \end{pmatrix} = n - r,$$

故 $|\mathbf{C}| = 1$, 当且仅当 $n - \text{rank}(\mathbf{E} + \mathbf{C})$ 为偶数.

例 10 (1) 设 \mathbf{A} 为正定 Hermite 矩阵, \mathbf{B} 为反 Hermite 矩阵. 试证明: \mathbf{AB} 与 \mathbf{BA} 的特征值实部为零.

(2) 设 \mathbf{A} 是 $n(n > 1)$ 阶正定矩阵. α 是非零列向量, 且 $\alpha \in \mathbb{R}^n$. 令 $\mathbf{B} = \mathbf{A}\alpha\alpha^T$, 求 \mathbf{B} 的最大特征值以及 \mathbf{B} 的属于这个特征值的特征子空间的维数和一个基.

证 (1) 首先, 注意到 \mathbf{AB} 与 \mathbf{BA} 有着相同的非零特征值, 因此我们只需证明它们中的任意一个成立即可. 不妨设 λ 为 \mathbf{AB} 的任意一个特征值, 于是 $|\lambda\mathbf{E} - \mathbf{AB}| = 0$. 由于 \mathbf{A} 为正定 Hermite 矩阵, 所以存在可逆矩阵 \mathbf{Q} , 使得 $\mathbf{A} = \mathbf{Q}^H \mathbf{Q}$, 将此式代入 $|\lambda\mathbf{E} - \mathbf{AB}| = 0$ 可得

$$\begin{aligned} 0 &= |\lambda\mathbf{E} - \mathbf{Q}^H \mathbf{Q}\mathbf{B}| \\ &= |\lambda\mathbf{Q}^H (\mathbf{Q}^H)^{-1} - \mathbf{Q}^H \mathbf{Q}\mathbf{B}| \\ &= |\mathbf{Q}^H| |\lambda\mathbf{E} - \mathbf{Q}\mathbf{B}\mathbf{Q}^H| |(\mathbf{Q}^H)^{-1}|. \end{aligned}$$

从而有 $|\lambda\mathbf{E} - \mathbf{Q}\mathbf{B}\mathbf{Q}^H| = 0$, 这表明 λ 也是 $\mathbf{Q}\mathbf{B}\mathbf{Q}^H$ 的特征值. 注意到 $\mathbf{Q}\mathbf{B}\mathbf{Q}^H$ 是一个反 Hermite 矩阵, 而反 Hermite 矩阵的特征值为零或纯虚数, 所以 λ 为零或纯虚数.

(2) 由于 \mathbf{A} 正定, $\alpha \neq 0$, 可得 $\lambda = \alpha^T \mathbf{A} \alpha > 0$, $\mathbf{A}\alpha \neq 0$, $\text{rank}(\mathbf{B}) = \text{rank}(\alpha^T \alpha) = 1$, 由 $\text{rank}(\mathbf{B}) = 1$, 知方程组 $\mathbf{BX} = \mathbf{0}$ 解空间 W_0 的维数为 $n - 1$, W_0 同时也是 \mathbf{B} 的属于特征值 0 的特征子空间.

由 $\lambda > 0$, $\mathbf{A}\alpha \neq 0$ 和 $\mathbf{BA}\alpha = \mathbf{A}\alpha\alpha^T\mathbf{A}\alpha = (\alpha^T \mathbf{A}\alpha)\mathbf{A}\alpha = \lambda\mathbf{A}\alpha$, 知 λ 是 \mathbf{B} 的特征值, $\mathbf{A}\alpha$ 是 \mathbf{B} 的属于特征值 λ 的特征向量. 设 \mathbf{B} 的属于这个特征值的特征子空间为 W_λ , 由 $\lambda \neq 0$, $W_\lambda \cap W_0 = \{0\}$, 所以

$$\dim W_\lambda + \dim W_0 = \dim(W_\lambda + W_0) \leqslant n.$$

即 $\dim W_\lambda \leqslant 1$, 而 $\mathbf{A}\alpha \neq 0$, $\mathbf{A}\alpha \in W_\lambda$, $\dim W_\lambda = 1$, W_λ 的一组基为 $\mathbf{A}\alpha$, 且

$$\dim W_\lambda = 1 \Rightarrow \dim W_\lambda + \dim W_0 = n,$$

因此, $\lambda = \alpha^T A \alpha > 0$ 是 B 的唯一非零特征值, 也是 B 的最大特征值.

例 11 设 $C = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & E_{n-1} \\ 1 & \mathbf{0} \end{pmatrix}$, 证明 C 是可以对角化的, 并由此证明:

(1) 存在可逆矩阵 P , 使对任意循环矩阵

$$A = \begin{pmatrix} a_0 & a_1 & a_2 & \cdots & a_{n-1} \\ a_{n-1} & a_0 & a_1 & \cdots & a_{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_1 & a_2 & a_3 & \cdots & a_0 \end{pmatrix},$$

满足 $P^{-1}AP$ 是对角矩阵;

(2) 任意 n 阶矩阵 M 可以对角化当且仅当 M 与某个循环矩阵相似.

证 显然 C 的特征多项式 $\Delta_C(\lambda) = |\lambda E - C| = \lambda^n - 1$ 没有重根, 于是其最小多项式 $m_C(\lambda) = \Delta_C(\lambda) = \lambda^n - 1$ 也没有重根, 因此存在可逆矩阵 P , 使得

$$P^{-1}CP = \begin{pmatrix} w_1 & & & \\ & w_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & w_n \end{pmatrix},$$

其中 w_1, w_2, \dots, w_n 是 1 的全部 n 次单位根.

(1) 注意到 $A = a_0 E + a_1 C + a_2 C^2 + \cdots + a_{n-1} C^{n-1}$, 记 $f(\lambda) = a_0 + a_1 \lambda + \cdots + a_{n-1} \lambda^{n-1}$, 则

$$P^{-1}AP = P^{-1}f(C)P = f(P^{-1}CP) = \begin{pmatrix} f(w_1) & & & \\ & f(w_2) & & \\ & & \ddots & \\ & & & f(w_n) \end{pmatrix}$$

是对角矩阵.

(2) 当 M 相似于某个循环矩阵时, 由(1)即知 M 是可以对角化的, 反过来, 若存在可逆矩阵 Q , 使得

$$Q^{-1}MQ = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix},$$

则由拉格朗日插值公式, 存在次数小于等于 $n-1$ 的多项式 $g(\lambda) = b_0 + b_1 \lambda + \cdots + b_{n-1} \lambda^{n-1}$, 使得

$$g(w_i) = \lambda_i, 1 \leq i \leq n.$$

于是

$$\mathbf{P}^{-1}g(\mathbf{C})\mathbf{P} = \begin{pmatrix} g(w_1) & & & \\ & g(w_2) & & \\ & & \ddots & \\ & & & g(w_n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix},$$

因此 \mathbf{M} 相似于循环矩阵 $g(\mathbf{C})$.

例 12 设 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 均为 n 阶实对称矩阵, 且 \mathbf{B} 为正定矩阵, $\mathbf{A}-\mathbf{B}$ 为半正定矩阵, 证明: $|\mathbf{A}| - |\mathbf{B}| \geq 0$.

证 由于 \mathbf{B} 为正定的, $\mathbf{A}-\mathbf{B}$ 为半正定的, 则存在可逆矩阵 \mathbf{P}_1 , 使 $\mathbf{P}_1^T \mathbf{B} \mathbf{P}_1 = \mathbf{E}$, 且 $\mathbf{P}_1^T (\mathbf{A}-\mathbf{B}) \mathbf{P}_1$ 也是对称的, 故存在正交矩阵 \mathbf{Q} , 使得

$$\mathbf{Q}^T \mathbf{P}_1^T (\mathbf{A}-\mathbf{B}) \mathbf{P}_1 \mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix}, \quad \lambda_i \geq 0.$$

取 $\mathbf{P}=\mathbf{P}_1 \mathbf{Q}$, 则 \mathbf{P} 可逆, 且

$$\begin{aligned} |\mathbf{P}^T| (|\mathbf{B}| + |\mathbf{A}-\mathbf{B}|) |\mathbf{P}| &= |\mathbf{P}^T \mathbf{B} \mathbf{P}| + |\mathbf{P}^T (\mathbf{A}-\mathbf{B}) \mathbf{P}| \\ &= 1 + \lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n. \end{aligned}$$

从而

$$\begin{aligned} (|\mathbf{B}| + |\mathbf{A}-\mathbf{B}|) &= (1 + \lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n) \frac{1}{|\mathbf{P}|^2}, \\ |\mathbf{P}^T| |\mathbf{A}| |\mathbf{P}| &= |\mathbf{P}^T| |\mathbf{B} + \mathbf{A} - \mathbf{B}| |\mathbf{P}| \\ &= |\mathbf{P}^T \mathbf{B} \mathbf{P} + \mathbf{P}^T (\mathbf{A}-\mathbf{B}) \mathbf{P}| \\ &= (\lambda_1 + 1)(\lambda_2 + 1) \cdots (\lambda_n + 1) \\ &\geq 1 + \lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n. \end{aligned}$$

因此 $|\mathbf{A}| \geq (1 + \lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n) \frac{1}{|\mathbf{P}|^2}$, 故 $(|\mathbf{B}| + |\mathbf{A}-\mathbf{B}|) \leq |\mathbf{A}|$, 从而 $|\mathbf{A}-\mathbf{B}| \leq |\mathbf{A}| - |\mathbf{B}|$, 又因为 $\mathbf{A}-\mathbf{B}$ 为半正定的, 所以 $|\mathbf{A}-\mathbf{B}| \geq 0$, 故 $|\mathbf{A}| - |\mathbf{B}| \geq 0$.

例 13 求方程 $x^2 + y^2 = z^2$ 的整数解.

分析 将不定方程写成矩阵行列式的形式, 由行列式为零知矩阵方程有非零解. 再由此解出不定方程的整数解.

解 首先, 将该方程写成行列式形式

$$\det \begin{pmatrix} x & z-y \\ z+y & x \end{pmatrix} = 0.$$

由行列式为零, 知以上述矩阵为系数的矩阵方程有非零解. 故有不全为零的数 a 和 b , 使得

$$\begin{pmatrix} x & z-y \\ z+y & x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \mathbf{0},$$

即

$$\begin{pmatrix} a & -b & b \\ b & a & a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \mathbf{0}.$$

解得

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} -2ab \\ b^2 - a^2 \\ a^2 + b^2 \end{pmatrix}, \quad \lambda \in \mathbb{R}.$$

于是, 不定方程的整数解为

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \frac{c}{\gcd(2ab, b^2 - a^2, a^2 + b^2)} \begin{pmatrix} -2ab \\ b^2 - a^2 \\ a^2 + b^2 \end{pmatrix},$$

其中 a, b 和 c 为任意整数, 且 a 和 b 不全为零.

注 此题的更进一步形式即为 1637 年法国数学家费马(Fermat)提出的费马大定理: 当自然数 $n > 2$ 时, 不定方程 $x^n + y^n = z^n$ 无正整数解.

四、习题解答

1. 设 a_1, a_2, \dots, a_n 是互不相同的 n 个数, 且

$$f_i = (x - a_1)(x - a_2) \cdots (x - a_{i-1})(x - a_{i+1}) \cdots (x - a_n), \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

(1) 证明: $f_i (i=1, 2, \dots, n)$ 是 $P[x]_n$ 的一组基底;

(2) 取 a_1, a_2, \dots, a_n 是全体 n 次单位根, 求由基底 $1, x, \dots, x^{n-1}$ 到 f_1, f_2, \dots, f_n 的过渡矩阵.

证 (1) 由题意, 只需证 $f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)$ 线性无关即可. 现假设

$$k_1 f_1(x) + k_2 f_2(x) + \cdots + k_n f_n(x) = 0.$$

分别以 $x=a_i$ 代入上式, 得到 $k_i f_i(a_i) = 0$. 因为 $f_i(a_i) \neq 0$, 故 $k_i = 0, i=1, 2, \dots, n$. 由此可得 $f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)$ 线性无关. 又因为 $\dim P[x]_n = n$, 可知 $f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)$ 为 $P[x]_n$ 的基.

(2) 取全部 n 次单位根为 $a_1 = \epsilon_1, a_2 = \epsilon_2, \dots, a_n = \epsilon_n$, 则

$$x^n - 1 = (x - \epsilon_1)(x - \epsilon_2) \cdots (x - \epsilon_n) = (x - \epsilon_i) f_i(x), \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

于是可得

$$f_i(x) = \frac{x^n - 1}{x - \epsilon_i} = x^{n-1} + \epsilon_i x^{n-2} + \epsilon_i^2 x^{n-3} + \cdots + \epsilon_i^{n-1},$$

故所求过渡矩阵为



$$\begin{pmatrix} \varepsilon_1^{n-1} & \varepsilon_2^{n-1} & \cdots & \varepsilon_n^{n-1} \\ \varepsilon_1^{n-2} & \varepsilon_2^{n-2} & \cdots & \varepsilon_n^{n-2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}.$$

2. 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的两个非平凡子空间, 证明: 在 V 中存在 α , 使 $\alpha \notin V_1, \alpha \notin V_2$ 同时成立.

证 法 1 因为 V_1, V_2 都是非平凡子空间, 故存在向量 α, β , 使 $\alpha \notin V_1, \beta \notin V_2$. 如果有 $\alpha \in V_2$, 则 α 即为所求向量. 假设 $\alpha \in V_2$, 则对数域 F 中任意数 k , 有 $k\alpha + \beta \notin V_2$, 若不然, 则由于 $\alpha \in V_2$, 故 $k\alpha \in V_2$, 于是 $\beta = (k\alpha + \beta) - k\alpha \in V_2$, 这与 $\beta \notin V_2$ 矛盾. 现取 $k_1 \neq k_2$, 则 $k_1\alpha + \beta, k_2\alpha + \beta$ 不可能都属于 V_1 , 若不然, 则 $(k_1\alpha + \beta) - (k_2\alpha + \beta) = (k_1 - k_2)\alpha \in V_1$, 于是 $\alpha = \frac{1}{k_1 - k_2}(k_1 - k_2)\alpha \in V_1$, 这与 $\alpha \notin V_1$ 矛盾, 故 $k_1\alpha + \beta, k_2\alpha + \beta$ 中至少有一个不属于 V_1 , 同时它也不属于 V_2 , 即为所求向量.

法 2 因为 V_1 是非平凡子空间, 故存在 $\alpha \notin V_1$, 如果 $\alpha \notin V_2$, 则结论成立. 若 $\alpha \in V_2$, 则由于 V_2 也是非平凡子空间, 故存在向量 $\beta \notin V_2$, 若 $\beta \notin V_1$, 则结论成立, 若 $\beta \in V_1$, 则有 $\alpha \notin V_1, \beta \in V_1; \alpha \in V_2, \beta \notin V_2$. 于是可推得 $\gamma = \alpha + \beta \notin V_1$, 并且 $\gamma \notin V_2$.

3. 设 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是一个秩为 n 的二次型, 证明: 有 \mathbf{R}^n 的一个 $\frac{1}{2}(n - |s|)$ 维子空间 V_1 存在 (s 为符号差数), 使对任意的 $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in V_1$, 都有 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0$.

证 设 f 的正惯性指数为 p , 负惯性指数为 q , $p+q=n$. 则存在可逆矩阵 $\mathbf{C}, \mathbf{Y}=\mathbf{CX}$, 使得

$$f = y_1^2 + \cdots + y_p^2 - y_{p+1}^2 - \cdots - y_{p+q}^2,$$

因

$$\frac{1}{2}(n - |s|) = \frac{1}{2}(n - |p - q|) = \begin{cases} q, & \text{当 } p > q \text{ 时,} \\ p, & \text{当 } p \leq q \text{ 时.} \end{cases}$$

故下面仅就 $p \leq q$ 时给出证明 (当 $p > q$ 时同理可证). 将 $\mathbf{Y}=\mathbf{CX}$ 展开可得方程组

$$\begin{cases} c_{1,1}x_1 + c_{1,2}x_2 + \cdots + c_{1,n}x_n = y_1, \\ \vdots \\ c_{p,1}x_1 + c_{p,2}x_2 + \cdots + c_{p,n}x_n = y_p, \\ c_{p+1,1}x_1 + c_{p+1,2}x_2 + \cdots + c_{p+1,n}x_n = y_{p+1}, \\ \vdots \\ c_{n,1}x_1 + c_{n,2}x_2 + \cdots + c_{n,n}x_n = y_n. \end{cases}$$

取向量

$$\boldsymbol{\varepsilon}_1 = (1, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0),$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_2 = (0, 1, \dots, 0, 0, 1, \dots, 0),$$

\vdots

$$\boldsymbol{\varepsilon}_p = (0, 0, \dots, 1, 0, 0, \dots, 1, \dots, 0).$$

显然 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_p$ 线性无关, 代入 $Y = CX$ 方程组中可得解 a_1, a_2, \dots, a_p 线性无关, 且满足

$$Ca_1 = \epsilon_1, Ca_2 = \epsilon_2, \dots, Ca_p = \epsilon_p.$$

下面证 p 维子空间 $L(a_1, a_2, \dots, a_p)$ 即为所求空间 V_1 .

设 $x_0 \in V_1$, 且满足关系 $x_0 = k_1 a_1 + k_2 a_2 + \dots + k_p a_p$, 则

$$y_0 = Cx_0 = k_1 Ca_1 + k_2 Ca_2 + \dots + k_p Ca_p = k_1 \epsilon_1 + k_2 \epsilon_2 + \dots + k_p \epsilon_p,$$

代入二次型 f 中可得

$$\begin{aligned} f &= Y_0^T \begin{pmatrix} E_p & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -E_q \end{pmatrix} Y_0 \\ &= (k_1 \epsilon_1 + k_2 \epsilon_2 + \dots + k_p \epsilon_p)^T \begin{pmatrix} E_p & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -E_q \end{pmatrix} (k_1 \epsilon_1 + k_2 \epsilon_2 + \dots + k_p \epsilon_p) \\ &= (k_1^2 + k_2^2 + \dots + k_p^2 - k_1^2 - k_2^2 - \dots - k_p^2 - 0 - \dots - 0) \\ &= 0. \end{aligned}$$

4. 设 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$ 是线性空间 V 的一组基, T 是 V 上的线性变换. 证明: T 可逆的充分必要条件是 $T\epsilon_1, T\epsilon_2, \dots, T\epsilon_n$ 线性无关.

证 先证必要性. 若 T 可逆, 则存在逆变换 T^{-1} 使得 $TT^{-1} = T^{-1}T = E$. 且 T^{-1} 也是 V 的线性变换. 如果 $T\epsilon_1, T\epsilon_2, \dots, T\epsilon_n$ 线性相关, 则 $T^{-1}(T\epsilon_1), T^{-1}(T\epsilon_2), \dots, T^{-1}(T\epsilon_n)$, 即 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$ 也线性相关, 这与假设 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$ 是基相矛盾, 故 $T\epsilon_1, T\epsilon_2, \dots, T\epsilon_n$ 线性无关.

下面证充分性. 若 $T\epsilon_1, T\epsilon_2, \dots, T\epsilon_n$ 线性无关, 则由于 V 是 n 维线性空间, 所以它也是 V 的一组基, 从而对 V 中任一向量 α_1 , 存在 k_1, k_2, \dots, k_n , 使得

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= k_1(T\epsilon_1) + k_2(T\epsilon_2) + \dots + k_n(T\epsilon_n) \\ &= T(k_1\epsilon_1 + k_2\epsilon_2 + \dots + k_n\epsilon_n), \end{aligned}$$

即存在 $\alpha = k_1\epsilon_1 + k_2\epsilon_2 + \dots + k_n\epsilon_n$, 使 $T\alpha = \alpha_1$, 因此 T 为 V 的满射变换. 如果又有 $\beta = l_1\epsilon_1 + l_2\epsilon_2 + \dots + l_n\epsilon_n$, 满足 $T\beta = \alpha_1$, 即

$$\begin{aligned} T\beta &= l_1 T\epsilon_1 + l_2 T\epsilon_2 + \dots + l_n T\epsilon_n \\ &= k_1 T\epsilon_1 + k_2 T\epsilon_2 + \dots + k_n T\epsilon_n, \end{aligned}$$

那么, 因 $T\epsilon_1, T\epsilon_2, \dots, T\epsilon_n$ 是基, 所以 $l_i = k_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 即 $\alpha = \beta$. 因此, T 又是单射变换, 从而 T 为可逆变换.

5. 设 T 是线性空间 V 上的线性变换, 如果 $T^{k-1}(\xi) \neq 0$, 但 $T^k(\xi) = 0$. 求证 $\xi, T(\xi), \dots, T^{k-1}(\xi)$ ($k > 0$) 线性无关.

证 (1) 当 $k=1$ 时, $k-1=0$, 此时只有一个向量 ξ , 显然线性无关.

(2) 当 $k > 1$ 时, 设有 t_0, t_1, \dots, t_{k-1} 使得

$$t_0\xi + t_1 T(\xi) + t_2 T^2(\xi) + \dots + t_{k-1} T^{k-1}(\xi) = 0, \quad (*)$$

对上式两边同时作用 T^{k-1} 得

$$t_0 T^{k-1}(\xi) + t_1 T^k(\xi) + t_2 TT^k(\xi) + \cdots + t_{k-1} T^{k-2}T^k(\xi) = 0.$$

由 $T^{k-1}(\xi) \neq 0, T^k(\xi) = 0$, 得 $t_0 = 0$, 代入 (*) 式得

$$t_1 T(\xi) + t_2 T^2(\xi) + \cdots + t_{k-1} T^{k-1}(\xi) = 0.$$

再对上式两边作用 T^{k-2} 可得 $t_1 = 0$, 这样一直继续下去, 最后可得 $t_i = 0, i = 0, 1, \dots, k-1$. 故 $\xi, T(\xi), \dots, T^{k-1}(\xi)$ 线性无关.

6. (1) 设 λ_1, λ_2 是线性变换 T 的两个不同的特征值, ϵ_1, ϵ_2 是分别属于 λ_1, λ_2 的特征向量, 证明: $\epsilon_1 + \epsilon_2$ 不是 T 的特征向量.

(2) 证明: 如果线性空间 V 中每一个非零向量都是线性变换 T 的特征向量, 则 T 是数乘变换.

证 (1) 由题意可知 $T\epsilon_1 = \lambda_1\epsilon_1, T\epsilon_2 = \lambda_2\epsilon_2$, 因 T 是线性变换, 则有 $T(\epsilon_1 + \epsilon_2) = \lambda_1\epsilon_1 + \lambda_2\epsilon_2$. 假设 $\epsilon_1 + \epsilon_2$ 是 T 的特征向量, 与之对应的特征值为 λ , 则 $T(\epsilon_1 + \epsilon_2) = \lambda(\epsilon_1 + \epsilon_2)$, 故有

$$T(\epsilon_1 + \epsilon_2) = \lambda(\epsilon_1 + \epsilon_2) = \lambda_1\epsilon_1 + \lambda_2\epsilon_2.$$

即 $(\lambda - \lambda_1)\epsilon_1 + (\lambda - \lambda_2)\epsilon_2 = 0$, 因 λ_1, λ_2 是 T 的两个不同的特征值, 故 ϵ_1, ϵ_2 线性无关, 由此可得 $\lambda = \lambda_1 = \lambda_2$, 矛盾, 假设不成立. 故 $\epsilon_1 + \epsilon_2$ 不是 T 的特征向量.

(2) 取 V 的一组基 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$, 由题意可设 $T\epsilon_i = \lambda_i\epsilon_i, i = 0, 1, \dots, n$. 对任意 $i = 0, 1, \dots, n$, 若 $\lambda_1 \neq \lambda_2$, 则由(1)得, $\epsilon_1 + \epsilon_2$ 不是 T 的特征向量, 与题设不符, 故

$$\lambda_i = \lambda_1, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

因此, $T\epsilon_i = \lambda_1\epsilon_i, i = 0, 1, \dots, n$. 对 V 中任意向量 $\alpha = k_1\epsilon_1 + k_2\epsilon_2 + \cdots + k_n\epsilon_n$, 有

$$\begin{aligned} T\alpha &= k_1 T\epsilon_1 + k_2 T\epsilon_2 + \cdots + k_n T\epsilon_n \\ &= k_1 \lambda_1 \epsilon_1 + k_2 \lambda_1 \epsilon_2 + \cdots + k_n \lambda_1 \epsilon_n = \lambda_1 \alpha. \end{aligned}$$

所以 $T = \lambda_1 E$ 是数乘变换.

7. 设 V 是复数域上的 n 维线性空间, T_1, T_2 是 V 上的线性变换, 且 $T_1 T_2 = T_2 T_1$, 证明:

(1) 如果 λ_0 是 T_1 的特征值, 则 V_{λ_0} 是 T_2 的不变子空间;

(2) T_1, T_2 至少有一个公共的特征向量.

证 (1) 由题意, 对任意的 $\alpha \in V_{\lambda_0}, T_1(T_2\alpha) = T_2(T_1\alpha) = T_2\lambda_0\alpha = \lambda_0 T_2\alpha$, 因此 $T_2\alpha \in V_{\lambda_0}$, 故 V_{λ_0} 也是 T_2 的不变子空间.

(2) 由于 T_2 是复数域上的 n 维线性变换, 故 T_2 必有特征值, 不妨令 λ_2 是 T_2 的一个特征值, 由(1)知 V_{λ_2} 是 T_1 的不变子空间, 设 $T_1|V_{\lambda_2}$ 是 T_1 在 V_{λ_2} 上的诱导线性变换, 于是 $T_1|V_{\lambda_2}$ 有特征值 μ 及相应的特征向量 $\beta \in V_{\lambda_2}$, 使 $T_1\beta = T_1|V_{\lambda_2}(\beta) = \mu\beta$, 又因为 $\beta \in V_{\lambda_2}$, 故 $T_2\beta = \lambda_2\beta$, 所以 β 是 T_1 与 T_2 的公共特征向量.

8. 设 V 是复线性空间, 而线性变换 T 在基底 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$ 下的矩阵是一 Jordan 块, 证明:

(1) V 中包含 ϵ_n 的不变子空间只有 V 本身;

(2) V 中任一不变子空间都包含 ε_1 ;

(3) V 不能分解成两个非平凡的不变子空间的直和.

证 (1) 设 T 在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 下的矩阵为

$$A = \begin{pmatrix} \lambda & & & \\ 1 & \lambda & & \\ & 1 & \lambda & \\ & & \ddots & \ddots \\ & & & 1 & \lambda \end{pmatrix},$$

亦即有

$$\begin{aligned} T\varepsilon_1 &= \lambda\varepsilon_1 + \varepsilon_2, \\ T\varepsilon_2 &= \lambda\varepsilon_2 + \varepsilon_3, \\ &\vdots \\ T\varepsilon_{n-1} &= \lambda\varepsilon_{n-1} + \varepsilon_n, \\ T\varepsilon_n &= \lambda\varepsilon_n. \end{aligned} \tag{**}$$

设 W 是 V 的任意一个包含 ε_1 的不变子空间, 则 $\lambda\varepsilon_1, T\varepsilon_1 \in W$, 从而由 (**) 式中第一式知

$$\varepsilon_2 = T\varepsilon_1 - \lambda\varepsilon_1 \in W.$$

再由第二式得

$$\varepsilon_3 = T\varepsilon_2 - \lambda\varepsilon_2 \in W.$$

如此继续下去, 可推得 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 都属于 W , 从而 $W = V$.

(2) 设 W 是任意一个非零不变子空间, 故有 $a \in W$, 且 $a \neq 0$. 设

$$a = k_1\varepsilon_1 + k_2\varepsilon_2 + \dots + k_n\varepsilon_n,$$

且 k_i 为第一个不等于零的系数, 即

$$a = k_i\varepsilon_i + \dots + k_n\varepsilon_n \in W.$$

由于 W 是对 T 不变的子空间, 故 $Ta \in W$, 于是

$$(T - \lambda I)a = Ta - \lambda a \in W.$$

其中 I 表示恒等变换. 但由 (**) 式得

$$(T - \lambda I)\varepsilon_i = \varepsilon_{i+1}, \quad (T - \lambda I)\varepsilon_n = 0,$$

故有

$$\begin{aligned} (T - \lambda I)a &= k_i(T - \lambda I)\varepsilon_i + k_{i+1}(T - \lambda I)\varepsilon_{i+1} + \dots + k_n(T - \lambda I)\varepsilon_n \\ &= k_i\varepsilon_{i+1} + k_{i+1}\varepsilon_{i+2} + \dots + k_{n-1}\varepsilon_n \\ &= a_1 \in W. \end{aligned}$$

同样由 $a_1 \in W$, 有

$$(T - \lambda I)a_1 = Ta_1 - \lambda a_1 \in W,$$

即

$$(T - \lambda I)^2 a = (T - \lambda I)a_1 = k_i \epsilon_{i+2} + k_{i+1} \epsilon_{i+3} + \cdots + k_{n-2} \epsilon_n \\ = a_2 \in W.$$

继续这个过程,一般地有

$$(T - \lambda I)^l a = k_i \epsilon_{i+l} + k_{i+1} \epsilon_{i+l+1} + \cdots + k_{n-i} \epsilon_n \in W, \quad l = 1, 2, \dots, n-i.$$

特别当 $l=n-i$ 时,有

$$(T - \lambda I)^{n-i} a = k_i \epsilon_n \in W.$$

但 $k_i \neq 0$,所以 $\epsilon_n \in W$,即 W 包含 ϵ_n .

(3) 若不然,设 $V = V_1 \oplus V_2$,其中 V_1, V_2 是 V 的两个非平凡不变子空间,则由(2)知

$$\epsilon_n \in V_1, \epsilon_n \in V_2,$$

这与 $V_1 \cap V_2 = \{0\}$ 矛盾.

9. 设 T 是线性空间 V 上的线性变换,证明: T 对应的矩阵的行列式为零的充要条件是 T 以零作为一个特征值.

证 设线性变换 T 对应的矩阵为 A ,则 T 的特征值之积为 $|A|$,令 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 T 的所有特征值,则 $\lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n = |A|$,于是

$$|A| = 0 \Leftrightarrow \lambda_1 \lambda_2 \cdots \lambda_n = 0 \Leftrightarrow \text{至少有一个 } \lambda_i = 0.$$

即 T 以零作为一个特征值.

10. 如果 T_1, T_2, \dots, T_s 是线性空间 V 的 s 个两两不同的线性变换,则 V 中必存在向量 α ,使 $T_1\alpha, T_2\alpha, \dots, T_s\alpha$ 也两两不同.

证 令 $V_{ij} = \{x \mid x \in V, T_i x = T_j x\}$,其中 $i < j, i, j = 1, 2, \dots, s$,易证 V_{ij} 为 V 的子空间.因为 T_1, T_2, \dots, T_s 两两不相同,故对 $T_i, T_j (i < j)$,总存在向量 β ,使 $T_i \beta \neq T_j \beta$,即 $\beta \notin V_{ij}$,从而 $V_{ij} \neq V, i, j = 1, 2, \dots, s$.设 $\{V_{ij}\}$ 中有 m 个是零空间,其余的都是非平凡子空间,故存在共同向量 α 不属于每个非平凡子空间,又因为 α 显然不能是零向量,因此 α 当然也不属于零空间,故 α 不属于每个 V_{ij} ,即 $T_i \alpha \neq T_j \alpha$,亦即 $T_1 \alpha, T_2 \alpha, \dots, T_s \alpha$ 两两不相同.

11. 证明: 反对称实矩阵的特征值是零或纯虚数.

证 不妨设此实反对称矩阵为 A ,其属于特征值 λ 的特征向量为 x ,即 $Ax = \lambda x$.两端左乘 x^H ,可得 $x^H A x = \lambda x^H x$.两端再取共轭转置,并利用 A 为实反对称矩阵,可得 $-x^H A x = \bar{\lambda} x^H x$.从而有 $(\lambda - \bar{\lambda}) x^H x = 0$.因为 $x \neq 0$,所以 $x^H x \neq 0$,于是有 $\lambda - \bar{\lambda} = 0$,即 λ 为零或纯虚数.

12. 设 η 是欧氏空间中一单位向量,定义

$$T(\alpha) = \alpha - 2(\eta, \alpha)\eta.$$

证明:(1) T 是正交变换,这样的正交变换称为镜面反射;

(2) T 是第二类的(即 T 对应的矩阵的行列式为 -1);

(3) 如果 n 维欧氏空间中,正交变换 T 以 1 作为一个特征值,且属于特征值 1 的特征子空间 V_1 的维数是 $n-1$,则 T 是镜面反射.

证 (1) 对欧氏空间中任意元素 α, β 和实数 k_1, k_2 , 有

$$\begin{aligned} T(k_1\alpha + k_2\beta) &= k_1\alpha + k_2\beta - 2(\eta, k_1\alpha + k_2\beta)\eta \\ &= k_1\alpha + k_2\beta - 2k_1(\eta, \alpha)\eta - 2k_2(\eta, \beta)\eta \\ &= k_1T\alpha + k_2T\beta, \end{aligned}$$

所以 T 是线性变换.

又因为

$$\begin{aligned} (T\alpha, T\beta) &= [\alpha - 2(\eta, \alpha)\eta, \beta - 2(\eta, \beta)\eta] \\ &= (\alpha, \beta) - 2(\eta, \alpha)(\eta, \beta) - 2(\eta, \alpha)(\eta, \beta) + 4(\eta, \alpha)(\eta, \beta)(\eta, \eta), \end{aligned}$$

注意到 $(\eta, \eta) = 1$, 所以 $(T\alpha, T\beta) = (\alpha, \beta)$, 故 T 是正交变换.

(2) 由于 η 是单位向量, 将它扩充成欧氏空间的一组标准正交基 $\eta, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$, 则

$$\begin{cases} T\eta = \eta - 2(\eta, \eta)\eta = -\eta, \\ T\varepsilon_i = \varepsilon_i - 2(\eta, \varepsilon_i)\eta = \varepsilon_i, \quad i = 2, 3, \dots, n. \end{cases}$$

即

$$T(\eta, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) = (\eta, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) \begin{pmatrix} -1 & & & \\ & 1 & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1 \end{pmatrix}.$$

可见 T 在基 $\eta, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 下的矩阵的行列式等于 -1 , 所以 T 是第二类的.

(3) 既然 T 的特征值有 n 个, 由已知, T 有 $n-1$ 个特征值为 1 , 另一个也须为实数, 不妨设为 λ_0 , 则存在一组基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$, 使得

$$T(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) \begin{pmatrix} \lambda_0 & & & \\ & 1 & & \\ & & \ddots & \\ & & & 1 \end{pmatrix}.$$

因为 T 是正交变换, 所以 $(\varepsilon_1, \varepsilon_1) = (T\varepsilon_1, T\varepsilon_1) = \lambda_0^2(\varepsilon_1, \varepsilon_1)$. 从而 $\lambda_0^2 = 1$. 但 V_1 是 $n-1$ 维的, 所以 $\lambda_0 = -1$, 于是

$$T\varepsilon_1 = -\varepsilon_1, T\varepsilon_i = \varepsilon_i, \quad i = 2, 3, \dots, n.$$

因为属于实对称矩阵的不同特征值的特征向量必正交, 所以

$$(\varepsilon_1, \varepsilon_i) = 0, \quad i = 2, 3, \dots, n.$$

现令 $\eta = \frac{1}{|\varepsilon_1|}\varepsilon_1$, 则 η 是单位向量, 且与 $\varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 正交, 则 $\eta, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 为欧氏空间 V 的一组基. 又因为

$$T\eta = T\left(\frac{1}{|\varepsilon_1|}\varepsilon_1\right) = \frac{1}{|\varepsilon_1|}T\varepsilon_1 = \frac{1}{|\varepsilon_1|}(-\varepsilon_1) = -\eta,$$

任取 $\alpha = k_1\eta + k_2\varepsilon_2 + \dots + k_n\varepsilon_n \in V$, 有

$$(\alpha, \eta) = (k_1\eta + k_2\varepsilon_2 + \dots + k_n\varepsilon_n, \eta) = k_1,$$

故

$$\begin{aligned} T\alpha &= k_1T\eta + k_2T\varepsilon_2 + \dots + k_nT\varepsilon_n = -k_1\eta + k_2\varepsilon_2 + \dots + k_n\varepsilon_n \\ &= k_1\eta + k_2\varepsilon_2 + \dots + k_n\varepsilon_n - 2k_1\eta \\ &= \alpha - 2(\alpha, \eta)\eta. \end{aligned}$$

可见 T 是镜面反射.

13. 设 A 是 n 阶实对称矩阵. 证明: A 正定的充要条件是 A 的特征值全大于零.

证 设二次型 X^TAX 经过正交变换 $X = TY$, 可使得

$$X^TAX = \lambda_1y_1^2 + \lambda_2y_2^2 + \dots + \lambda_ny_n^2,$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 为 A 的特征值. 由于 A 为正定的充分必要条件是 $\lambda_1y_1^2 + \lambda_2y_2^2 + \dots + \lambda_ny_n^2$ 正定, 而后者为正定的充分必要条件是 $\lambda_i > 0 (i=1, 2, \dots, n)$, 得证.

14. 设 A 是 n 阶实矩阵. 证明: 存在正交矩阵 Q 使 $Q^{-1}AQ$ 为三角矩阵的充要条件是 A 的特征值全为实数.

证 为确定起见, 这里三角矩阵不妨设为上三角矩阵.

先证必要性. 不妨设

$$Q^{-1}AQ = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \ddots & & \vdots \\ & & & c_{nn} \end{pmatrix},$$

其中 Q, A 均为实矩阵, 从而 c_{ij} 都是实数. 又因为相似矩阵有相同的特征多项式, 所以

$$\begin{aligned} |\lambda E - A| &= |\lambda E - Q^{-1}AQ| = \begin{vmatrix} \lambda - c_{11} & -c_{12} & \cdots & -c_{1n} \\ \lambda - c_{22} & \cdots & -c_{2n} \\ \ddots & & \vdots \\ & & & \lambda - c_{nn} \end{vmatrix} \\ &= (\lambda - c_{11})(\lambda - c_{22}) \cdots (\lambda - c_{nn}). \end{aligned}$$

从而 A 的 n 个特征值 $c_{11}, c_{22}, \dots, c_{nn}$ 均为实数.

再证充分性. 设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s$ 为 A 的所有不同的实特征值, 则 A 与某一 Jordan 形矩阵 J 相似, 即存在可逆实矩阵 P_0 , 使

$$P_0^{-1}AP_0 = J,$$

$$\text{其中 } J = \begin{pmatrix} J_1 & & & \\ & J_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & J_s \end{pmatrix}, \text{且}$$

$$\mathbf{J}_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & & \\ & \lambda_i & 1 & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & \lambda_i & 1 \\ & & & & \lambda_i \end{pmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, s.$$

由于 λ_i 都是实数, 所以 \mathbf{J} 为上三角实矩阵.

另一方面, 矩阵 \mathbf{P}_0 可以分解为

$$\mathbf{P}_0 = \mathbf{Q}_0 \mathbf{S}_0.$$

其中 \mathbf{Q}_0 是正交矩阵, \mathbf{S}_0 为上三角矩阵, 于是

$$\mathbf{P}_0^{-1} \mathbf{A} \mathbf{P}_0 = \mathbf{S}_0^{-1} \mathbf{Q}_0^{-1} \mathbf{A} \mathbf{Q}_0 \mathbf{S}_0 = \mathbf{J},$$

即

$$\mathbf{Q}_0^{-1} \mathbf{A} \mathbf{Q}_0 = \mathbf{S}_0 \mathbf{J} \mathbf{S}_0^{-1}.$$

由于 $\mathbf{S}_0, \mathbf{J}, \mathbf{S}_0^{-1}$ 都是上三角矩阵, 因而它们的积也为上三角矩阵, 即充分性得证.

15. 设 \mathbf{A}, \mathbf{B} 都是实对称矩阵. 证明: 存在正交矩阵 \mathbf{Q} , 使 $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{B}$ 的充要条件是 \mathbf{A}, \mathbf{B} 的特征值全相等.

证 必要性是显然的, 因为相似矩阵有相同的特征值.

现证充分性. 设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 \mathbf{A} 的特征值, 则它们也是 \mathbf{B} 的特征值. 于是存在正交矩阵 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} , 使得

$$\mathbf{X}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{X} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix} = \mathbf{Y}^{-1} \mathbf{B} \mathbf{Y}.$$

所以 $\mathbf{Y} \mathbf{X}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{X} \mathbf{Y}^{-1} = \mathbf{B}$, 令 $\mathbf{Q} = \mathbf{X} \mathbf{Y}^{-1}$, 则 \mathbf{Q} 也是正交矩阵, 从而 $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{B}$.

16. 证明: 如果 T 是正交变换, 则 T 的不变子空间的正交补也是 T 的不变子空间.

证 设 W 是 T 的任意一个不变子空间, 下面证 W^\perp 也是 T 的不变子空间.

取 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_m$ 是 W 的一组标准正交基, 将其扩充成 n 维空间的一组标准正交基 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_m, \xi_{m+1}, \xi_{m+2}, \dots, \xi_n$, 则

$$W = L(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_m), \quad W^\perp = L(\xi_{m+1}, \xi_{m+2}, \dots, \xi_n).$$

因为 T 是正交变换, 所以 $T\xi_1, T\xi_2, \dots, T\xi_n$ 也是一组标准正交基, 又由于 W 是 T 的任意一个不变子空间, $T\xi_1, T\xi_2, \dots, T\xi_m \in W$, 且为 W 的一组标准正交基, 于是

$$T\xi_{m+1}, T\xi_{m+2}, \dots, T\xi_n \in W^\perp.$$

任取 $\alpha = k_{m+1}\xi_{m+1} + \dots + k_n\xi_n \in W^\perp$, 那么

$$T\alpha = k_{m+1}T\xi_{m+1} + k_{m+2}T\xi_{m+2} + \dots + k_nT\xi_n \in W^\perp.$$

故 W^\perp 是 T 的不变子空间.

17. 设 A 是 n 阶实对称矩阵, 且 $A^2 = E$. 证明: 存在正交矩阵 Q , 使得

$$Q^{-1}AQ = \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -E_{n-r} \end{pmatrix}.$$

证 法 1 因为 A 是 n 阶实对称矩阵, 所以存在 n 阶矩阵 T , 使得

$$T^{-1}AT = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n),$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 为 A 的 n 个特征值(重根按重数列出). 于是

$$\begin{aligned} T^{-1}A^2T &= T^{-1}ATT^{-1}AT = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \cdot \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \\ &= \text{diag}(\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_n^2). \end{aligned}$$

又因为 $A^2 = E$, 所以

$$E = T^{-1}ET = T^{-1}A^2T = \text{diag}(\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_n^2).$$

因此有 $\lambda_i = \pm 1 (i=1, 2, \dots, n)$. 不妨设 $\lambda_i = 1$ 的重数为 r , 则 $\lambda_i = -1$ 的重数为 $n-r$. 只要通过置换将 $\lambda_i = 1$ 集中排列在前面, 则有正交矩阵 Q , 使得

$$Q^{-1}AQ = \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -E_{n-r} \end{pmatrix}.$$

法 2 因为 A 是 n 阶实对称矩阵, 且 $A^2 = E$, 若令 $g(x) = x^2 - 1$, 则 $g(x)$ 为 A 的零多项式, 且无重根, 故 A 相似于对角矩阵. 设 λ 为 A 的任一特征值, 则 $\lambda = \pm 1$. 不妨设 $\lambda_i = -1$ 的重数为 $n-r$. 只要将 $\lambda_i = 1$ 集中排列在前面, 则有正交矩阵 Q , 使得

$$Q^{-1}AQ = \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -E_{n-r} \end{pmatrix}.$$

18. 设 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = X^TAX$ 是一实二次型, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 A 的特征值, 且 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n$. 证明: 对 $\forall X \in \mathbb{R}^n$, 有

$$\lambda_1 X^T X \leq X^T AX \leq \lambda_n X^T X.$$

证 由题意知 A 是实对称矩阵, 故存在正交矩阵 Q , 使得

$$Q^{-1}AQ = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n).$$

其中 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n$ 为 A 的 n 个特征值. 于是 $Q^{-1}AQ - \lambda_1 E$ 的特征值非负, 即矩阵 $A - \lambda_1 E$ 半正定. 于是对任意的实向量 X , 有 $X^T(A - \lambda_1 E)X \geq 0$. 故 $X^TAX \geq \lambda_1 X^T X$. 同理可证 $X^TAX \leq \lambda_n X^T X$. 所以

$$\lambda_1 X^T X \leq X^T AX \leq \lambda_n X^T X.$$

19. 设二次型 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 对应的矩阵为 A , λ 是 A 的特征值. 证明: 存在 \mathbb{R}^n 中的非零向量 $(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n)$, 使 $f(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n) = \lambda(\tilde{x}_1^2 + \tilde{x}_2^2 + \dots + \tilde{x}_n^2)$.

证 设 λ 是矩阵 A 的特征值, 则存在属于 λ 的非零特征向量 $\epsilon = (\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n)$, 使得 $A\epsilon = \lambda\epsilon$, 左乘 ϵ^T , 得

$$\epsilon^T A \epsilon = \epsilon^T \lambda \epsilon = \lambda \epsilon^T \epsilon,$$

即

$$f(\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_n) = \lambda(\tilde{x}_1^2 + \tilde{x}_2^2 + \dots + \tilde{x}_n^2).$$

20. 设 α, β 是欧氏空间中两个不同的单位向量. 证明: 存在一个镜面反射 T , 使 $T(\alpha) = \beta$.

证 记 n 维欧氏空间为 V , 当 η 为欧氏空间 V 的单位向量时, 由

$$T(\gamma) = \gamma - 2(\eta, \gamma)\eta (\gamma \in V)$$

所确定的正交变换 T 是一个镜面反射, 代入单位向量 α , 有 $T(\alpha) = \alpha - 2(\eta, \alpha)\eta$, 若记 $\beta = \alpha - 2(\eta, \alpha)\eta$, 则 $\alpha - \beta = 2(\eta, \alpha)\eta$, 因为 α, β 是欧氏空间中两个不同的单位向量, 所以 $(\eta, \alpha) \neq 0$, 故可解得 $\eta = \frac{\alpha - \beta}{2(\eta, \alpha)}$, 又有

$$\begin{aligned} (\eta, \alpha) &= \left(\frac{\alpha - \beta}{2(\eta, \alpha)}, \alpha \right) = \frac{1}{2(\eta, \alpha)}(\alpha - \beta, \alpha) \\ &= \frac{1}{2(\eta, \alpha)}[(\alpha, \alpha) - (\alpha, \beta)] \\ &= \frac{1}{2(\eta, \alpha)}[1 - (\alpha, \beta)], \end{aligned}$$

即 $(\eta, \alpha)^2 = \frac{1}{2}[1 - (\alpha, \beta)]$. 于是只要取 $\eta = \frac{\alpha - \beta}{\sqrt{2[1 - (\alpha, \beta)]}}$, 就有 $(\eta, \eta) = 1$, 即 η 为欧氏空间

V 中的单位向量, 从而 T 是一个镜面反射, 且 $T(\alpha) = \alpha - 2(\eta, \alpha)\eta = \beta$.

21. 证明: n 维欧氏空间中任一正交变换都可以表示成一系列镜面反射的乘积.

证 设 A 是 n 维欧氏空间 V 上的任一正交变换, 取 V 的一组标准正交基 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$, 则 $\eta_1 = A(\epsilon_1), \eta_2 = A(\epsilon_2), \dots, \eta_n = A(\epsilon_n)$ 也是 V 的一组标准正交基, 此时, 若 $\eta_1 = \epsilon_1, \eta_2 = \epsilon_2, \dots, \eta_n = \epsilon_n$, 则 A 是一个恒等变换, 只要作镜面反射

$$A_1(\gamma) = \gamma - 2(\epsilon_1, \gamma)\epsilon_1, \quad \forall \gamma \in V,$$

则有 $A_1(\epsilon_1) = -\epsilon_1, A_1(\epsilon_j) = \epsilon_j (j = 2, 3, \dots, n)$, 且 $A = A_1 A_1$, 结论成立.

若 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$ 与 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n$ 不全相同, 不妨设 $\eta_1 \neq \epsilon_1$, 则 η_1, ϵ_1 为两个不同的单位向量, 由上面第 20 题知, 存在镜面反射 A_1 , 使 $A_1(\epsilon_1) = \eta_1$. 令 $A_1(\epsilon_j) = \xi_j (j = 2, 3, \dots, n)$, 若 $\xi_j = \eta_j (j = 2, 3, \dots, n)$, 则 $A = A_1$, 结论成立. 否则可设 $\xi_2 \neq \eta_2$, 再作镜面反射 $A_2(\gamma) = \gamma - 2(\eta, \gamma)\eta (\forall \gamma \in V)$, 其中 $\eta = \frac{\xi_2 - \eta_2}{\sqrt{2[1 - (\xi_2 - \eta_2)^2]}}$, 则 $A_2(\xi) = \eta_2$, 因为 $(\eta_1, \eta_2) = 0, (\xi_2, \eta_1) = 0$, 所以

$$(\eta, \eta_1) = \left(\frac{\xi_2 - \eta_2}{\sqrt{2[1 - (\xi_2 - \eta_2)^2]}}, \eta_1 \right) = 0,$$

且 $A_2(\eta_1) = \eta_1 - 2(\eta, \eta_1)\eta = \eta_1, A_2(\xi_i) = \xi_i (i = 3, \dots, n)$. 如此继续下去, 设

$$\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n \xrightarrow{A_1} \eta_1, \quad \xi_2, \dots, \xi_n \xrightarrow{A_2} \eta_1, \eta_2,$$

$$\xi_2, \dots, \xi_n \xrightarrow{A_3} \dots \xrightarrow{A_s} \eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n (s \leq n),$$

则 $A = A_s A_{s-1} \cdots A_2 A_1$, 其中 $A_j (j=1, 2, \dots, s)$ 都是镜面反射, 证毕.

22. 设 A, B 是两个 n 阶实对称矩阵, 且 B 是正交矩阵. 证明: 存在 n 阶实可逆矩阵 P , 使 $P^T AP$ 与 $P^T BP$ 同时为对角矩阵.

证 因为 B 是正定矩阵, 所以存在一个 n 阶实可逆矩阵 C , 使 $C^T BC = E$, 其中 E 为 n 阶单位矩阵. 又因为 $C^T AC$ 还是 n 阶实对称矩阵, 所以也存在一个 n 阶实正交矩阵 Q , 使 $Q^T (C^T AC) Q = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, 其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 为 $C^T AC$ 的特征值, 于是只要令 $P = CQ$, 则 P 为可逆矩阵, 此时有

$$P^T AP = Q^T (C^T AC) Q = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n),$$

且

$$P^T BP = Q^T (C^T BC) Q = Q^T Q = E.$$

23. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $x, y \in \mathbb{C}^n$, $(x, y) = x^H y$, 则 $(Ax, y) = (x, A^H y)$.

证 既然对 $\forall x, y \in \mathbb{C}^n$, 有 $(x, y) = x^H y$, 则

$$(Ax, y) = x^H A^H y = (x, A^H y).$$

24. 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

$$(1) N(A) = N(A^H A), N(A^H) = N(AA^H);$$

$$(2) R(A) = R(AA^H), R(A^H) = R(A^H A);$$

$$(3) \text{rank}(A) = \text{rank}(A^H A) = \text{rank}(AA^H).$$

证 (1) 设 $x \in N(A)$, 则 $Ax = 0$, 两边同时左乘 A^H , 可得 $A^H Ax = A^H 0 = 0$, 故 $x \in N(A^H A)$.

反之, 若 $x \in N(A^H A)$, 假设 $x \notin N(A)$, 则 $Ax \neq 0$. 由 $x \in N(A^H A)$, 得 $A^H Ax = 0$, 即存在 $y = Ax \neq 0$, 使得 $A^H y = 0$, 由此可得 $y \in R(A)$, 且 $y \in N(A^H)$, 又因为 $R(A) \perp N(A^H)$, 故 $(y, y) = 0$, 与 $y \neq 0$ 矛盾, 所以假设不成立.

综上可得 $N(A) = N(A^H A)$. 同理可证 $N(A^H) = N(AA^H)$.

(2) 若 $y \in R(A)$, 假设 $y \notin R(AA^H)$, 故不存在 z , 使得 $y = AA^H z$, 即不存在 $x = A^H z$, 使得 $y = Ax$, 与 $y \in R(A)$ 矛盾, 故假设不成立, 所以 $y \in R(AA^H)$.

反之, 若 $y \in R(AA^H)$, 则存在 z , 使得 $y = AA^H z$, 即存在 $x = A^H z$, 使得 $y = Ax$, 故 $y \in R(A)$. 综上可证 $R(A) = R(AA^H)$, 同理可证 $R(A^H) = R(A^H A)$.

(3) 因为 $\text{rank}(A) = \dim R(A)$, 故由(2)的结论显然可得 $\text{rank}(A) = \text{rank}(A^H A) = \text{rank}(AA^H)$.

25. 求证: 方程 $A^H Ax = A^H b$ 对于任意的 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $b \in \mathbb{C}^m$ 一定有解.

证 对任意 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 和任意 $b \in \mathbb{C}^m$, 显然有 $A^H b \in R(A^H)$. 由于 $R(A^H) = R(A^H A)$ (见第 24 题(2)), 从而 $A^H b \in R(A^H A)$, 即方程 $A^H Ax = A^H b$ 一定有解.

26. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是正交投影, 则 A 的特征值非 0 即 1.

证 设 A 的属于特征值 λ 的特征向量为 x , 即 $Ax = \lambda x$, 则有 $A^2 x = \lambda^2 x$. 因为 A 是正交投影, 所以 $A^2 = A$, 进而有 $\lambda^2 - \lambda = 0$, 即 $\lambda = 0$ 或 1.

27. 若 $A = A^H = A^2 \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, 则存在酉阵 $U \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 使得

$$U^H A U = \begin{pmatrix} E_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

证 既然 $A = A^H = A^2 \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 类似于第 26 题的证明, 可知矩阵 A 的特征值非 0 即 1. 又 $\text{rank}(A) = r$, 则 A 的值为 1 的特征值个数为 r . 又 $A = A^H$, 可知存在酉阵 $U \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 使得

$$U^H A U = \begin{pmatrix} E_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

第二章

向量与矩阵的范数

在研究 P^n (P 为数域) 上的向量或者 $P^{m \times n}$ 上的矩阵时, 经常说向量或矩阵的“大”和“小”, 这是以什么为依据的呢? 这里的“大”和“小”又是指的是什么呢? 在什么情况下, 可以说两个向量或矩阵“很接近”或“相差很远”呢?

要回答这些问题, 可以用到的一个主要方法就是本章研究的内容——向量范数与矩阵范数. 范数可以看作是我们通常所说的空间的长度概念的推广. 在数学上, 这种推广是不可缺少的; 而且在分析和评价有关数值计算的各种算法中, 它也是必要的. 因此, 研究范数的各种性质及其应用是相当重要的.

本章将介绍范数的基本概念、主要结论、典型例题和课后习题等内容.

一、基本概念

1. 向量范数

定义 1 设映射 $\|\cdot\| : \mathbb{C}^n \rightarrow \mathbf{R}$ 满足

- (1) 正定条件 $\|x\| \geq 0$, 当且仅当 $x = \mathbf{0}$ 时 $\|x\| = 0$;
- (2) 齐次条件 $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\|$, 对所有 $\lambda \in \mathbb{C}, x \in \mathbb{C}^n$ 成立;
- (3) 三角不等式 $\|x+y\| \leq \|x\| + \|y\|$, $\forall x, y \in \mathbb{C}^n$.

则称映射 $\|\cdot\|$ 为 \mathbb{C}^n 上的向量 x 的范数, 定义了范数的空间 \mathbb{C}^n 又叫做一个线性赋范空间.

向量范数是用来刻画向量大小的一种度量, 它是以线性空间的元素为自变量, 且满足非负性、齐次性和三角不等式的一类实值函数. 下面给出几种常见的 \mathbb{C}^n 上的向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 的范数.

$$(1) 1\text{-范数 } \|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|;$$

$$(2) 2\text{-范数 } \|x\|_2 = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^2 \right)^{1/2};$$

$$(3) \infty\text{-范数 } \|x\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|;$$

$$(4) p\text{-范数 } \|\mathbf{x}\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p}, 1 \leq p < \infty;$$

$$(5) \text{椭圆范数 } \|\mathbf{x}\| = \sqrt{\mathbf{x}^H \mathbf{A} \mathbf{x}}, \mathbf{A} \text{ 为 Hermite 正定矩阵.}$$

其中 p -范数也称为 Hölder 范数. 通过简单计算不难看出, 当 $p=1$ 时, $\|\mathbf{x}\|_p$ 即为 $\|\mathbf{x}\|_1$; 当 $p=2$ 时, $\|\mathbf{x}\|_p$ 即为 $\|\mathbf{x}\|_2$; 当 $p \rightarrow \infty$ 时, $\|\mathbf{x}\|_p \rightarrow \|\mathbf{x}\|_\infty$. 这说明, 前三种范数为 Hölder 范数的特殊情形, 并且 \mathbb{C}^n 上的向量范数不唯一.

定义 2 设 P 为数域, 在 $V^n(P)$ 上定义了 $\|\cdot\|_a, \|\cdot\|_b$ 两种向量范数, 若存在常数 $C_1 > 0, C_2 > 0$, 使得

$$\|\mathbf{x}\|_a \leq C_1 \|\mathbf{x}\|_b, \|\mathbf{x}\|_b \leq C_2 \|\mathbf{x}\|_a, \quad \forall \mathbf{x} \in V^n(P),$$

则称 $V^n(P)$ 上的两个范数 $\|\cdot\|_a$ 与 $\|\cdot\|_b$ 等价.

2. 矩阵范数

定义 3 设 $\mathbf{A} \in P^{m \times n}$, 若映射 $\|\cdot\| : P^{m \times n} \rightarrow \mathbf{R}$ 满足

(1) 正定性 $\|\mathbf{A}\| > 0, \forall \mathbf{0} \neq \mathbf{A} \in P^{m \times n}$;

(2) 齐次性 $\|\lambda \mathbf{A}\| = |\lambda| \|\mathbf{A}\|, \forall \lambda \in \mathbf{R}, \forall \mathbf{A} \in P^{m \times n}$;

(3) 三角不等式 $\|\mathbf{A} + \mathbf{B}\| \leq \|\mathbf{A}\| + \|\mathbf{B}\|, \forall \mathbf{A}, \mathbf{B} \in P^{m \times n}$.

则称映射 $\|\cdot\|$ 为 $P^{m \times n}$ 上的矩阵范数.

几种 $P^{m \times n}$ 上常见的矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{m \times n}$ 的矩阵范数规纳如下:

$$(1) m_1\text{-范数 } \|\mathbf{A}\|_{m_1} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m |a_{ij}|;$$

$$(2) m_2\text{-范数 (F-范数) } \|\mathbf{A}\|_{m_2} = \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m |a_{ij}|^2 \right)^{1/2};$$

$$(3) m_\infty\text{-范数 } \|\mathbf{A}\|_{m_1} = \max_{i,j} \{|a_{ij}|, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\};$$

$$(4) G\text{-范数 } \|\mathbf{A}\|_G = \sqrt{mn} \max_{i,j} \{|a_{ij}|, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}.$$

其中范数 $\|\cdot\|$ 的下标 m 表示矩阵 (matrix) 的意思. 很显然, 矩阵 m_1 -范数, m_2 -范数和 m_∞ -范数分别是向量 1-范数, 2-范数和 ∞ -范数的推广.

定义 4 设 $\|\cdot\|_a : P^{m \times l} \rightarrow \mathbf{R}, \|\cdot\|_b : P^{l \times n} \rightarrow \mathbf{R}$ 和 $\|\cdot\|_c : P^{m \times n} \rightarrow \mathbf{R}$ 是矩阵范数. 如果

$$\|\mathbf{AB}\|_c \leq \|\mathbf{A}\|_a \|\mathbf{B}\|_b, \quad \forall \mathbf{A} \in P^{m \times l}, \quad \forall \mathbf{B} \in P^{l \times n},$$

则称 $\|\cdot\|_a, \|\cdot\|_b$ 和 $\|\cdot\|_c$ 是相容的. 特别地, 如果

$$\|\mathbf{AB}\| \leq \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|,$$

则称 $\|\cdot\|$ 是自相容的矩阵范数, 或简称 $\|\cdot\|$ 是相容的矩阵范数.

3. 算子范数

定义 5 设 $\|\cdot\|_a$ 是 P^n 上的向量范数, $\|\cdot\|_m$ 是 $P^{n \times n}$ 上的矩阵范数, 且

$$\|Ax\|_a \leq \|A\|_m \|x\|_a, \quad A \in P^{n \times n}, \quad x \in P^n,$$

则称 $\|\cdot\|_m$ 为与向量范数 $\|\cdot\|_a$ 相容的矩阵范数.

定义 6 设 $\|\cdot\|_a$ 是 P^n 上的向量范数, $\|\cdot\|_m$ 是 $P^{n \times n}$ 上的矩阵范数, 则

$$\|A\|_a = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_a}{\|x\|_a} (= \max_{\|u\|=1} \|Au\|_a)$$

是与向量范数 $\|x\|_a$ 相容的矩阵范数. 称此矩阵范数为从属于向量范数 $\|x\|_a$ 的算子范数.

定义 7 设 $A \in C^{n \times n}$, 则 $r(A) = \max_i |\lambda_i|$ 称为方阵 A 的谱半径, 其中 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为矩阵 A 的特征值.

算子范数的计算归结为求函数的约束极值, 因此求解算子范数比较困难. 下面给出几个特殊情况下的算子范数:

- (1) 从属于向量范数 $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ 的算子范数(又称为列和范数) $\|A\|_1 = \max_j \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$;
- (2) 从属于向量范数 $\|x\|_\infty = \max_i |x_i|$ 的算子范数(又称为行和范数) $\|A\|_\infty = \max_i \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$;

(3) 从属于向量范数 $\|x\|_2$ 的算子范数(又称为谱范数) $\|A\|_2 = \sqrt{r(A^H A)}$, 其中 $r(A)$ 为矩阵 $A \in C^{n \times n}$ 的谱半径.

定义 8 设 $\|\cdot\|_a, \|\cdot\|_b$ 均是 P^n 上的向量范数, $\|\cdot\|_{a,b}$ 是 $P^{n \times n}$ 上的矩阵范数, 且

$$\|Ax\|_a \leq \|A\|_{a,b} \|x\|_b, \quad \forall A \in P^{n \times n}, \quad \forall x \in P^n,$$

则称 $\|\cdot\|_{a,b}$ 是与向量范数 $\|\cdot\|_a, \|\cdot\|_b$ 相容的矩阵范数.

定义 9 设 $\|\cdot\|_a, \|\cdot\|_b$ 均是 P^n 上的向量范数, 且 $A \in P^{n \times n}$, 则

$$\|A\|_{a,b} = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_b}{\|x\|_a} (= \max_{\|u\|=1} \|Au\|_b)$$

是与向量范数 $\|\cdot\|_a, \|\cdot\|_b$ 相容的矩阵范数, 叫做 $P^{n \times n}$ 上的广义算子范数(或从属于 $\|\cdot\|_a, \|\cdot\|_b$ 的算子范数).

4. 酉不变范数

以下用 U_n 表示 $n \times n$ 酉阵的集合.

定义 10 设 $A \in C^{m \times n}$, 若映射 $\|\cdot\| : C^{m \times n} \rightarrow \mathbf{R}$ 满足

- (1) $A \neq 0 \Rightarrow \|A\| > 0$;
- (2) $\|\lambda A\| = |\lambda| \|A\|, \forall \lambda \in \mathbf{C}$;
- (3) $\|A+B\| \leq \|A\| + \|B\|, \forall A, B \in C^{m \times n}$;
- (4) $\|UAV\| = \|A\|, \forall U \in U_m, \forall V \in U_n$;

(5) $\| \mathbf{A} \| = \| \mathbf{A} \|_2, \text{rank}(\mathbf{A})=1.$

则称映射 $\| \cdot \|$ 为 $\mathbf{C}^{m \times n}$ 上的酉不变范数.

注 上面定义 10 中(5)的等价条件为

(5)' 若 $\mathbf{A} = \mathbf{x}\mathbf{y}^H, \mathbf{x} \in \mathbf{C}^m, \mathbf{y} \in \mathbf{C}^n, \mathbf{x} \neq \mathbf{0}, \mathbf{y} \neq \mathbf{0}$, 则 $\| \mathbf{A} \| = \| \mathbf{x} \|_2 \| \mathbf{y} \|_2.$

5. 矩阵的测度

定义 11 设 $\mathbf{A} \in P^{n \times n}$, $\| \cdot \|$ 是给定的算子范数, 若

$$\mu(\mathbf{A}) = \lim_{h \rightarrow 0^+} \frac{\| \mathbf{E}_n + h\mathbf{A} \| - 1}{h}$$

存在, 则称 $\mu(\mathbf{A})$ 为对应于 $\| \cdot \|$ 的 \mathbf{A} 的矩阵测度.

算子范数 $\| \cdot \|_1, \| \cdot \|_2$ 与 $\| \cdot \|_\infty$ 对应的矩阵测度分别为

$$\mu_1(\mathbf{A}) = \max_j \left\{ \operatorname{Re} a_{jj} + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n |a_{ij}| \right\},$$

$$\mu_2(\mathbf{A}) = \max_i \lambda_i \left(\frac{\mathbf{A}^H + \mathbf{A}}{2} \right),$$

$$\mu_\infty(\mathbf{A}) = \max_i \left\{ \operatorname{Re} a_{ii} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}| \right\}.$$

6. 范数的应用

定义 12 设 \mathbf{A} 是可逆矩阵, 称

$$K_p(\mathbf{A}) = \| \mathbf{A} \|_p \| \mathbf{A}^{-1} \|_p$$

是矩阵 \mathbf{A} 相对矩阵范数 $\| \cdot \|_p$ 的条件数.

二、主要结论

1. 范数的等价性

(1) $V^n(P)$ 上的任意两个向量范数均等价. 即对于 $V^n(P)$ 中任意两个向量范数 $\| \mathbf{x} \|_a$ 与 $\| \mathbf{x} \|_b$, 存在与 \mathbf{x} 无关的正数 $M > m > 0$, 使得

$$m \| \mathbf{x} \|_a \leqslant \| \mathbf{x} \|_b \leqslant M \| \mathbf{x} \|_a, \quad \forall \mathbf{x} \in V^n(P).$$

(2) $P^{m \times n}$ 上的任意两个矩阵范数均等价. 即对于 $P^{m \times n}$ 中任意两个矩阵范数 $\| \mathbf{A} \|_a$ 与 $\| \mathbf{A} \|_b$, 存在与 \mathbf{A} 无关的正数 $M > m > 0$, 使得

$$m \| \mathbf{A} \|_a \leqslant \| \mathbf{A} \|_b \leqslant M \| \mathbf{A} \|_a, \quad \forall \mathbf{A} \in P^{m \times n}.$$

2. 矩阵范数与向量范数的相容性

(1) 设 $\mathbf{x} \in P^n, \mathbf{A} \in P^{m \times n}$, 则

- ① $\|A\|_{m_1}$ 和 $\|A\|_1$ 都与 $\|x\|_1$ 相容;
 - ② $\|A\|_{m_2}$ 和 $\|A\|_2$ 都与 $\|x\|_2$ 相容;
 - ③ $\|A\|_G$ 和 $\|A\|_\infty$ 都与 $\|x\|_\infty$ 相容;
 - ④ $\|A\|_{m_\infty}$ 是不相容的矩阵范数.
- (2) 对于任意给定的矩阵范数,一定存在与之相容的向量范数.
- (3) 对于任意给定的向量范数,一定存在与之相容的矩阵范数.
- (4) 一种矩阵范数可以与多种向量范数相容.
- (5) 多种矩阵范数可以与一种向量范数相容.
- (6) 并非任意的矩阵范数与任意的向量范数都相容.

3. 矩阵 Frobenius 范数与谱范数

在矩阵范数中,Frobenius 范数 $\|A\|_{m_2}$ 和谱范数 $\|A\|_2$ 用途最多,它具有下述性质.

设 $A = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) \in P^{n \times n}$, $U, V \in P^{n \times n}$ 为任意的酉矩阵, $x, y \in P^n$, 则有

- (1) $\|A\|_F^2 = \|A\|_{m_2}^2 = \sum_{i=1}^n \|\alpha_i\|_2^2$, 其中 $\|\alpha_i\|_2^2 = \alpha_i^H \alpha_i$ 是 P^n 中的向量范数;
- (2) $\|A\|_{m_2}^2 = \text{tr}(A^H A) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(A^H A)$;
- (3) $\|A\|_{m_2} = \|U^H A V\|_{m_2} = \|U A V^H\|_{m_2} = \|U A\|_{m_2} = \|A V\|_{m_2} = \|U A V\|_{m_2}$;
- (4) $\|A\|_2 = \|A^H\|_2 = \|A^T\|_2 = \|\bar{A}\|_2$;
- (5) $\|A^H A\|_2 = \|A A^H\|_2 = \|A\|_2^2$;
- (6) $\|U A\|_2 = \|A V\|_2 = \|U A V\|_2 = \|A\|_2$;
- (7) $\|A\|_2 = \max_{\|x\|_2 = \|y\|_2 = 1} |y^H A x|$;
- (8) $\|A\|_2^2 \leq \|A\|_1 \|A\|_\infty$;
- (9) 设 $A \in C_r^{m \times n}$ 的正奇异值为 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$, 则

$$\|A\|_2 = \max_i \sigma_i, \quad \|A\|_{m_2} = \left(\sum_{i=1}^r \sigma_i^2 \right)^{1/2}.$$

4. 酉不变范数

- (1) Frobenius 范数 $\|A\|_{m_2}$ 和谱范数 $\|A\|_2$ 是酉不变范数.
- (2) $\|\cdot\|_1$ 与 $\|\cdot\|_\infty$ 不是酉不变范数.
- (3) 设 $A, B \in C^{m \times n}$, 它们的奇异值分别为 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n \geq 0$ 和 $\tau_1 \geq \tau_2 \geq \dots \geq \tau_n \geq 0$. 如果 $\sigma_i \leq \tau_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 则对于 $C^{m \times n}$ 上的任一酉不变范数 $\|\cdot\|$, 必有 $\|A\| \leq \|B\|$.
- (4) 设 $\|\cdot\|$ 为 $C^{m \times n}$ 上的酉不变范数, 则有

$$\|AB\| \leq \|A\|_2 \|B\|, \quad \forall A \in C^{m \times m}, B \in C^{m \times n},$$

$$\begin{aligned}\|AB\| &\leq \|A\|\|B\|_2, \quad \forall A \in \mathbb{C}^{m \times n}, B \in \mathbb{C}^{n \times n}, \\ \|Ax\|_2 &\leq \|A\|\|x\|_2, \quad \forall A \in \mathbb{C}^{m \times n}, x \in \mathbb{C}^n, \\ \|A\|_2 &\leq \|A\| \leq r\|A\|_2, \quad \forall A \in \mathbb{C}^{m \times n}, r = \min\{m, n\}.\end{aligned}$$

(5) 设 $\|\cdot\|$ 为 $\mathbb{C}^{n \times n}$ 上的酉不变范数, 则它是相容的矩阵范数, 即

$$\|AB\| \leq \|A\|\|B\|, \quad \forall A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}.$$

5. 方阵的范数

设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $r(A)$ 为矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的谱半径.

(1) 若有矩阵范数 $\|\cdot\|$, 使得 $\|A\| < 1$, 则 $E - A$ 为可逆矩阵, 且有

$$\|(E - A)^{-1}\| \leq \frac{\|E\|}{1 - \|A\|}, \quad \|E - (E - A)^{-1}\| \leq \frac{\|A\|}{1 - \|A\|};$$

(2) 若 $A^H A = AA^H$, 则 $r(A) = \|A\|_2$;

(3) 对任意给定的相容矩阵范数 $\|\cdot\|$, 有 $r(A) \leq \|A\|$;

(4) 对任意给定的矩阵 A 和正数 ϵ , 存在矩阵范数 $\|\cdot\|$, 使得 $\|A\|_M \leq r(A) + \epsilon$.

6. 矩阵测度的性质

设 $A \in P^{n \times n}$, $\|\cdot\|$ 为算子范数, 则

(1) $\mu(E_n) = 1, \mu(-E_n) = -1, \mu(\mathbf{0}) = 0$;

(2) $\mu(aA) = a\mu(A), 0 \leq a \in P$;

(3) $\mu(A + aE_n) = \mu(A) + a, a \in P$;

(4) $\mu(A + B) \leq \mu(A) + \mu(B), \forall A, B \in P^{n \times n}$;

(5) $-\|A\| \leq -\mu(-A) \leq \mu(A) \leq \|A\|$;

(6) $-\mu(-A) \leq \operatorname{Re}(\lambda_i(A)) \leq \mu(A) \leq \|A\|$;

(7) $\|Ax\| \geq \max\{-\mu(-A), -\mu(A)\}\|x\|, \forall x \in P^n$.

7. 矩阵逆及线性方程组的摄动

(1) 设 A 可逆, δA 为摄动矩阵, 且 $\|A^{-1}\delta A\|_a < 1$, 则

① $A + \delta A$ 为可逆矩阵;

② $(A + \delta A)^{-1} = (E + F)A^{-1}$, 其中 $\|F\|_a \leq \frac{\|A^{-1}\delta A\|_a}{1 - \|A^{-1}\delta A\|_a}$;

③ $\frac{\|A^{-1} - (A + \delta A)^{-1}\|_a}{\|A^{-1}\|_a} \leq \frac{\|A^{-1}\delta A\|_a}{1 - \|A^{-1}\delta A\|_a}$.

(2) 设 $K(A) = \|A\|_a\|A^{-1}\|_a$ 是条件数, 若 $\|A^{-1}\|_a\|\delta A\|_a < 1$, 则

$$\|F\|_a \leq \frac{K(A) \frac{\|\delta A\|_a}{\|A\|_a}}{1 - K(A) \frac{\|\delta A\|_a}{\|A\|_a}},$$

$$\frac{\|A^{-1} - (A + \delta A)^{-1}\|_a}{\|A^{-1}\|_a} \leq \frac{K(A) \frac{\|\delta A\|_a}{\|A\|_a}}{1 - K(A) \frac{\|\delta A\|_a}{\|A\|_a}}.$$

(3) 若 A 是酉矩阵, 且 $\|\delta A\|_2 < 1$, 则有

$$\|F\|_a \leq \frac{\|\delta A\|_a}{1 - \|\delta A\|_a}, \quad \frac{\|A^{-1} - (A + \delta A)^{-1}\|_a}{\|A^{-1}\|_a} \leq \frac{\|\delta A\|_a}{1 - \|\delta A\|_a}.$$

(4) 在方程组 $Ax = b$ 中, A 固定且可逆, 令 $b \neq 0$ 且有小摄动 δb , 则解方程组

$$A(x + \delta x) = b + \delta b,$$

得

$$\frac{\|\delta x\|_a}{\|x\|_a} \leq K(A) \frac{\|\delta b\|_a}{\|b\|_a}.$$

(5) 设 A 可逆, $0 \neq b \in \mathbb{C}^n$, $\|A^{-1}\|_a \|\delta A\|_a < 1$, 方程组 $Ax = b$ 的解是 x , 则方程组 $(A + \delta A)(x + \delta x) = b + \delta b$ 有唯一解 $x + \delta x$, 并且满足不等式

$$\frac{\|\delta x\|_a}{\|x\|_a} \leq \frac{K(A)}{r(A)} \left(\frac{\|\delta A\|_a}{\|A\|_a} + \frac{\|\delta b\|_a}{\|b\|_a} \right),$$

其中 $r(A) = 1 - K(A) \frac{\|\delta A\|_a}{\|A\|_a} > 0$.

三、典型例题

例 1 设 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, 定义实数 $\|A\|_G = \sqrt{mn} \max_{i,j} |a_{ij}|$, $1 \leq i \leq m$, $1 \leq j \leq n$. 证明:

$\|A\|_G$ 是 $\mathbb{C}^{m \times n}$ 上的矩阵范数, 且与向量的 2-范数相容.

证 首先证明 $\|A\|_G$ 是矩阵范数. (1) $A = 0$ 时, $a_{ij} = 0$, $\max_{i,j} |a_{ij}| = 0$, 从而 $\|A\|_G = 0$; 当 $A \neq 0$ 时, 存在 $a_{i_0 j_0} \neq 0$, $\|A\|_G = \sqrt{mn} \max_{i,j} |a_{ij}| \geq \sqrt{mn} |a_{i_0 j_0}| > 0$. 齐次性和三角不等式容易验证成立.

下面证明相容性. 论证乘法相容性. 设 $B = (b_{ij})_{n \times p}$, 则有

$$\begin{aligned} \|AB\|_G &= \sqrt{mp} \max_{i,j} \left| \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{kj} \right| \leq \sqrt{mp} \max_{i,j} \left(\sum_{k=1}^n |a_{ik}| |b_{kj}| \right) \\ &\leq \sqrt{mp} \cdot n \cdot \max_{i,k} |a_{ik}| \max_{k,j} |b_{kj}| \\ &= \sqrt{mn} \max_{i,j} |a_{ij}| \sqrt{np} \max_{i,j} |b_{ij}| = \|A\|_G \|B\|_G. \end{aligned}$$

因此, $\|A\|_G$ 是矩阵范数.

设 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^\top$, 则有

$$\|Ax\|_2^2 = \sum_{i=1}^m \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \right|^2 \leq \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}| |x_j| \right)^2$$

$$\begin{aligned} &\leq \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right) \left(\sum_{j=1}^n |x_j|^2 \right) \\ &\leq \|A\|_G^2 \|x\|_2^2, \end{aligned}$$

即 $\|Ax\|_2 \leq \|A\|_G \|x\|_2$.

例 2 设有可逆矩阵 $S \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $x \in \mathbf{R}^n$, 且 $\|x\|_s = \|Sx\|_2$ 是 \mathbf{R}^n 上的向量范数.

(1) 若 $\|A\|_s$ 表示 $\mathbf{R}^{n \times n}$ 上从属于向量范数 $\|x\|_s$ 的算子范数, 试导出 $\|A\|_s$ 与矩阵的 2-范数之间的关系.

(2) 给定非零列向量 $y \in \mathbf{R}^n$, 证明 $\|x\| = \|xy^T\|_s$ 是 \mathbf{R}^n 上的向量范数.

证 (1) 根据算子范数的定义, 有

$$\|A\|_s = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_s}{\|x\|_s} = \max_{x \neq 0} \frac{\|Sx\|_2}{\|x\|_s}.$$

令 $y = Sx$, 因为 S 可逆, 所以当 $x \neq 0$ 时, $y \neq 0$, 于是有

$$\|A\|_s = \max_{y \neq 0} \frac{\|SAS^{-1}y\|_2}{\|y\|_2} = \|SAS^{-1}\|_2.$$

(2) 非负性 $x = 0$ 时, $\|x\| = \|xy^T\|_s = \|\mathbf{0}\|_s = 0$; $x \neq 0$ 时, $xy^T \neq \mathbf{0}$, $\|x\| = \|xy^T\|_s > 0$.

齐次性 对任意 $c \in \mathbf{R}$, 有 $\|cx\| = \|(cx)y^T\|_s = |c| \|xy^T\|_s = |c| \|x\|$.

三角不等式 对任意 $x_1, x_2 \in \mathbf{R}^n$, 有

$$\begin{aligned} \|x_1 + x_2\| &= \|(x_1 + x_2)y^T\|_s = \|x_1y^T + x_2y^T\|_s \\ &\leq \|x_1y^T\|_s + \|x_2y^T\|_s \\ &= \|x_1\| + \|x_2\|. \end{aligned}$$

例 3 设 $\|\cdot\|$ 是 $\mathbf{C}^{m \times n}$ 上的矩阵算子范数, 若 $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 满足 $\|A\| < 1$, 证明 $\|(E-A)^{-1}\| \leq \frac{1}{1 - \|A\|}$.

证 因为 $r(A) \leq \|A\| < 1$, 故 $(E-A)^{-1}$ 存在. 又因为

$$(E-A)^{-1}(E-A) = E, (E-A)^{-1} = E + (E-A)^{-1}A,$$

所以

$$\begin{aligned} \|(E-A)^{-1}\| &\leq \|E\| + \|(E-A)^{-1}A\| \cdot \|A\| \\ &= 1 + \|(E-A)^{-1}A\| \cdot \|A\|, \end{aligned}$$

即 $\|(E-A)^{-1}\| \leq \frac{1}{1 - \|A\|}$.

例 4 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 可逆, $B \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 若对某种矩阵范数 $\|\cdot\|$, 有 $\|B\| < \|A^{-1}\|^{-1}$, 则 $A+B$ 可逆.

证 $A+B = A(E+A^{-1}B)$. 因为 $\|B\| < \|A^{-1}\|^{-1}$, 所以 $r(A^{-1}B) < \|A^{-1}B\| \leq \|A^{-1}\| \cdot \|B\| < 1$, 即 $(E+A^{-1}B)$ 的特征值非零. 又因为 A 可逆, 所以 $A+B$ 可逆.

例 5 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = \mathbf{0}$ 当且仅当 $r(A) < 1$.

证 若 $A^k \rightarrow 0$, 设 λ 为 A 的任意特征值, $x \neq 0$ 是满足 $Ax = \lambda x$ 的特征向量, 仅当 $|\lambda| < 1$ 时才有 $A^k x = \lambda^k x \rightarrow 0$. 由 λ 的任意性, 有 $r(A) < 1$. 反过来, 如果 $r(A) < 1$, 则存在某个矩阵范数 $\|\cdot\|$, 使得 $\|A\| < 1$. 又由于当 $k \rightarrow \infty$ 时, 有 $\|A^k\| \leq \|A\|^k \rightarrow 0$, 因此 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = 0$.

例 6 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 如果存在矩阵范数 $\|\cdot\|$, 使得 $\|E - A\| < 1$, 则 A 是可逆矩阵, 且

$$A^{-1} = \sum_{k=0}^{\infty} (E - A)^k.$$

证 设 λ 为矩阵 A 的任意特征值. 如果 $\|E - A\| < 1$, 也就是 $E - A$ 矩阵的特征值满足 $-1 < 1 - \lambda < 1$, 即 $0 < \lambda < 2$. 由于 λ 的任意性, 则 A 是可逆矩阵.

又因为级数 $\sum_{k=0}^{\infty} z^k$ 的收敛半径为 1, 所以

$$\sum_{k=0}^{\infty} (E - A)^k$$

收敛于某个矩阵 C . 又因为

$$\begin{aligned} A \sum_{k=0}^N (E - A)^k &= [E - (E - A)] \sum_{k=0}^N (E - A)^k \\ &= E - (E - A)^{N+1}, \end{aligned}$$

当 $N \rightarrow \infty$ 时, 由上面例 5 的证明知

$$A \sum_{k=0}^N (E - A)^k = E - (E - A)^{N+1} \rightarrow E,$$

所以 $C = A^{-1}$.

四、习题解答

1. 设 a_1, a_2, \dots, a_n 均为正数, $x \in \mathbf{C}^n$, 且 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$. 证明函数

$$f(x) = \left(\sum_{i=1}^n a_i |x_i|^2 \right)^{1/2}$$

在 \mathbf{C}^n 上定义了一个向量范数.

证 (1) 正定性对 $\forall x \neq 0$, 有 $f(x) > 0$, 当 $x = 0$ 时, $f(x) = 0$.

(2) 齐次性 $f(\lambda x) = \left(\sum_{i=1}^n a_i |\lambda x_i|^2 \right)^{1/2} = |\lambda| \cdot \left(\sum_{i=1}^n a_i |x_i|^2 \right)^{1/2} = |\lambda| \cdot f(x)$.

(3) 三角不等式

$$\begin{aligned} f(x+y)^2 &= \left(\sum_{i=1}^n a_i |x_i + y_i|^2 \right) \\ &= \left(\sum_{i=1}^n a_i (|x_i|^2 + |y_i|^2 + \bar{x}_i y_i + x_i \bar{y}_i) \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\leq f(\mathbf{x})^2 + f(\mathbf{y})^2 + \sum_{i=1}^n (2a_i |x_i| \cdot |y_i|) \\
&\leq f(\mathbf{x})^2 + f(\mathbf{y})^2 + \sum_{i=1}^n (2a_i |x_i| \cdot |y_i|) \\
&\leq f(\mathbf{x})^2 + f(\mathbf{y})^2 + \sum_{i=1}^n (2 |\sqrt{a_i} x_i| \cdot |\sqrt{a_i} y_i|) \\
&\leq f(\mathbf{x})^2 + f(\mathbf{y})^2 + 2 \left(\sum_{i=1}^n a_i |x_i|^2 \right)^{1/2} \cdot \left(\sum_{i=1}^n a_i |y_i|^2 \right)^{1/2} \\
&= f(\mathbf{x})^2 + f(\mathbf{y})^2 + 2f(\mathbf{x}) \cdot f(\mathbf{y}) \\
&= (f(\mathbf{x}) + f(\mathbf{y}))^2.
\end{aligned}$$

所以函数 $f(\mathbf{x})$ 是一个向量范数.

2. 证明: 对于 \mathbf{R}^1 中的任何向量范数 $\|\mathbf{x}\|$, 一定有 $\|\mathbf{x}\| = \lambda |\mathbf{x}|$, 其中 $\lambda > 0$.

证 对任意向量范数 $\|\mathbf{x}\|$, 根据向量范数的定义和性质, 且 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^1$, 有

$$\|\mathbf{x}\| = \|\mathbf{x} \cdot 1\| = |\mathbf{x}| \cdot \|1\| = \lambda |\mathbf{x}|, \quad \text{其中 } \lambda = \|1\| > 0.$$

3. 设 $\|\mathbf{x}\|$ 是 P^n 中的向量范数, $\mathbf{A} \in P^{n \times n}$, 则 $\|\mathbf{Ax}\|$ 也是 P^n 中的向量范数的充要条件为 \mathbf{A} 是可逆矩阵.

证 必要性. 如果矩阵 \mathbf{A} 不可逆, 则存在 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$, 使得 $\mathbf{Ax} = \mathbf{0}$, 即 $\|\mathbf{Ax}\| = 0$, 这与向量范数的正定性矛盾, 所以矩阵 \mathbf{A} 可逆.

充分性. 若矩阵 \mathbf{A} 可逆, 则对任意的 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}, \mathbf{Ax} \neq \mathbf{0}$, 所以 $\|\mathbf{Ax}\| > 0$, 正定性满足; 又 $\|\lambda \mathbf{Ax}\| = |\lambda| \cdot \|\mathbf{Ax}\|$, 齐次性满足; 再由 $\|\mathbf{A}(\mathbf{x}+\mathbf{y})\| = \|\mathbf{Ax}+\mathbf{Ay}\| \leq \|\mathbf{Ax}\| + \|\mathbf{Ay}\|$, 三角不等式也满足. 故 $\|\mathbf{Ax}\|$ 是向量范数.

4. 证明:

- (1) $\|\mathbf{A}\|_{m_2} = [\text{tr}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})]^{1/2}$;
- (2) $\|\mathbf{A}\|_{m_2}$ 与 $\|\mathbf{x}\|_2$ 是相容的;
- (3) $\|\mathbf{A}\|_a$ 与 $\|\mathbf{x}\|_1, \|\mathbf{x}\|_2$ 均相容;
- (4) $\|\mathbf{AB}\|_{m_2} \leq \min\{\|\mathbf{A}\|_2 \|\mathbf{B}\|_{m_2}, \|\mathbf{A}\|_{m_2} \|\mathbf{B}\|_2\}$.

证 设 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in P^{n \times n}, \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in P^n$.

- (1) 令 $\mathbf{A} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$. 根据定义有 $\|\mathbf{A}\|_{m_2}^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2$, $\|\alpha_j\|_2^2 = \sum_{i=1}^n |a_{ij}|^2, j = 1, 2, \dots, n$, 所以有 $\sum_{j=1}^n \|\alpha_j\|^2 = \|\mathbf{A}\|_{m_2}^2$, 同时有 $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} \alpha_1^H \\ \alpha_2^H \\ \vdots \\ \alpha_n^H \end{pmatrix} (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) =$

$\begin{pmatrix} \alpha_1^H \alpha_1 & \alpha_1^H \alpha_2 & \cdots & \alpha_1^H \alpha_n \\ \alpha_2^H \alpha_1 & \alpha_2^H \alpha_2 & \cdots & \alpha_2^H \alpha_n \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \alpha_n^H \alpha_1 & \alpha_n^H \alpha_2 & \cdots & \alpha_n^H \alpha_n \end{pmatrix}$, 所以有 $\text{tr}(A^H A) = \sum_{j=1}^n \alpha_j^H \alpha_j = \|A\|_{m_2}^2$.

(2) 令 $A = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_1 \\ \mathbf{A}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{A}_n \end{pmatrix}$, 其中 \mathbf{A}_i 为 A 的行向量, 则

$$\begin{aligned} \|Ax\|_2^2 &= \sum_{i=1}^n |A_i x|^2 = \sum_{i=1}^n |a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \cdots + a_{in}x_n|^2 \\ &\leqslant \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \sum_{j=1}^n |x_j|^2 \right) \\ &= \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right) \sum_{j=1}^n |x_j|^2 \\ &= \|A\|_{m_2}^2 \|x\|_2^2 \end{aligned}$$

故有

$$\|Ax\|_2 \leqslant \|A\|_{m_2} \|x\|_2.$$

(3) 因为

$$\begin{aligned} \|Ax\|_1 &= \sum_{i=1}^n \left| \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \right| \leqslant \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}x_j| \\ &\leqslant \sum_{i=1}^n \max_{1 \leqslant j \leqslant n} \{ |a_{ij}| \} \sum_{j=1}^n |x_j| \\ &\leqslant n \cdot \max_{1 \leqslant i, j \leqslant n} \{ |a_{ij}| \} \sum_{j=1}^n |x_j| \\ &= \|A\|_a \|x\|_1; \\ \|Ax\|_2^2 &= \sum_{i=1}^n |a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \cdots + a_{in}x_n|^2 \\ &\leqslant \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \sum_{j=1}^n |x_j|^2 \right) \\ &= \left(\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right) \cdot \sum_{j=1}^n |x_j|^2 \\ &\leqslant n^2 \max_{1 \leqslant i, j \leqslant n} \{ |a_{ij}|^2 \} \cdot \sum_{j=1}^n |x_j|^2 \\ &= \|A\|_a^2 \|x\|_2^2. \end{aligned}$$

所以 $\|A\|_a$ 与 $\|x\|_1, \|x\|_2$ 均相容.

(4) 令 $B = (\beta_1, \dots, \beta_j, \dots, \beta_n)$, 因为 $\|A\beta_j\|_2 \leq \|A\|_2 \|\beta_j\|_2, j=1, 2, \dots, n$, 同时有

$$\begin{aligned}\|AB\|_{m_2}^2 &= \|A(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)\|_{m_2}^2 \\ &= \|A\beta_1\|_2^2 + \|A\beta_2\|_2^2 + \dots + \|A\beta_n\|_2^2 \\ &\leq \|A\|_2^2 (\|\beta_1\|_2^2 + \|\beta_2\|_2^2 + \dots + \|\beta_n\|_2^2) \\ &= \|A\|_2^2 \|B\|_{m_2}^2\end{aligned}$$

由上述结果有

$$\begin{aligned}\|AB\|_{m_2} &= \|(AB)^H\|_{m_2} = \|B^H A^H\|_{m_2} \\ &\leq \|B^H\|_2 \|A^H\|_{m_2} \\ &= \|B\|_2 \|A\|_{m_2},\end{aligned}$$

所以(4)成立.

5. 若 $A \in P^{m \times r}$, 且 $A^H A = E_r$, 则

$$\|A\|_2 = 1, \quad \|A\|_{m_2} = \sqrt{r}.$$

证 根据定义有 $\|A\|_2 = \sqrt{r(A^H A)} = \sqrt{r(E)} = 1$, $\|A\|_{m_2} = \sqrt{\text{tr}(A^H A)} = \sqrt{\text{tr}(E)} = \sqrt{r}$.

6. 设 x, Ax 的向量范数为 $\|\cdot\|_2$, 证明: 它对应的算子范数是

$$\|A\|_2 = \max_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2 = \max \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n\}.$$

证 对任意矩阵 A , 存在酉矩阵 U, V , 使得矩阵 A 的奇异值分解为 $A = UDV$. 其中 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n$ 是矩阵 A 的奇异值, $D = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$. 根据定义有 $\|A\|_2 = \sqrt{r(A^H A)} = \sqrt{r((UDV)^H UDV)} = \sqrt{r(V^H D^2 V)} = \sqrt{r(D^2)} = \max \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n\}$.

7. 若 $\|\cdot\|$ 是算子范数, 则

$$(1) \|E\| = 1;$$

$$(2) \|A^{-1}\| \geq \|A\|^{-1};$$

$$(3) \|A^{-1}\|^{-1} = \min_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|}{\|x\|}.$$

证 根据算子范数定义, 有 $\|A\| = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|}{\|x\|}$, 于是可得

$$(1) \|E\| = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ex\|}{\|x\|} = \max_{x \neq 0} \frac{\|x\|}{\|x\|} = 1;$$

$$(2) 1 = \|E\| = \|AA^{-1}\| \leq \|A\| \|A^{-1}\|, \|A^{-1}\| \geq \|A\|^{-1};$$

$$(3) \|A^{-1}\| = \max_{x \neq 0} \frac{\|A^{-1}x\|}{\|x\|}, \text{令 } y = A^{-1}x, \text{则 } x = Ay, \text{得 } \|A^{-1}\| = \max_{y \neq 0} \frac{\|y\|}{\|Ay\|}, \text{从而}$$

$$\|A^{-1}\|^{-1} = \frac{1}{\max_{y \neq 0} \frac{\|y\|}{\|Ay\|}} = \min_{y \neq 0} \frac{\|Ay\|}{\|y\|} = \min_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|}{\|x\|}.$$

8. 设 $\|A\|_v, \|A\|_\mu$ 是对应于两个向量范数 $\|x\|_v, \|x\|_\mu = \|Bx\|_v$ 的算子范数, B 可

逆，则

$$\| \mathbf{A} \|_{\mu} = \| \mathbf{B} \mathbf{A} \mathbf{B}^{-1} \|_{\nu}.$$

证 根据定义，有 $\| \mathbf{A} \|_{\mu} = \max_{x \neq 0} \frac{\| \mathbf{A}x \|_{\mu}}{\| x \|_{\mu}}$ ，把 $\| x \|_{\mu} = \| \mathbf{B}x \|_{\nu}$ 代入，得到 $\| \mathbf{A} \|_{\mu} = \max_{x \neq 0} \frac{\| \mathbf{B} \mathbf{A}x \|_{\nu}}{\| \mathbf{B}x \|_{\nu}}$ ，令 $y = \mathbf{B}x$ ，则 $x = \mathbf{B}^{-1}y$ ，故 $\| \mathbf{A} \|_{\mu} = \max_{y \neq 0} \frac{\| \mathbf{B} \mathbf{A} \mathbf{B}^{-1}y \|_{\nu}}{\| y \|_{\nu}} = \| \mathbf{B} \mathbf{A} \mathbf{B}^{-1} \|_{\nu}$ 。

9. 设 $\| x \|_a, \| x \|_b$ 是 \mathbf{C}^n 上的两个向量范数， a_1, a_2 是两个正实数，证明：

$$(1) \max \{ \| x \|_a, \| x \|_b \} = \| x \|_c;$$

$$(2) a_1 \| x \|_a + a_2 \| x \|_b = \| x \|_d$$

都是 \mathbf{C}^n 上的向量范数。

证 只需要证明(1)和(2)满足范数定义中的三个条件即可。

(1) 先考察正定性。当 $x \neq 0$ 时， $\| x \|_a > 0, \| x \|_b > 0$ ，则 $\| x \|_c > 0$ ；当 $x = 0$ 时， $\| x \|_a = 0, \| x \|_b = 0$ ，则 $\| x \|_c = 0$ 。

齐次性显然成立。

计算三角不等式，得

$$\begin{aligned} \| x + y \|_c &= \max \{ \| x + y \|_a, \| x + y \|_b \} \\ &\leq \max \{ \| x \|_a + \| y \|_a, \| x \|_b + \| y \|_b \} \\ &\leq \max \{ \| x \|_a, \| x \|_b \} + \max \{ \| y \|_a, \| y \|_b \} \\ &= \| x \|_c + \| y \|_c. \end{aligned}$$

(2) 正定性和齐次性同(1)，下面证明三角不等式。

$$\begin{aligned} \| x + y \|_d &= a_1 \| x + y \|_a + a_2 \| x + y \|_b \\ &\leq a_1 (\| x \|_a + \| y \|_a) + a_2 (\| x \|_b + \| y \|_b) \\ &= \| x \|_d + \| y \|_d. \end{aligned}$$

10. 证明：

$$\frac{1}{\sqrt{n}} \| \mathbf{A} \|_{\text{F}} \leq \| \mathbf{A} \|_2 \leq \| \mathbf{A} \|_{\text{F}}.$$

证 因为

$$\| \mathbf{A} \|_2^2 = r(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) \leq \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n = \text{tr}(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) = (\| \mathbf{A} \|_{\text{F}})^2,$$

即 $\| \mathbf{A} \|_2 \leq \| \mathbf{A} \|_{\text{F}}$ ，其中 λ_i 为半正定矩阵 $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$ 的特征值。又由于

$$(\| \mathbf{A} \|_{\text{F}})^2 = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n \leq n \cdot r(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) = n \cdot \| \mathbf{A} \|_2^2,$$

即 $\frac{1}{\sqrt{n}} \| \mathbf{A} \|_{\text{F}} \leq \| \mathbf{A} \|_2$ 。证毕。

11. 设 $\| \mathbf{A} \|_a$ 是 $\mathbf{C}^{n \times n}$ 上的相容矩阵范数， \mathbf{B}, \mathbf{C} 都是 n 阶可逆矩阵，且 $\| \mathbf{B}^{-1} \|_a$ 及 $\| \mathbf{C}^{-1} \|_a$ 都小于或等于 1，证明对任何 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{n \times n}$ ，

$$\| \mathbf{A} \|_b = \| \mathbf{B} \mathbf{A} \mathbf{C} \|_a$$

定义了 $\mathbf{C}^{n \times n}$ 上的一个相容矩阵范数.

证 首先证明 $\|A\|_b = \|BAC\|_a$ 是一个矩阵范数.

正定性 对任意 $A \neq 0$, 则 $BAC \neq 0$, 即 $\|BAC\|_a > 0$, 且 $\|BAC\|_a = 0$ 当且仅当 $A = 0$.

齐次性 $\|\lambda A\|_b = \|B(\lambda A)C\|_a = \lambda \|BAC\|_a = \lambda \|A\|_b$.

三角不等式 $\|A_1 + A_2\|_b = \|B(A_1 + A_2)C\|_a \leq \|BA_1C\|_a + \|BA_2C\|_a = \|A_1\|_b + \|A_2\|_b$.

下面证明相容性.

$$\begin{aligned}\|A_1 A_2\|_b &= \|B(A_1 A_2)C\|_a = \|(BA_1 C)C^{-1}B^{-1}(BA_2 C)\|_a \\ &\leq \|BA_1 C\|_a \|C^{-1}B^{-1}\|_a \|BA_2 C\|_a \\ &\leq \|BA_1 C\|_a \|C^{-1}\|_a \|B^{-1}\|_a \|BA_2 C\|_a \\ &\leq \|BA_1 C\|_a \|BA_2 C\|_a \\ &= \|A_1\|_b \|A_2\|_b.\end{aligned}$$

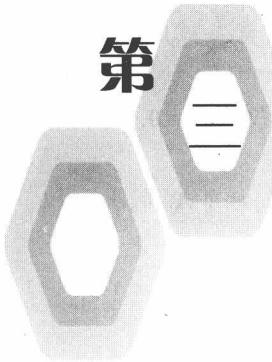
证毕.

12. 设 $\|A\|_a$ 是 $\mathbf{C}^{n \times n}$ 上的矩阵范数, D 是 n 阶可逆矩阵, 证明对任何 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 表达式

$$\|A\|_b = \|D^{-1}AD\|_a$$

是 $\mathbf{C}^{n \times n}$ 上的一个矩阵范数.

证 证法同 11 题的前半部分.



第 三 章

矩阵的分解

矩阵分解就是通过线性变换,将某个给定矩阵分解为两个或三个结构比较简单或性质比较熟悉的矩阵的乘积(个别情况下分解为两个矩阵的和).这一方法在线性方程组求解、模型参数估计等许多典型问题中经常使用,所以矩阵分解对矩阵理论及近代计算数学以及工程技术问题的发展起了重要作用.

譬如,矩阵的奇异值分解在图像压缩中有着很重要的应用.现假定一幅图像有 $n \times n$ 个像素,如果将这 n^2 个数据一起传送,往往显得数据量太大.因此,能否利用一种技术,只传送比较少的数据,在接收端还能够利用这些数据重构原图像呢?

假设 n 阶方阵 \mathbf{A} 表示要传送的原 $n \times n$ 个像素,由矩阵 \mathbf{A} 的奇异值分解可得 $\mathbf{A} = \mathbf{U}\Sigma\mathbf{V}^T$,其中,奇异值按照由大到小的顺序排列.如果从中选择 k 个大奇异值以及与这些奇异值对应的左右奇异向量逼近原图像,就可以使用 $k(2n+1)$ 个数值代替原来的 $n \times n$ 个图像数据.这 $k(2n+1)$ 个选出的新数据是矩阵 \mathbf{A} 的前 k 个奇异值, $n \times n$ 左奇异向量矩阵 \mathbf{U} 的前 k 列元素和 $n \times n$ 右奇异向量矩阵 \mathbf{V} 的前 k 列元素.

比率 $\rho = \frac{n^2}{k(2n+1)}$ 称为图像的压缩比.显然,选出的大奇异值的个数 k 应该满足 $k(2n+1) < n^2$, 即 $k < \frac{n^2}{2n+1}$.因此,在传送图像的过程中,无需传送 $n \times n$ 个原始数据,只需要传送 $k(2n+1)$ 个相关奇异值和奇异向量的数据即可.在接收端,在接收到奇异值 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k$ 以及左奇异向量 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k$ 和右奇异向量 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_k$ 后,即可通过截尾的奇异值分解公式 $\hat{\mathbf{A}} = \sum_{i=1}^k \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T$ 重构出原图像.一个容易理解的事实是,若 k 值偏小,即压缩比 ρ 偏大,则重构的图像的质量有可能不令人满意.反之,过大的 k 值又会导致压缩比过小,降低图像压缩和传送的效率.所以,需要针对各种不同种类的图像,选择合适的压缩比,以兼顾图像传送效率和重构质量.

一、基本概念

1. 三角矩阵的定义

(1) 如果 a_{ii} ($i=1, 2, \dots, n$) 均为正实数, $a_{ij} \in \mathbb{C}$ ($a_{ij} \in \mathbb{R}$) ($i < j, i=1, 2, \dots, n-1; j=i+1,$

$i+2, \dots, n$), 则上三角矩阵 $\mathbf{R} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}$ 称为正线上三角复(实)矩阵. 特别当 $a_{ii}=1$ ($i=1, 2, \dots, n$) 时, \mathbf{R} 称为单位上三角复(实)矩阵.

(2) 如果 a_{ii} ($i=1, 2, \dots, n$) 均为正实数, $a_{ij} \in \mathbb{C}$ ($a_{ij} \in \mathbb{R}$) ($i > j, j=1, 2, \dots, n-1; i=j+1,$

$j+2, \dots, n$), 则下三角矩阵 $\mathbf{L} = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}$ 称为正线下三角复(实)矩阵. 特别当 $a_{ii}=1$ ($i=1, 2, \dots, n$) 时, \mathbf{L} 称为单位下三角复(实)矩阵.

2. 单纯矩阵 若矩阵 \mathbf{A} 的每个特征值的代数重复度与几何重复度相等, 则称 \mathbf{A} 为单纯矩阵.

3. Hermite 矩阵 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 若 $\mathbf{A}^H = \mathbf{A}$, 则称 \mathbf{A} 是 Hermite 矩阵; 若 $\mathbf{A}^H = -\mathbf{A}$, 则称 \mathbf{A} 是反 Hermite 矩阵. 当 \mathbf{A} 为实对称矩阵时, $\mathbf{A}^H = \mathbf{A}^T = \mathbf{A}$, 所以实对称矩阵是 Hermite 矩阵的特殊情形.

4. 正规矩阵 若 n 阶复矩阵 \mathbf{A} 满足 $\mathbf{A}\mathbf{A}^H = \mathbf{A}^H\mathbf{A}$, 则称 \mathbf{A} 为正规矩阵. 当 \mathbf{A} 为 n 阶实矩阵且满足 $\mathbf{A}\mathbf{A}^T = \mathbf{A}^T\mathbf{A}$ 时, 则称 \mathbf{A} 为实正规矩阵.

显然, 对角矩阵、酉矩阵、Hermite 矩阵、反 Hermite 矩阵都是正规矩阵; 正交矩阵、实对称矩阵和实反对称矩阵都是实正规矩阵. 但正规矩阵并不一定是 Hermite 矩阵.

5. 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是 Hermite 矩阵, 对任意非零向量 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^n$, 均有

$$f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X} > 0 \quad (\geq 0),$$

则称二次型 $f(\mathbf{X})$ 是正定(半正定)二次型, 此时称系数矩阵 \mathbf{A} 正定(半正定).

6. 广义正定矩阵 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 若对于任何非零向量 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^n$, 均有

$$\mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X} > 0,$$

则称矩阵 \mathbf{A} 为广义正定矩阵.

7. 奇异值 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}_r^{n \times n}$, $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$ 的特征值为

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_r \geq \lambda_{r+1} = \cdots = \lambda_n = 0,$$

则称 $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$ ($i=1, 2, \dots, r$) 为矩阵 \mathbf{A} 的正奇异值.

8. 西等价 设 $A, B \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 如果存在酉矩阵 $U \in \mathbf{C}^{m \times m}$ 和 $V \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 使得 $A = UBC$, 则称 A 与 B 酉等价.

二、主要结论

1. n 阶非奇异方阵的三角分解的存在性

定理 1 设 $A \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$, 则 A 可唯一地分解为

$$A = U_1 R,$$

其中 U_1 是酉矩阵, R 是正线上三角复矩阵; 或者, A 可唯一地分解为

$$A = L U_2,$$

其中 L 是正线下三角复矩阵, U_2 是酉矩阵.

若矩阵 $A \in \mathbf{R}_n^{n \times n}$, 则可立即得到下面推论.

推论 1 设 $A \in \mathbf{R}_n^{n \times n}$, 则 A 可唯一地分解为

$$A = Q_1 R,$$

其中 Q_1 是正交矩阵, R 是正线上三角实矩阵; 或者, A 可唯一地分解为

$$A = L Q_2,$$

其中 L 是正线下三角实矩阵, Q_2 是正交矩阵.

推论 2 设 A 是实对称正定矩阵, 则存在唯一正线上三角实矩阵 R , 使得

$$A = R^T R.$$

推论 3 设 A 是正定 Hermite 矩阵, 则存在唯一正线上三角复矩阵 R , 使得

$$A = R^H R.$$

定理 2 设 $A \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$, 用 L 表示下三角复矩阵, L^* 为单位下三角复矩阵, R 为上三角复矩阵, R^* 为单位上三角复矩阵, D 为对角矩阵, 则下列命题等价:

(1) A 的各顺序主子式满足 $\Delta_k = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1k} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{k1} & a_{k2} & \cdots & a_{kk} \end{vmatrix} \neq 0 (k = 1, 2, \dots, n);$

(2) A 可唯一地分解为 $A = LR^*$, 并且 L 的主对角线上的元素不为零;

(3) A 可唯一地分解为 $A = L^* DR^*$, 并且 D 的主对角线上的元素不为零;

(4) A 可唯一地分解为 $A = L^* R$, 并且 R 的主对角线上的元素不为零.

2. 任意矩阵的三角分解

定理 3 当 A 是行满秩或列满秩矩阵时, 可得如下结论:

(1) 若 $A \in \mathbf{C}_m^{m \times n}$, 则存在 m 阶正线下三角复矩阵 L 和 n 阶酉矩阵 U , 使得

$$\mathbf{A} = (\mathbf{L} \ \mathbf{0})\mathbf{U}.$$

(2) 若 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_n^{m \times n}$, 则存在 m 阶酉矩阵 \mathbf{U} 和 n 阶正线下三角复矩阵 \mathbf{R} , 使得

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{pmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}.$$

为叙述方便, 我们用 $U_m^{m \times n}$ 表示 m 个两两正交的单位行向量组成的矩阵的集合, 用 $U_n^{m \times n}$ 表示 n 个两两正交的单位列向量组成的矩阵的集合, 于是有下面定理.

定理 4 (1) 若 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_m^{m \times n}$ 则 \mathbf{A} 可唯一地分解为

$$\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{U},$$

其中 \mathbf{L} 是 m 阶正线下三角复矩阵, $\mathbf{U} \in U_m^{m \times n}$;

(2) 若 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_m^{m \times n}$, 则 \mathbf{A} 可唯一地分解为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{R},$$

其中 $\mathbf{U} \in U_m^{m \times n}$, \mathbf{R} 是 n 阶正线上三角复矩阵.

若 \mathbf{A} 既不是行满秩也不是列满秩矩阵, 则可得下面定理.

定理 5 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_r^{m \times n}$ ($r < \min\{m, n\}$), 则存在酉矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbf{C}^{m \times m}$, $\mathbf{V} \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 及 r 阶正线下三角矩阵 \mathbf{L} , 使得

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{pmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{V},$$

或者, 存在酉矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbf{C}^{m \times m}$, $\mathbf{V} \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 及 r 阶正线上三角矩阵 \mathbf{R} , 使得

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{V}.$$

3. 谱分解定理

矩阵的特征值在振动问题和稳定性问题中有着非常重要的作用. 相似矩阵有相同的特征值, 于是人们总希望能找到其中的对角矩阵或 Jordan 标准形矩阵, 即用最简单的形式来表示已知矩阵, 这就是下面的矩阵谱分解.

定理 6 矩阵 \mathbf{A} 的任意特征值的几何重数不大于它的代数重数.

定理 7 \mathbf{A} 是单纯矩阵的充要条件是 \mathbf{A} 与对角矩阵相似.

定理 8 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$ 是单纯矩阵, 则设 \mathbf{A} 可分解为一系列幂等矩阵 \mathbf{A}_i ($i=1, 2, \dots, n$) 的加权和, 即

$$\mathbf{A} = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{A}_i,$$

其中 λ_i ($i=1, 2, \dots, n$) 是 \mathbf{A} 的特征值.

幂等矩阵 \mathbf{A}_i 具有如下性质:

(1) 幂等性 $\mathbf{A}_i^2 = \mathbf{A}_i$;

(2) 分离性 $\mathbf{A}_i \mathbf{A}_j = \mathbf{0}$ ($j \neq i$);



$$(3) \text{ 可加性} \quad \sum_{i=1}^n \mathbf{A}_i = \mathbf{E}_n.$$

定理 9 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$, 它有 k 个相异特征值 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, k)$, 则 \mathbf{A} 是单纯矩阵的充要条件是存在 k 个矩阵 $\mathbf{A}_i (i=1, 2, \dots, k)$, 满足 (1) $\mathbf{A}_i \mathbf{A}_j = \begin{cases} \mathbf{A}_i, & j=i, \\ \mathbf{0}, & j \neq i; \end{cases}$ (2) $\sum_{i=1}^n \mathbf{A}_i = \mathbf{E}_n$ (3) $\mathbf{A} = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{A}_i$.

定理 10 n 阶复矩阵 \mathbf{A} 是正规矩阵的充要条件是 \mathbf{A} 与对角矩阵酉相似, 即存在 n 阶酉矩阵 \mathbf{U} , 使得 $\mathbf{A} = \mathbf{U} \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \mathbf{U}^H$, 其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 \mathbf{A} 的 n 个特征值.

定理 11 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$, 它有 k 个相异特征值 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, k)$, 则 \mathbf{A} 是正规矩阵的充要条件是存在 k 个矩阵 $\mathbf{A}_i (i=1, 2, \dots, k)$ 满足

$$(1) \mathbf{A}_i \mathbf{A}_j = \begin{cases} \mathbf{A}_i, & j=i, \\ \mathbf{0}, & j \neq i; \end{cases}$$

$$(2) \sum_{i=1}^n \mathbf{A}_i = \mathbf{E}_n;$$

$$(3) \mathbf{A} = \sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{A}_i;$$

$$(4) \mathbf{A}_i^H = \mathbf{A}_i (i=1, 2, \dots, k).$$

当矩阵 \mathbf{A} 不能与对角矩阵相似时, 可得下面定理.

定理 12 若 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$, 则 \mathbf{A} 可分解为 $\mathbf{A} = \sum_{i=1}^k (\lambda_i \mathbf{A}_i + \mathbf{B}_i)$, 其中 n 阶矩阵 $\mathbf{A}_i, \mathbf{B}_i (i=1, 2, \dots, k)$ 满足

$$(1) \mathbf{A}_i \mathbf{A}_j = \begin{cases} \mathbf{A}_i, & j=i, \\ \mathbf{0}, & j \neq i; \end{cases}$$

$$(2) \mathbf{B}_i \mathbf{B}_j = \mathbf{0} (j \neq i);$$

$$(3) \sum_{i=1}^n \mathbf{A}_i = \mathbf{E}_n.$$

4. Hermite 矩阵的分解及性质

定理 13 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$ 是 Hermite 矩阵, 则

$$(1) (\mathbf{A}\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) = (\boldsymbol{\alpha}, \mathbf{A}\boldsymbol{\beta}), \forall \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta} \in \mathbf{C}^n;$$

(2) \mathbf{A} 的特征值均为实数;

(3) 属于 \mathbf{A} 的不同特征值的特征向量正交.

定理 14 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$ 是反 Hermite 矩阵, 则 \mathbf{A} 的特征值均为纯虚数.

定理 15 设 $A \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$ 是 Hermite 矩阵, 则下列命题等价:

- (1) A 是正定矩阵;
- (2) A 的特征值全为实数;
- (3) A 与 E 合同;
- (4) A 的顺序主子式全为正.

定理 16 设 $A \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$ 是正定 Hermite 矩阵, 则下列命题等价

- (1) A 的主对角线上的元素均大于零;
- (2) 存在正定 Hermite 矩阵 B , 使得 $A = B^2$;
- (3) A 的任意 k 行和对应的 k 列组成的主子阵式正定的, 即

$$A_{i_1 i_2 \dots i_k} = \begin{pmatrix} a_{i_1 i_1} & a_{i_1 i_2} & \cdots & a_{i_1 i_k} \\ a_{i_2 i_1} & a_{i_2 i_2} & \cdots & a_{i_2 i_k} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{i_k i_1} & a_{i_k i_2} & \cdots & a_{i_k i_k} \end{pmatrix}, \quad 1 \leq i_1 < i_2 < \cdots < i_k \leq n$$

是正定矩阵;

(4) 设 A 的对角线上的元素为 a_{ii} ($i=1, 2, \dots, n$), 则有 $\det A \leq \prod_{i=1}^n a_{ii}$, 等号成立当且仅当 A 是对角矩阵.

定理 17 设 $A \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$ 是正定 Hermite 矩阵, 则下列命题等价:

- (1) A 是半正定矩阵;
- (2) A 的特征值非负;
- (3) A 与 $\begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}$ 合同, 其中 $r = \text{rank}(A)$;

(4) A 的顺序主子式均非负, 即 $\det(A_{i_1 i_2 \dots i_k}) \geq 0$ ($1 \leq i_1 < i_2 < \cdots < i_k \leq n, k=1, 2, \dots, n$).

定理 18 设 $A \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$ 是正定 Hermite 矩阵, 则 A 可分解为

$$A = (\tilde{L}D^{\frac{1}{2}})(\tilde{L}D^{\frac{1}{2}})^H = LL^H,$$

其中 $L = \tilde{L}D^{\frac{1}{2}}$, \tilde{L} 是单位下三角矩阵, 对角矩阵 $D^{\frac{1}{2}}$ 可表示为

$$D^{\frac{1}{2}} = \text{diag}\left(\sqrt{\Delta_1}, \sqrt{\frac{\Delta_2}{\Delta_1}}, \dots, \sqrt{\frac{\Delta_n}{\Delta_{n-1}}}\right),$$

这里 Δ_k ($k=1, 2, \dots, n$) 是 A 的 k 阶顺序主子式.

把长方形矩阵 A 分解为两个与 A 同秩的因子的乘积, 进而讨论不同分解之间的关系, 这一方法在处理广义逆矩阵的问题中起着非常重要的作用.

定理 19(最大秩分解定理) 设 $A \in \mathbf{C}_r^{m \times n}$, 则存在矩阵 $B \in \mathbf{C}_r^{m \times r}, D \in \mathbf{C}_r^{r \times n}$, 使得 $A = BD$.

定理 20 设 $A \in \mathbf{C}_r^{m \times n}$, 且 $A = B_1 D_1 = B_2 D_2$ 均为 A 的最大秩分解, 则

- (1) 存在 r 阶可逆矩阵 Q , 使得 $\mathbf{B}_1 = \mathbf{B}_2 Q, \mathbf{D}_1 = Q^{-1} \mathbf{D}_2$;
- (2) $\mathbf{D}_1^H (\mathbf{D}_1 \mathbf{D}_1^H) (\mathbf{B}_1^H \mathbf{B}_1)^{-1} \mathbf{B}_1^H = \mathbf{D}_2^H (\mathbf{D}_2 \mathbf{D}_2^H) (\mathbf{B}_2^H \mathbf{B}_2)^{-1} \mathbf{B}_2^H$.

5. 矩阵的奇异值分解

矩阵的奇异值分解是现代矩阵理论研究的一项非常重要的内容, 在线性动态系统的识别、实验数据的处理、古典控制理论中的频率测算等方面都有极为广泛的应用.

定理 21 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

- (1) $\text{rank}(A) = \text{rank}(A^H A) = \text{rank}(AA^H)$;
- (2) $A^H A, AA^H$ 的特征值均为非负实数;
- (3) $A^H A$ 与 AA^H 的非零特征值相同.

定理 22 若 A 与 B 酉等价, 则 A 与 B 有相同的正奇异值.

注 矩阵 A 的奇异值还有下列结果, 有兴趣的读者不妨加以证明.

定理 23 矩阵 A^H 与矩阵 A 有相同的非零奇异值; 若矩阵 A 为可逆矩阵, 则 A^{-1} 的奇异值与 A 的奇异值互为倒数; 若 A 为正定矩阵, 则 A 的奇异值与 A 的特征值相同.

三、典型例题

例 1 用 Schmidt 正交化方法求矩阵 A 的分解, 其中

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

解 令 $\alpha_1 = (0, 1, 1)^T, \alpha_2 = (1, 1, 0)^T, \alpha_3 = (1, 0, 1)^T$, 由 Schmidt 正交化方法得

$$\beta_1 = (0, 1, 1)^T = \alpha_1, \quad |\beta_1| = \sqrt{2}, \quad \xi_1 = \frac{1}{\sqrt{2}}(0, 1, 1)^T,$$

$$\beta_2 = \alpha_2 - (\alpha_2, \xi_1) \xi_1 = \left(1, \frac{1}{2}, -\frac{1}{2}\right)^T, \quad (\alpha_2, \xi_1) = \frac{1}{\sqrt{2}}, \quad |\beta_2| = \frac{\sqrt{6}}{2},$$

$$\xi_2 = \frac{1}{\sqrt{6}}(2, 1, -1)^T, \quad (\xi_1, \alpha_3) = \frac{1}{\sqrt{2}}, \quad (\xi_2, \alpha_3) = \frac{1}{\sqrt{6}},$$

$$\beta_3 = \alpha_3 - (\alpha_3, \xi_1) \xi_1 - (\alpha_3, \xi_2) \xi_2 = \left(\frac{2}{3}, -\frac{2}{3}, \frac{2}{3}\right)^T,$$

$$|\beta_3| = \frac{2}{\sqrt{3}}, \quad \xi_3 = \frac{1}{\sqrt{3}}(1, -1, 1)^T.$$

于是

$$Q = (\xi_1, \xi_2, \xi_3) = \begin{pmatrix} 0 & \frac{2}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix}, \quad R = \begin{pmatrix} \sqrt{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & \frac{\sqrt{6}}{2} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 0 & 0 & \frac{2}{\sqrt{3}} \end{pmatrix},$$

可得

$$A = QR.$$

例 2 设 $A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & 0 \end{pmatrix}$, 求 A 的奇异值分解.

解 (1) 计算 $A^T A$ 及 A 的奇异值 σ_i , 由

$$A^T A = \begin{bmatrix} 5 & 2 & 0 \\ 2 & 4 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$|\lambda E - A^T A| = \lambda(\lambda - 3)(\lambda - 7)$, 故 $A^T A$ 的特征值为 $7, 3, 0$, A 的正奇异值为 $\sigma_1 = \sqrt{7}, \sigma_2 = 3$.

(2) 求 $A^T A$ 的 3 个标准正交特征向量. 对于 $\lambda_1 = 7$, 求得

$$\alpha_1 = (3, 2, 1)^T, \quad \epsilon_1 = \frac{1}{\sqrt{14}}(3, 2, 1)^T,$$

由 $\lambda_1 = 3$, 求得

$$\alpha_2 = (1, -2, 1)^T, \quad \epsilon_2 = \frac{1}{\sqrt{6}}(1, -2, 1)^T,$$

由 $\lambda_1 = 0$, 求得

$$\alpha_3 = (2, -1, -4)^T, \quad \epsilon_3 = \frac{1}{\sqrt{21}}(2, -1, -4)^T,$$

于是可得酉矩阵,

$$V_1 = (\epsilon_1, \epsilon_2).$$

计算得到

$$U_1 = AV_1 \Sigma^{-1} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{3}{\sqrt{14}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{2}{\sqrt{14}} & -\frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{14}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{7}} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix}.$$

令 $U = U_1, V = (\epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3)$, 则有

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{pmatrix} \sqrt{7} & & \\ & \sqrt{3} & \\ & & 0 \end{pmatrix} \mathbf{V}^H.$$

例 3 求矩阵 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ 的奇异值分解.

解 $\mathbf{B} = \mathbf{A}^T \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$ 的特征值对应的特征向量依次为

$$\xi_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{pmatrix}, \quad \xi_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \xi_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix}.$$

于是可得

$$\text{rank } \mathbf{A} = 2, \quad \Sigma = \begin{pmatrix} \sqrt{3} & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$

且有正交矩阵

$$\mathbf{V} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix}.$$

计算得到

$$\mathbf{U}_1 = \mathbf{A} \mathbf{V}_1 \Sigma^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{U}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{U} = (\mathbf{U}_1 \mathbf{U}_2) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

则 \mathbf{A} 的奇异值分解为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{pmatrix} \sqrt{3} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{V}^T.$$

总结 \mathbf{A} 的奇异值分解的步骤如下：

(1) 计算 $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$, 求 $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$ 的 n 个特征值 λ_i 及 \mathbf{A} 的正奇异值 $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}, i=1, 2, \dots, r$.

(2) 求 $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$ 的 n 个特征向量, 并用正交化方法化为标准正交向量 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$, 它们构成酉矩阵

$$\mathbf{V} = (\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_r, \epsilon_{r+1}, \dots, \epsilon_n).$$

(3) 取 $\mathbf{V}_1 = (\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_r)$, $\Sigma_1 = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, 并计算

$$\mathbf{U}_1 = \mathbf{A} \mathbf{V}_1 \Sigma_1^{-1} (\mathbf{U}_1 \text{ 的 } r \text{ 个列正交}).$$

(4) 在 \mathbf{C}^m 中, 取与 \mathbf{U}_1 的列向量正交的 $m-r$ 个标准正交向量组成 \mathbf{U}_2 , 使得 $(\mathbf{U}_1 \mathbf{U}_2) = \mathbf{U}$ 为酉矩阵, 从而求得 \mathbf{U} , 则

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{pmatrix} \Sigma_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{V}^T.$$

例 4 设 \mathbf{A} 是 n 阶可逆实矩阵, 则 \mathbf{A} 可表示成一个正交矩阵 \mathbf{Q} 与正定矩阵 \mathbf{S} 的乘积, 即 $\mathbf{A} = \mathbf{QS}$.

证 构造矩阵 $\mathbf{B} = \mathbf{A}^T \mathbf{A}$, 因为 \mathbf{A} 是可逆的, 则 \mathbf{B} 为实对称矩阵, 由本章习题 5 的证明过程可知, 存在一个 n 阶方阵 \mathbf{S} , 使得

$$\mathbf{B} = \mathbf{S}^2,$$

其中 \mathbf{S} 为对称正定矩阵. 令 \mathbf{Q} 为 n 阶正交矩阵, 即 $\mathbf{Q}^T \mathbf{Q} = \mathbf{E}$, 则有

$$\mathbf{B} = \mathbf{S}^2 = \mathbf{S} \mathbf{S}^T = \mathbf{S} \mathbf{Q}^T \mathbf{Q} \mathbf{S} = (\mathbf{S} \mathbf{Q}^T)(\mathbf{Q} \mathbf{S}) = (\mathbf{Q} \mathbf{S})^T (\mathbf{Q} \mathbf{S}),$$

故 $\mathbf{A} = \mathbf{QS}$, 其中 \mathbf{Q} 为 n 阶正交矩阵, \mathbf{S} 为 n 阶对称正定矩阵.

例 5 若 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 是任意两个 $m \times n$ 矩阵, 则 $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{B}^H \mathbf{B}$ 当且仅当存在一个 $m \times n$ 酉矩阵 \mathbf{Q} , 使得

$$\mathbf{Q} \mathbf{A} = \mathbf{B}.$$

证 充分性. 若存在酉矩阵 \mathbf{Q} , 使得 $\mathbf{Q} \mathbf{A} = \mathbf{B}$, 则 $\mathbf{B}^H \mathbf{B} = \mathbf{A}^H \mathbf{Q}^H \mathbf{Q} \mathbf{A} = \mathbf{A}^H \mathbf{A}$.

必要性. 令 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的奇异值分解分别为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}_A \Sigma_A \mathbf{V}_A^H, \quad \mathbf{B} = \mathbf{U}_B \Sigma_B \mathbf{V}_B^H,$$

上式中的 \mathbf{U}_A 和 \mathbf{U}_B 均为 $m \times m$ 酉矩阵, \mathbf{V}_A 和 \mathbf{V}_B 均为 $n \times n$ 酉矩阵, 而 $m \times n$ 矩阵 Σ_A 和 Σ_B 分别包含了矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的非负奇异值. 由于

$$\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{V}_A \Sigma_A^H \Sigma_A \mathbf{V}_A^H, \quad \mathbf{B}^H \mathbf{B} = \mathbf{V}_B \Sigma_B^H \Sigma_B \mathbf{V}_B^H.$$

若 $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{B}^H \mathbf{B}$, 则有 $\mathbf{V}_A = \mathbf{V}_B$ 和 $\Sigma_A = \Sigma_B$. 定义矩阵 $\mathbf{Q} = \mathbf{U}_B \mathbf{U}_A^H$, 易知

$$\mathbf{Q} \mathbf{A} = \mathbf{U}_B \mathbf{U}_A^H \mathbf{A} = \mathbf{U}_B \mathbf{U}_A^H \mathbf{U}_A \Sigma_A \mathbf{V}_A^H = \mathbf{U}_B \Sigma_B \mathbf{V}_B^H = \mathbf{B}.$$

例 6 设 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{n \times n}$, $\lambda_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为 \mathbf{A} 的特征值, 若 $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 = \sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2$,

证明 \mathbf{A} 是正规矩阵.

$$\text{证 } \mathbf{U}^H \mathbf{A} \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & t_{12} & \cdots & t_{1n} \\ & \lambda_2 & \cdots & t_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{U}^H \mathbf{A}^H \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \bar{\lambda}_1 & & & \\ \bar{t}_{12} & \bar{\lambda}_2 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \bar{t}_{1n} & \bar{t}_{2n} & \cdots & \bar{\lambda}_n \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{U}^H \mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \lambda_1 \bar{\lambda}_1 & * & \cdots & * \\ * & |\lambda_2|^2 + |t_{12}|^2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & * \\ * & \cdots & * & |\lambda_n|^2 + \sum_{i=1}^n |t_{1i}|^2 \end{bmatrix},$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 &= \text{tr}(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) = \text{tr}(\mathbf{U}^H \mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{U}) \\ &= \sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |t_{ij}|^2 (i > j \text{ 时}, t_{ij} = 0). \end{aligned}$$

由题设 $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 = \sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2$, 可得 $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |t_{ij}|^2 = 0$ ($i > j$ 时, $t_{ij} = 0$), 从而有

$$\mathbf{U}^H \mathbf{A} \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix},$$

所以 \mathbf{A} 可以与对角矩阵相似, 因而 \mathbf{A} 是正规矩阵.

例 7 设 \mathbf{A} 是正规矩阵, 证明:

- (1) \mathbf{A} 的特征向量也是 \mathbf{A}^H 的特征向量;
- (2) $\forall \mathbf{X} \in \mathbb{C}^m, \mathbf{AX}$ 与 $\mathbf{A}^H \mathbf{X}$ 的长度相等.

证 (1) \mathbf{A} 为正规矩阵, 则有酉矩阵, 使得

$$\mathbf{U}^H \mathbf{A} \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{U}^H \mathbf{A}^H \mathbf{U} = \begin{bmatrix} \bar{\lambda}_1 & & & \\ \bar{\lambda}_2 & & & \\ & \ddots & & \\ & & & \bar{\lambda}_n \end{bmatrix},$$

其中 $\mathbf{U} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 为 \mathbf{A} 的特征向量, 由上两式可知

$$\mathbf{A}\alpha_i = \lambda_i \alpha_i, \quad \mathbf{A}^H \alpha_i = \bar{\lambda}_i \alpha_i,$$

故 \mathbf{A} 和 \mathbf{A}^H 有相同的特征向量.

(2) 由 $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{A} \mathbf{A}^H$, 得

$$|\mathbf{A}^H \mathbf{X}|^2 = (\mathbf{A}^H \mathbf{X})^H (\mathbf{A}^H \mathbf{X}) = \mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{A}^H \mathbf{X} = \mathbf{X}^H \mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{X} = (\mathbf{AX})^H (\mathbf{AX}) = |\mathbf{AX}|^2.$$

所以

$$|\mathbf{A}^H \mathbf{X}| = |\mathbf{A} \mathbf{X}|.$$

例 8 设 \mathbf{A} 为正规矩阵, 则 \mathbf{A} 的谱分解式有

$$\mathbf{A} = \lambda_1 \mathbf{U}_1 \mathbf{U}_1^H + \lambda_2 \mathbf{U}_2 \mathbf{U}_2^H + \cdots + \lambda_n \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H,$$

其中 $\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_n$ 是 \mathbf{A} 的 n 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 对应的标准正交特征向量.

证 \mathbf{A} 是正规矩阵, 则存在酉矩阵 \mathbf{U} , 使得

$$\mathbf{U}^H \mathbf{A} \mathbf{U} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix} \mathbf{U}^H.$$

把 \mathbf{U} 列分块为 $\mathbf{U} = (\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{U}_n)$, 则

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= (\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{U}_n) \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{U}_1^H \\ \mathbf{U}_2^H \\ \vdots \\ \mathbf{U}_n^H \end{pmatrix} \\ &= \lambda_1 \mathbf{U}_1 \mathbf{U}_1^H + \lambda_2 \mathbf{U}_2 \mathbf{U}_2^H + \cdots + \lambda_n \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H. \end{aligned}$$

例 9 设 Hermite 矩阵 \mathbf{A} 非负定, 证明: 存在一个三角矩阵 \mathbf{T} , 使得 $\mathbf{A} = \mathbf{T} \mathbf{T}^H$.

证 由于 Hermite 矩阵为正规矩阵, 由定理 10 知

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \operatorname{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \mathbf{U}^H.$$

令 $\mathbf{P} = \operatorname{diag}(\sqrt{\lambda_1}, \sqrt{\lambda_2}, \dots, \sqrt{\lambda_n}) \mathbf{U}^H$, 则有 $\mathbf{A} = \mathbf{P}^H \mathbf{P}$. 由定理 1 知

$$\mathbf{P} = \mathbf{U} \mathbf{R},$$

其中 \mathbf{U} 是酉矩阵, \mathbf{R} 是上三角复矩阵, 所以

$$\mathbf{A} = (\mathbf{U} \mathbf{R})^H \mathbf{U} \mathbf{R} = \mathbf{R}^H \mathbf{R}.$$

令 $\mathbf{T} = \mathbf{R}^H$, 则可得 $\mathbf{A} = \mathbf{T} \mathbf{T}^H$.

例 10 试证: 如果 \mathbf{A} 为 n 阶正规矩阵, 且 $\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}, \mathbf{A}\mathbf{y} = \mu\mathbf{y}$, 其中 $\lambda \neq \mu$, 则 \mathbf{x} 与 \mathbf{y} 正交.

证 \mathbf{A} 为 n 阶正规矩阵 $\Rightarrow \mathbf{A} = \mathbf{U}^H \Lambda \mathbf{U} \Rightarrow$

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \Rightarrow \mathbf{U}^H \Lambda \mathbf{U}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \Rightarrow \Lambda \mathbf{U}\mathbf{x} = \lambda \mathbf{U}\mathbf{x} \xrightarrow{\mathbf{x}' = \mathbf{U}\mathbf{x}} \Lambda \mathbf{x}' = \lambda \mathbf{x}'.$$

设 $\mathbf{x}' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_n)^T \Rightarrow \lambda_i \neq \lambda$ 时, $x'_i = 0$,

$$\mathbf{A}\mathbf{y} = \mu\mathbf{y} \Rightarrow \mathbf{U}^H \Lambda \mathbf{U}\mathbf{y} = \mu\mathbf{y} \Rightarrow \Lambda \mathbf{U}\mathbf{y} = \mu \mathbf{U}\mathbf{y} \xrightarrow{\mathbf{y}' = \mathbf{U}\mathbf{y}} \Lambda \mathbf{y}' = \mu \mathbf{y}'.$$

设 $\mathbf{y}' = (y'_1, y'_2, \dots, y'_n)^T \Rightarrow \mu_i \neq \mu$ 时, $y'_i = 0$,

$$\lambda \neq \mu \Rightarrow (\mathbf{x}', \mathbf{y}') = 0.$$

故

$$0 = (\mathbf{x}', \mathbf{y}') = (\mathbf{U}\mathbf{x})^H \mathbf{U}\mathbf{y} = \mathbf{x}^H \mathbf{U}^H \mathbf{U}\mathbf{y} = \mathbf{x}^H \mathbf{y} = (\mathbf{x}, \mathbf{y}).$$

四、习题解答

1. 求矩阵

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 4 & 1 \end{pmatrix}$$

的谱分解.

解 (1) 求特征值 $|\lambda\mathbf{E}-\mathbf{A}|=(\lambda_1-3)(\lambda_2+1)=0$, 所以特征值为 $\lambda_1=3, \lambda_2=-1$.

(2) 求特征向量 $\lambda_1=3$ 对应的特征向量为 $\mathbf{p}_1=(1, 2)^T$; $\lambda_2=-1$ 对应的特征向量为 $\mathbf{p}_2=(1, -2)^T$.

(3) 谱分解 令 $\mathbf{P}=(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2)=\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & -2 \end{pmatrix}$, 则 $\mathbf{P}^{-1}=\begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{4} \end{pmatrix}=\begin{pmatrix} \boldsymbol{\omega}_1^T \\ \boldsymbol{\omega}_2^T \end{pmatrix}$. 令 $\mathbf{A}_1=\mathbf{p}_1 \boldsymbol{\omega}_1^T=\begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \\ 1 & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$, $\mathbf{A}_2=\mathbf{p}_2 \boldsymbol{\omega}_2^T=\begin{pmatrix} \frac{1}{2} & -\frac{1}{4} \\ -1 & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$, 则谱分解式为 $\mathbf{A}=3\mathbf{A}_1-\mathbf{A}_2$.

2. 求单纯矩阵

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} -29 & 6 & 18 \\ -20 & 5 & 12 \\ -40 & 8 & 25 \end{pmatrix}$$

的谱分解式.

解 提示: 先求出矩阵 \mathbf{A} 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 及其相应特征向量, 并对特征向量进行单位正化, 再根据特征向量构造矩阵 \mathbf{P} , 使得 $\mathbf{A}=\mathbf{P}\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)\mathbf{P}^{-1}$, 最后根据 \mathbf{P} 和 \mathbf{P}^{-1} 的行和列可写出 \mathbf{A} 的谱分解式.

3. 设 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, n)$ 是正规矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的特征值, 证明: $|\lambda_i|^2 (i=1, 2, \dots, n)$ 是 $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 与 \mathbf{AA}^H 的特征值.

证 根据题设 \mathbf{A} 酉相似与对角矩阵, 即

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)\mathbf{U}^H,$$

其中 \mathbf{U} 为酉矩阵, 则

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^H\mathbf{A} &= (\mathbf{U}\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)\mathbf{U}^H)^H(\mathbf{U}\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)\mathbf{U}^H) \\ &= \mathbf{U}\text{diag}(|\lambda_1|^2, |\lambda_2|^2, \dots, |\lambda_n|^2)\mathbf{U}^H, \end{aligned}$$

即 $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 的特征值为 $|\lambda_i|^2 (i=1, 2, \dots, n)$, 同理可证 $|\lambda_i|^2 (i=1, 2, \dots, n)$ 也是 \mathbf{AA}^H 的特征值.

4. 设 A 是 $n \times n$ 的实对称矩阵, 并且 $A^2 = \mathbf{0}$, 问能用几种方法证明 $A = \mathbf{0}$.

证 法 1 设 λ 是矩阵 A 的一个特征值, x 是对应于 λ 的一个非零特征向量, 即 $Ax = \lambda x$, $A^2 x = \lambda^2 x = \mathbf{0}$, 则 $\lambda^2 = 0$, 即 $\lambda = 0$, 所以矩阵 A 的特征值全为零, 又 A 酉相似于对角矩阵 $\text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, 所以 $A = \mathbf{0}$.

法 2 设 $A \neq \mathbf{0}$, 则 $A^2 = A^H A \neq \mathbf{0}$, 与题设矛盾, 所以结论成立.

5. 试证: 对于每一个实对称矩阵 A , 都存在一个 n 阶方阵 S , 使 $A = S^3$.

证 矩阵 A 是一个对称矩阵, 则 A 酉相似于一个对角矩阵, 即

$$A = U \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) U^H.$$

令 $D = \text{diag}(\lambda_1^{\frac{1}{3}}, \lambda_2^{\frac{1}{3}}, \dots, \lambda_n^{\frac{1}{3}})$, 则 $D^3 = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$. 又由 $A = U D^3 U^H = (U D U^H)(U D U^H)$, 令 $S = U D U^H$, 则 $A = S^3$.

6. 证明: 一个正规矩阵若是三角矩阵, 则它一定是对角矩阵.

证 由 $A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & a_{nn} \end{pmatrix}$ 为正规矩阵, 必有 $A A^T = A^T A$ 成立, 又

$$A A^T = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n a_{1j}^2 & * & \cdots & * \\ * & \sum_{j=2}^n a_{2j}^2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & * \\ * & \cdots & * & a_{nn}^2 \end{pmatrix},$$

$$A^T A = \begin{pmatrix} a_{11}^2 & * & \cdots & * \\ * & \sum_{i=1}^2 a_{i2}^2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & * \\ * & \cdots & * & \sum_{i=1}^n a_{in}^2 \end{pmatrix},$$

推得 $a_{ij} = 0$, $\forall i \neq j, i, j \in \mathbb{N}$.

7. 证明: 正规矩阵 A 是幂零阵 ($A^2 = \mathbf{0}$) 的充要条件是 $A = \mathbf{0}$.

证 充分性. 若 $A = \mathbf{0}$, 则结论显然.

必要性. 若 $A^2 = \mathbf{0}$, 由题设矩阵 A 是正规矩阵, 则 A 酉相似于一个对角矩阵, 即

$$A = U \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) U^H,$$

$$A^2 = U \text{diag}(\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_n^2) U^H = \mathbf{0},$$

即

$$\text{diag}(\lambda_1^2, \lambda_2^2, \dots, \lambda_n^2) = \mathbf{0}.$$

所以

$$\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_n = 0,$$

即 $\mathbf{A} = \mathbf{0}$. 结论成立.

8. 求矩阵 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 3 & -2 & -4 \\ -2 & 6 & -2 \\ -4 & -2 & 3 \end{pmatrix}$ 的谱分解式, 并给出 \mathbf{A}^n 的表达式.

解 先求矩阵 \mathbf{A} 的特征值. 由 $\det(\lambda\mathbf{E} - \mathbf{A}) = (\lambda + 2)(\lambda - 7)^2$, 得矩阵 \mathbf{A} 的特征值为 $\lambda_1 = -2, \lambda_{2,3} = 7$, 对应的特征向量分别为

$$\mathbf{u}_1 = \left(\frac{2}{3}, -\frac{1}{3}, -\frac{2}{3} \right)^T,$$

$$\mathbf{u}_2 = (-0.5758, 0.7982, 0.1767)^T,$$

$$\mathbf{u}_3 = (0.4732, 0.5017, -0.7241)^T,$$

令 $\mathbf{U} = (\mathbf{u}_1 \quad \mathbf{u}_2 \quad \mathbf{u}_3) \mathbf{U}^H = \begin{pmatrix} \mathbf{v}_1^T \\ \mathbf{v}_2^T \\ \mathbf{v}_3^T \end{pmatrix}$, $\mathbf{A}_1 = \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^T, \mathbf{A}_2 = \mathbf{u}_2 \mathbf{v}_2^T, \mathbf{A}_3 = \mathbf{u}_3 \mathbf{v}_3^T$, 则 \mathbf{A} 的谱分解为 $\mathbf{A} = -2\mathbf{A}_1 + 7\mathbf{A}_2 + 7\mathbf{A}_3$. 所以 $\mathbf{A}^n = (-2)^n \mathbf{A}_1 + 7^n \mathbf{A}_2 + 7^n \mathbf{A}_3$.

9. 证明: 如果一个实对称矩阵 \mathbf{A} 的主对角元都大于零, 则 \mathbf{A} 至少有一个正的特征值.

证 设矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 由于矩阵 \mathbf{A} 是对称矩阵, 则其特征值 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, n)$ 都是实数, 根据矩阵特征值与矩阵迹的关系, 可得

$$0 < a_{11} + a_{22} + \dots + a_{nn} = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n,$$

所以矩阵 \mathbf{A} 至少有一个正的特征值.

10. 求下列矩阵的最大秩分解式.

$$(1) \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & 1 \end{pmatrix},$$

$$(2) \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 6 \\ 2 & 4 & 6 & 12 \\ 1 & 2 & 3 & 6 \\ 2 & 4 & 6 & 12 \end{pmatrix}.$$

解 (1) 对矩阵 \mathbf{A} 实行行初等变换, 得

$$\mathbf{A} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

取

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \\ 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{D} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & -1 \end{pmatrix},$$

则 $\mathbf{A} = \mathbf{BD}$ 就是矩阵 \mathbf{A} 的最大秩分解.

(2) 同理对矩阵 \mathbf{A} 进行初等变换, 可得

$$\mathbf{A} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 6 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

取

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \\ 2 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{D} = (1 \ 2 \ 3 \ 6),$$

则 $\mathbf{A} = \mathbf{BD}$ 就是矩阵 \mathbf{A} 的最大秩分解.

11. 设矩阵为

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} -1 & i & 0 \\ -i & 0 & -i \\ 0 & i & -1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 0 & i & 1 \\ -i & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

试问: \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 是正规矩阵吗? 若是, 通过酉变换把它们化成相似对角矩阵.

解 由于

$$\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \mathbf{A} \mathbf{A}^H = \begin{pmatrix} 2 & -i & 1 \\ i & 2 & i \\ 1 & -i & -1 \end{pmatrix},$$

所以矩阵 \mathbf{A} 是正规矩阵.

矩阵 \mathbf{A} 的特征值为 $-2, -1, 1$, 其对应的特征向量构成的矩阵为

$$\mathbf{U} = \begin{pmatrix} -0.5774 & -0.7071 & 0.4082 \\ -0.5774i & 0 & -0.8165i \\ -0.5774 & 0.7071 & 0.4082 \end{pmatrix},$$

则酉变换为

$$\mathbf{U}^H \mathbf{A} \mathbf{U} = \text{diag}(-2, -1, 1).$$

12. 设矩阵 \mathbf{A} 的最大秩分解为 $\mathbf{A} = \mathbf{BC}$, 证明:

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{0} \Leftrightarrow \mathbf{Cx} = \mathbf{0}$$

证 充分性显然.

必要性用反证法. 如果存在向量 x , 使得 $Ax=0$, 但 $Cx \neq 0$, 令 $y=Cx$, 则 $y \neq 0$. 由于 $A=BC$ 是矩阵 A 的最大秩分解, 则矩阵 B 的列向量是线性无关的, 如果 $y \neq 0$, 则 $By \neq 0$, 从而 $BCx \neq 0$, 与题设矛盾, 所以 $Cx=0$.

13. 若 $A=(a_{ij})$ 是 n 阶正定矩阵, 则有

$$\det(A) \leq a_{11}a_{22}\cdots a_{nn},$$

当且仅当 A 为对角矩阵时等式才成立(这就是 Hadamard 不等式).

证 记 $d_i=a_{ii}^{-\frac{1}{2}}, i=1, 2, \dots, n$, 并设 $D=\text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n)$. 于是证明 $\det(A) \leq a_{11}a_{22}\cdots a_{nn}$ 等价于证明 $\det(DAD) \leq 1$. 由 DAD 的构造知, 其对角元素都为 1. 令 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 为 DAD 的全部特征值, 则有

$$\det(DAD) = \prod_{i=1}^n \lambda_i \leq \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i\right)^n = \left(\frac{1}{n} \text{tr}(DAD)\right)^n = 1.$$

上式利用的算术-几何均值不等式的等号成立当且仅当所有的 $\lambda_i=1$. 因为 A 是正定矩阵, 可以对角化, 所以这种情况出现当且仅当 A 为对角矩阵.

14. 设 $A, B \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 均为正定的 Hermite 矩阵, 则 AB 为正定的 Hermite 矩阵的充要条件是 $AB=BA$.

证 必要性. 设 AB 为正定的 Hermite 矩阵, 根据定义有 $(AB)^H=AB$, 即 $B^H A^H=AB$, 同时有 $A^H=A, B^H=B$, 所以 $AB=BA$.

充分性. 设 $AB=BA$, 则 $(AB)^H=B^H A^H=BA=AB$, 于是矩阵 AB 是 Hermite 矩阵. 由于矩阵 A 是正定 Hermite 矩阵, 故存在一个正定的 Hermite 矩阵 S , 使得 $A=S^2$, 则有 $AB=S^2B$. 对矩阵 AB 施行相似变换得 $S^{-1}(AB)S=SBS=S^HBS$, 则矩阵 AB 与矩阵 S^HBS 有相同的特征值, 且 S^HBS 是 Hermite 矩阵.

对 $\forall x \neq 0$, 可得 $x^H S^H B S x = (Sx)^H B (Sx) > 0$, 即 $S^H B S$ 是正定的 Hermite 矩阵, 所以其所有的特征值为正, 从而矩阵 AB 所有的特征值为正, 即矩阵 AB 为正定的 Hermite 矩阵.

第

四 章

特征值的估计与摄动

在工程技术中，涉及某个振动系统的长期稳定性微分方程的求解问题时，往往需要证明一个矩阵的所有特征值都位于左半平面内；在统计学或数值分析中，往往需要证明矩阵是正定的；在线性代数方程组迭代求解的收敛性分析中，需要估计一个矩阵的谱半径是否小于1，从而判定迭代法是否收敛以及收敛的速度快慢等，这些都需要矩阵特征值的估计。

从实际问题得到的矩阵 A 的元素往往带有一定的误差，由误差得到的摄动矩阵有时候对问题的影响是微乎其微的，但有时候却导致矩阵是病态的，结果严重失真，从而需要对矩阵特征值做摄动分析。

本章针对以上两个问题展开讨论。

一、基本概念

定义 1 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ ，称

$$S_i = \{z \in \mathbf{C} : |z - a_{ii}| \leq R_i\}$$

为矩阵 A 在复平面上的第 i 个 Gershgorin 圆(盖尔圆)，其中

$$R_i = R_i(A) = \sum_{j \neq i} |a_{ij}|, i = 1, 2, \dots, n$$

称为 S_i 的半径。

定义 2 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ ，若

$$|a_{ii}| \geq R_i(A), \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

则称 A 为行对角占优矩阵；若 A^T 为行对角占优矩阵，则称 A 为列对角占优矩阵；若 A 为行列对角占优矩阵。若式中均为严格不等式，则称 A 为相应的严格对角占优矩阵。

定义 3 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 为 Hermite 矩阵， $x \in \mathbf{C}^n$ ，称

$$R(x) = \frac{x^H A x}{x^H x}, \quad x \neq 0$$

为 A 的 Rayleigh 商。

Hermite 矩阵有很多好的性质，在实际应用中经常遇到。

二、主要结论

定理 1 (Schur) 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则

$$\sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2 \leq \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 = \|A\|_F^2,$$

且等号成立当且仅当 A 为正规矩阵.

Schur 不等式在理论上极为重要, 很多学者在此基础之上给出了更多的新结果.

设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 记

$$B = (b_{ij}) = (A + A^H)/2, \quad C = (c_{ij}) = (A - A^H)/2,$$

显然 B, C 分别为 Hermite 和反 Hermite 矩阵.

以下若无特别说明, 总假设 A, B, C 的特征值集合分别为 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}, \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}, \{i\gamma_1, i\gamma_2, \dots, i\gamma_n\}$, 且满足

$$\begin{aligned} |\lambda_1| &\geq |\lambda_2| \geq \cdots \geq |\lambda_n|, \\ \mu_1 &\geq \mu_2 \geq \cdots \geq \mu_n, \\ \gamma_1 &\geq \gamma_2 \geq \cdots \geq \gamma_n. \end{aligned}$$

定理 2 (Hirsch) 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则

$$\begin{aligned} |\lambda_i| &\leq n \max_{i,j} |a_{ij}|, \\ |\operatorname{Re}(\lambda_i)| &\leq n \max_{i,j} |b_{ij}|, \\ |\operatorname{Im} \lambda_i| &\leq n \max_{i,j} |c_{ij}|. \end{aligned}$$

定理 3 (Bendixson) 设 A 为 n 阶实矩阵, 则 A 的任一特征值 λ_i 满足

$$|\operatorname{Im} \lambda_i| \leq \sqrt{\frac{n(n-1)}{2}} \max_{i,j} |c_{ij}|.$$

定理 4 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $B, C, \lambda_i, \mu_i, \gamma_i$ 定义同上, 则有

$$\begin{aligned} \mu_n &\leq \operatorname{Re}(\lambda_i) \leq \mu_1, \\ \gamma_n &\leq \operatorname{Im}(\lambda_i) \leq \gamma_1. \end{aligned}$$

定理 5 (Browne) 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 奇异值为 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_n$, 则有

$$\sigma_n \leq |\lambda_i| \leq \sigma_1, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

定理 6 (Hadamard 不等式) 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则有

$$\prod_{i=1}^n |\lambda_i(A)| = |\det A| \leq \left[\prod_{j=1}^n \sum_{i=1}^n |a_{ij}|^2 \right]^{\frac{1}{2}},$$

且等号成立的充要条件或是 A 的某一列全为零元, 或 $(a^i, a^j) = 0 (i \neq j)$, 这里 a^i 表示 A 的第 i 列.

下面给出利用矩阵的元素来确定 A 的特征值分布区域的几个定理, 其中包括著名的 Gershgorin 圆盘定理.

定理 7 (Gershgorin 圆盘定理 1) 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则 A 的任一特征值满足

$$\lambda_i \in S = \bigcup_{j=1}^n S_j, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

定理 7 只说明了矩阵 A 的特征值均在其余全部盖尔圆的并集中, 而没有明确在哪个连通部分中有几个特征值, 下面的定理改进了这一点.

定理 8 (Gershgorin 圆盘定理 2) 设 n 阶方阵 A 的 n 个盖尔圆盘中有 k 个圆盘的并形成一个连通区域, 且余下的 $n-k$ 个圆盘都不相交, 则在这个区域中恰好有 A 的 k 个特征值.

注 定理 7 中的区域 S 常称为 A 的行 Gershgorin 区域, 因为 A 和 A^T 有相同的特征值, 所以将定理 7 和定理 8 应用于 A^T , 则得到 A 的列的 Gershgorin 圆盘定理. 记为

$$C_j(A) = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n |a_{ij}|.$$

由定理 7 和定理 8, 可以得到几个重要推论.

推论 1 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则 A 的所有特征值均包含在 A 的列盖尔圆区域

$$G = G_1 \cup G_2 \cup \dots \cup G_n$$

中, 其中 G_j 为 A 的列盖尔圆盘, 即

$$G_j = \{z \in C : |z - a_{jj}| \leq C_j(A)\},$$

此外, 若这些圆盘中的 k 个圆盘之并形成一个连通区域, 且与所有其余 $n-k$ 个圆盘不相交, 则在这个区域内恰好有 A 的 k 个特征值.

推论 2 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则 A 的全部特征值均落在平面区域

$$T = \left(\bigcup_{i=1}^n S_i \right) \cap \left(\bigcup_{j=1}^n G_j \right)$$

之中.

注 有两个或两个以上的盖尔圆构成的连通部分, 可能在每一个盖尔圆中有两个或两个以上的特征值, 而在另外的一个或几个盖尔圆中没有特征值.

推论 3 设 n 阶矩阵 A 的 n 个圆盘两两互不相交, 则 A 相似于对角矩阵.

推论 4 设 n 阶实矩阵 A 的 n 个圆盘两两互不相交, 则 A 的特征值全为实数.

定理 9 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, p_1, p_2, \dots, p_n 均大于零, 则 A 的任一特征值

$$\lambda_i \in \left(\bigcup_{i=1}^n Q_i \right) \cap \left(\bigcup_{j=1}^n P_j \right), \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

其中

$$r_i = \frac{1}{p_i} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}| p_j, \quad Q_i = \{z \in \mathbf{C}: |z - a_{ii}| \leq r_i\}, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

$$t_j = p_j \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n \frac{|a_{ij}|}{p_j}, \quad P_j = \{z \in \mathbf{C}: |z - a_{ii}| \leq t_j\}, \quad j = 1, 2, \dots, n.$$

定理 10 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 为行(或列)严格对角占优的, 则

$$(1) A \text{ 为可逆矩阵, 且 } \lambda_i \in \bigcup_{i=1}^n S_i, \text{ 这里 } S_i = \{z \in \mathbf{C}: |z - a_{ii}| < |a_{ii}|\};$$

(2) 若 A 的所有主对角元均为正数, 则 A 的所有特征值都有正实部;

(3) 若 A 为 Hermite 阵, 且 A 的所有主对角元都是正数, 则 A 的所有特征值均为正数.

定理 11 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则谱半径 $r(A)$ 满足

$$(1) r(A) \leq \min \left\{ \max_i \sum_{j=1}^n |a_{ij}|, \max_j \sum_{i=1}^n |a_{ij}| \right\};$$

$$(2) r(A) \leq \min_{p_1, p_2, \dots, p_n \geq 0} \max_{1 \leq i \leq n} \frac{1}{p_i} \sum_{j=1}^n p_j |a_{ij}|, r(A) \leq \min_{p_1, p_2, \dots, p_n \geq 0} \max_{1 \leq i \leq n} \frac{1}{p_i} \sum_{j=1}^n p_j |a_{ij}|.$$

定理 12 (Ostrowski) 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $\alpha \in [0, 1]$ 为给定的数, 则 A 的所有特征值位于 n 个圆盘的并集

$$\bigcup_{i=1}^n \{z \in \mathbf{C}: |z - a_{ii}| \leq R_i^\alpha C_i^{1-\alpha}\}$$

中, 其中

$$R_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}|, \quad C_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ji}|.$$

定理 13 (Brauer) 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则 A 的所有特征值位于 $\frac{n(n-1)}{2}$ 个 Cassini 卵形的并集

$$\bigcup_{i=1}^n \{z \in \mathbf{C}: |z - a_{ii}| + |z - a_{jj}| \leq R_i R_j\}$$

之中.

定理 14 设不可约矩阵 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 的一个特征值 λ 在其 n 个盖尔圆 $\{|z - a_{ii}| \leq R_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 的并集的边界上, 则所有的 n 个圆周

$$|z - a_{ii}| = R_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

都通过点 λ .

定理 15 若 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 不可约, 且存在 i_0 使得 $\sum_{j=1}^n |a_{i_0 j}| < \|A\|_\infty$, 则有 $r(A) <$

$$\| \mathbf{A} \|_{\infty}.$$

等距的差分格式方程求解调和方程的第一类边值问题及有限元法求解某些结构问题时所产生的刚度矩阵都归结为 Hermite 矩阵特征值问题的研究. 下面给出 Hermite 矩阵特征值的一些特性.

定理 16 (Rayleigh-Ritz) 设 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 Hermite 矩阵, 则

$$\lambda_n \mathbf{x}^H \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^H \mathbf{A} \mathbf{x} \leq \lambda_1 \mathbf{x}^H \mathbf{x}, \quad \forall \mathbf{x} \in \mathbb{C}^n,$$

$$\lambda_{\max} = \lambda_1 = \max_{x \neq 0} R(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{x}^H \mathbf{x} = 1} \mathbf{x}^H \mathbf{A} \mathbf{x},$$

$$\lambda_{\min} = \lambda_n = \max_{x \neq 0} R(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{x}^H \mathbf{x} = 1} \mathbf{x}^H \mathbf{A} \mathbf{x}.$$

注 1. 任意 Hermite 矩阵 \mathbf{A} 均可以对角化, 且与对角矩阵酉相似, 即

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{U}^H,$$

其中 \mathbf{U} 为酉矩阵, $\boldsymbol{\Sigma}$ 为对角线元素为实数的对角矩阵. 即 Hermite 矩阵的特征值是实数, 且特征向量相互正交.

2. Hermite 矩阵也是一类重要的正规矩阵. 正规矩阵还包括斜 Hermite 矩阵和酉矩阵等几类特殊矩阵, 下面给出特殊正规矩阵与一般正规矩阵的特征值的情况比较.

Hermite 矩阵 \Leftrightarrow 特征值均为实数; 斜 Hermite 矩阵 \Leftrightarrow 特征值均在虚轴上;

酉矩阵 \Leftrightarrow 特征值的复数模均等于 1; 其他正规矩阵 \Leftrightarrow 特征值无特殊要求.

定理 17 (Courant-Fischer) 设 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 Hermite 矩阵, 其特征值为 $\lambda_n \leq \lambda_{n-1} \leq \dots \leq \lambda_1$, k 为给定的整数, $1 \leq k \leq n$, 则

$$\min_{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{n-k} \in \mathbb{C}^n} \max_{\substack{x \neq 0, x \in \mathbb{C}^n \\ x \perp \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{n-k}}} R(\mathbf{x}) = \lambda_k,$$

$$\max_{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{k-1} \in \mathbb{C}^n} \min_{\substack{x \neq 0, x \in \mathbb{C}^n \\ x \perp \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{k-1}}} R(\mathbf{x}) = \lambda_k.$$

Courant-Fischer 定理有许多重要的应用, 下面的 Weyl 定理, 它讨论了 $\mathbf{A} + \mathbf{B}$ 的特征值与 \mathbf{A} 的特征值的比较问题, 这里假设 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$.

定理 18 (Weyl) 设 $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 Hermite 矩阵, 则 $\forall k = 1, 2, \dots, n$, 有

$$\lambda_k(\mathbf{A}) + \lambda_n(\mathbf{B}) \leq \lambda_k(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \leq \lambda_k(\mathbf{A}) + \lambda_1(\mathbf{B}).$$

定理 19 设 $\mathbf{A} = \mathbf{P} \Lambda \mathbf{P}^{-1} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, $\delta \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\mathbf{A} + \delta$ 的特征值为 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$, 则对任一 μ_j , 存在 λ_i , 使得

$$|\lambda_i - \mu_j| \leq \|\mathbf{P}^{-1} \delta \mathbf{P}\|_{\infty},$$

此外, 若是一个重数 m 的特征值, 且圆盘 $S_i = \{z \in \mathbb{C}: |z - \lambda_i| \leq \|\mathbf{P}^{-1} \delta \mathbf{P}\|_{\infty}\}$ 和圆盘 $S_k = \{z \in \mathbb{C}: |z - \lambda_k| \leq \|\mathbf{P}^{-1} \delta \mathbf{P}\|_{\infty}\}$ ($\lambda_k \neq \lambda_i$) 不相交, 则 S_i 正好包含着 $\mathbf{A} + \delta$ 的 m 个特征值.

三、例题解答

例 1 证明矩阵 $A = \begin{pmatrix} 2 & \frac{2}{n} & \frac{1}{n} & \cdots & \frac{1}{n} \\ \frac{1}{n} & 4 & \frac{1}{n} & \cdots & \frac{1}{n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{1}{n} & \frac{1}{n} & \frac{1}{n} & \cdots & 2n \end{pmatrix}$ 能够相似于对角矩阵，且 A 的特征值都是实数。

证 因为 A 的 n 个盖尔圆为 $|z-2| \leqslant 1, |z-2k| \leqslant \frac{n-1}{n}, k=2, \dots, n$ 。它们都是孤立的，所以 A 有 n 个不同的特征值，从而相似于对角矩阵。又因为 $G_k (k=1, 2, \dots, n)$ 关于实轴对称，且 A 为实矩阵，所以由定理 8 推论 4 知， G_k 中的特征值都是实数。

例 2 用 Gershgorin 圆盘定理证明：矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 2 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2^2} & \frac{1}{2^3} & \frac{1}{2^4} \\ \frac{2}{3} & 4 & \frac{2}{3^2} & \frac{2}{3^3} & \frac{2}{3^4} \\ \frac{3}{4} & \frac{3}{4^2} & 6 & \frac{3}{4^3} & \frac{3}{4^4} \\ \frac{4}{5} & \frac{4}{5^2} & \frac{4}{5^3} & 8 & \frac{4}{5^4} \\ \frac{5}{6} & \frac{5}{6^2} & \frac{5}{6^3} & \frac{5}{6^4} & 10 \end{pmatrix}$$

能够相似于对角矩阵且 A 的特征值都是正实数。

证 A 的 5 个盖尔圆盘为

$$G_i = \left\{ z \mid |z - 2i| \leqslant 1 - \frac{1}{(i+1)^4} \right\}, \quad i = 1, 2, 3, 4, 5$$

它们都是孤立的，从而矩阵有 5 个互异特征值，所以矩阵能够相似于对角矩阵，再由 G_i 关于实轴对称且都在 y 坐标轴右边，以及实矩阵的复数特征值成对共轭出现的性质知， G_i 中的特征值必为正实数，所以 A 的特征值都是正实数。

例 3 试隔离矩阵 $A = \begin{pmatrix} 20 & 5 & 0.8 \\ 4 & 10 & 1 \\ 1 & 2 & 10i \end{pmatrix}$ 的特征值。

解 A 的 3 个盖尔圆为

$G_1: |z - 20| \leq 5.8$, $G_2: |z - 10| \leq 5$, $G_3: |z - 10i| \leq 3$, G_1 与 G_2 相交; 而 G_3 孤立, 其中恰好有 \mathbf{A} 的一个特征值, 记作 λ_3 . 如选取

$$\mathbf{D} = \text{diag}(1, 1, 2),$$

则

$$\mathbf{B} = \mathbf{DAD}^{-1} = \begin{pmatrix} 20 & 5 & 0.4 \\ 4 & 10 & 0.5 \\ 2 & 4 & 10i \end{pmatrix}$$

的 3 个盖尔圆为

$$G'_1: |z - 20| \leq 5.4, \quad G'_2: |z - 10| \leq 4.5, \quad G'_3: |z - 10i| \leq 6,$$

易知, 这是 3 个孤立的盖尔圆, 每个盖尔圆中恰好有 \mathbf{B} (也是 \mathbf{A})一个特征值, 注意到, G'_3 中的特征值就是 G_3 中的特征值 λ_3 , 所以 \mathbf{A} 的 3 个特征值分别位于 G'_1 , G'_2 和 G'_3 之中.

注 对于矩阵 \mathbf{A} , 选取适当正数 p_1, p_2, \dots, p_n , 可以获得只含 \mathbf{A} 的一个特征值的孤立盖尔圆. 选取 p_1, p_2, \dots, p_n 的一般方法是: 观察 \mathbf{A} 的 n 个盖尔圆, 使得第 i 个盖尔圆 G'_i 的半径大(或小一些), 取 $p_i > 1$ (或 $p_i < 1$), 而取 $p_1 = \dots = p_{i-1} = p_{i+1} = \dots = p_n = 1$. 此时, $\mathbf{B} = \mathbf{DAD}^{-1}$ 的第 i 个盖尔圆 G'_i 的半径比 G_i 的半径大(或小), 而其余盖尔圆半径相对变小(或变大). 但是, 这种隔离矩阵特征值的方法还不能用于任意的具有互异特征值的矩阵, 比如主对角线上有相同元素的矩阵.

例 4 若 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 不可约, 且存在 i_0 使得 $\sum_{j=1}^n |a_{i_0 j}| < \|\mathbf{A}\|_\infty$, 则有 $r(\mathbf{A}) < \|\mathbf{A}\|_\infty$.

证 因为 $r(\mathbf{A}) \leq \|\mathbf{A}\|_\infty$, 所以只需证明 $r(\mathbf{A}) \neq \|\mathbf{A}\|_\infty$ 即可. 对于任意 $z \in \bigcup_{i=1}^n G_i$, 存在 i_1 使 $|z - a_{i_1 i_1}| \leq R_{i_1}$, 由三角不等式可得

$$|z| \leq R_{i_1} + |a_{i_1 i_1}| = \sum_{j=1}^n |a_{i_1 j}| \leq \|\mathbf{A}\|_\infty,$$

即 $z \in \{z \mid |z| \leq \|\mathbf{A}\|_\infty\} = \overline{S}(0, \|\mathbf{A}\|_\infty)$, 因此并集 $\bigcup_{i=1}^n G_i \subset \overline{S}(0, \|\mathbf{A}\|_\infty)$.

假设在定理条件下, $r(\mathbf{A}) = \|\mathbf{A}\|_\infty$, 则 \mathbf{A} 至少有一个特征值 λ_0 满足

$$|\lambda_0| = r(\mathbf{A}) = \|\mathbf{A}\|_\infty,$$

所以 λ_0 在 $\overline{S}(0, \|\mathbf{A}\|_\infty)$ 的边界上. 从而 λ_0 亦在 \mathbf{A} 的 n 个盖尔圆并集的边界上. 由定理 14 知

$$|\lambda_0 - a_{ii}| = R_i, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

特别地有

$$|\lambda_0 - a_{i_0 i_0}| = R_{i_0},$$

于是

$$|\lambda_0| \leq R_{i_0} + |a_{i_0 i_0}| = \sum_{j=1}^n |a_{i_0 j}| < \|A\|_\infty,$$

这与假设矛盾, 故应有 $r(A) \neq \|A\|_\infty$.

四、习题解答

1. 证明: 实对称矩阵 A 的所有特征值在区间 $[a, b]$ 上的充要条件是对任何 $\lambda_0 < a$, $A - \lambda_0 E$ 是正定矩阵; 而对任何 $\lambda_0 > b$, $A - \lambda_0 E$ 是负定矩阵.

证 因为 A 为实对称矩阵, 所以存在正交矩阵 Q , 使得

$$A = Q^T \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) Q,$$

其中特征值 $\lambda_i \in [a, b]$.

$$A - \lambda_0 E = Q^T \text{diag}\{\lambda_1 - \lambda_0, \lambda_2 - \lambda_0, \dots, \lambda_n - \lambda_0\} Q,$$

所以对于 $\forall \lambda_0 < a, \lambda_i - \lambda_0 > 0$, 可知 A 为正定矩阵; $\forall \lambda_0 > b, \lambda_i - \lambda_0 < 0$, 可知 A 为负定矩阵.

2. 设 A, B 都是实对称矩阵, A 的一切特征值在区间 $[a, b]$ 上, B 的一切特征值在区间 $[c, d]$ 上. 证明: $A + B$ 的特征值必在区间 $[a+c, b+d]$ 上.

证 设 A, B 的特征值分别为

$$b \geq \lambda_1(A) \geq \lambda_2(A) \geq \dots \geq \lambda_n(A) \geq a, \quad d \geq \lambda_1(B) \geq \lambda_2(B) \geq \dots \geq \lambda_n(B) \geq c,$$

又因为 A, B 为实对称矩阵, 所以 A, B 为 Hermite 矩阵, 由定理 18 知, $A + B$ 的特征值为 $\lambda_k(A + B)$, $\forall k = 1, 2, \dots, n$. 于是有

$$\lambda_k(A) + \lambda_n(B) \leq \lambda_k(A + B) \leq \lambda_k(A) + \lambda_1(B), \quad k = 1, 2, \dots, n.$$

即

$$\begin{aligned} a + c &\leq \lambda_k(A) + c \leq \lambda_k(A) + \lambda_n(B) \leq \lambda_k(A + B) \\ &\leq \lambda_k(A) + \lambda_1(B) \leq \lambda_k(A) + d \leq b + d, \quad k = 1, 2, \dots, n. \end{aligned}$$

3. 设 P 是酉矩阵, $A = \text{diag}(a_1, a_2, \dots, a_n)$, 证明 PA 的特征值 μ 满足不等式

$$m \leq |\mu| \leq M,$$

其中 $m = \min_i |a_i|$, $M = \max_i |a_i|$.

证 因为 P 是酉矩阵, 所以 $P^H P = E$, 又因为 $(PA)^H (PA) = A^H P^H PA = A^H A$, 所以由 Browne 定理知, PA 的特征值 μ 满足不等式

$$\min_i \{\sqrt{A^H A}\} = \min_i \{\sqrt{(PA)^H PA}\} \leq |\mu| \leq \max_i \{\sqrt{(PA)^H PA}\} = \max_i \{\sqrt{A^H A}\},$$

而

$$\min_i \{\sqrt{A^H A}\} = \min_i |a_i| = m, \quad \max_i \{\sqrt{A^H A}\} = \max_i |a_i| = M,$$

所以

$$m \leq |\mu| \leq M.$$

4. 用圆盘定理证明 $A = \begin{pmatrix} 9 & 1 & -2 & 1 \\ 0 & 8 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 4 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ 至少有两个实特征值.

证 A 的 4 个盖尔圆为

$$\begin{aligned} G_1 &= \{z \mid |z - 9| \leq 4\}, \quad G_2 = \{z \mid |z - 8| \leq 2\}, \\ G_3 &= \{z \mid |z - 4| \leq 1\}, \quad G_4 = \{z \mid |z - 1| \leq 1\}, \end{aligned}$$

它们构成的两个连通区域部分为 $S_1 = G_1 \cup G_2 \cup G_3$, $S_2 = G_4$, 易知 S_1 与 S_2 都关于实轴对称, 因为实矩阵的复特征值必成对共轭出现, 所以 S_2 中含有 A 的一个特征值, 而 S_1 中至少含有 A 的一个实特征值, 因此 A 中至少有两个实特征值.

5. 估计矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{3}{2} & i & 0 \\ 0 & -\frac{i}{2} & 5 & \frac{i}{2} \\ -1 & 0 & 0 & 5i \end{pmatrix}$$

的特征值的分布范围.

解 A 的四个盖尔圆为

$$S_1: |z - 1| \leq \frac{1}{2} + \frac{1}{2} + 0 = 1;$$

$$S_2: \left|z - \frac{3}{2}\right| \leq \frac{1}{2} + |i| = \frac{3}{2};$$

$$S_3: |z - 5| \leq \left|-\frac{i}{2}\right| + \left|\frac{i}{2}\right| = 1;$$

$$S_4: |z - 5i| \leq 1,$$

于是, 由定理 7 知 A 的特征值均落在 $\bigcup_{i=1}^4 S_i$ 之中.

6. 用圆盘定理估计矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 7 & -16 & 8 \\ -16 & 7 & -8 \\ 8 & -8 & -5 \end{pmatrix}$$

的特征值和 A 的谱半径, 然后选取一组正数 p_1, p_2, p_3 对 A 的特征值作更细的估计.

解 A 的 3 个特征值在它的两个盖尔圆 $|z - 7| \leq 24$, $|z + 5| \leq 16$ 的并集中, 且 $r(A) \leq 31$. 因为矩阵 A 有相同的主对角元素, 所以, 无法通过选取正数 p_1, p_2, p_3 给出更

精细的估计.

7. 证明 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1/4 & 1/4 & 1/4 & 1/4 \\ 1/5 & 2/5 & 1/5 & 1/5 \\ 1/6 & 1/6 & 3/6 & 1/6 \\ 1/7 & 1/7 & 1/7 & 3/7 \end{pmatrix}$ 的谱半径满足 $r(\mathbf{A}) < 1$.

证 因为 \mathbf{A} 不可约, 且 $\sum_{j=1}^4 |a_{4j}| = \frac{6}{7} < 1 = \|\mathbf{A}\|_\infty$, 所以由定理 15 知 $r(\mathbf{A}) < 1$.

8. 证明 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1/4 & 1/4 & 1/4 & 1/4 \\ 1/5 & 2/5 & 1/5 & 1/5 \\ 1/6 & 1/6 & 3/6 & 1/6 \\ 1/7 & 1/7 & 1/7 & 4/7 \end{pmatrix}$ 的谱半径为 $r(\mathbf{A}) = 1$.

证 因为 $r(\mathbf{A}) \leq \|\mathbf{A}\|_\infty = 1$, 且 $\det(1\mathbf{E} - \mathbf{A}) = 0$, 所以 $r(\mathbf{A}) = 1$.

9. 举例说明:

- (1) 在由两个盖尔圆构成的连通部分中, 可以在每一个盖尔圆中恰有一个特征值.
- (2) 不一定每个盖尔圆中必有一个特征值.

解 (1) 如 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 2 & -1 \end{pmatrix}$, 故 $|\lambda\mathbf{E} - \mathbf{A}| = \lambda^2 - 5 = 0$, $\lambda_{1,2} = \pm\sqrt{5}$.

(2) 如 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & -0.8 \\ 0.5 & 0 \end{pmatrix}$, 故 $|\lambda\mathbf{E} - \mathbf{A}| = \lambda^2 - \lambda + 0.4 = 0$, $\lambda_{1,2} = \frac{1}{2}(1 \pm i\sqrt{0.6})$.

10. 应用 Ostrowski 定理(或推论), 证明

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 6 & 5 & 1 & 2 \\ 1 & 7 & 0 & 2 \\ 0 & 4 & 7 & 5 \\ 2 & 0 & 1 & 5 \end{pmatrix}$$

的谱半径 $r(\mathbf{A})$ 小于 13.

证 因为

$$P_1 T_1 = 14 \times 9 = 126, \quad P_2 T_2 = 10 \times 16 = 160,$$

$$P_3 T_3 = 16 \times 9 = 144, \quad P_4 T_4 = 8 \times 14 = 112.$$

所以由定理 2 的推论 2 可得 $r(\mathbf{A}) \leq \max_i (P_i T_i)^{\frac{1}{2}} = \sqrt{160} < 13$.

11. 设 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 满足 $|a_{ii}| > \sum_{j \neq i} |a_{ij}|$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 则

(1) \mathbf{A} 可逆;

(2) $|\det \mathbf{A}| \geq \prod_{i=1}^n (|a_{ii}| - \sum_{j \neq i} |a_{ij}|)$.

证 (1) 因为 \mathbf{A} 为严格对角占优矩阵, 由定理 4 知, \mathbf{A} 可逆.

(2) 设 $d_i = |a_{ii}| - \sum_{j \neq i} |a_{ij}| > 0$, 令

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{a_{11}}{d_1} & \frac{a_{12}}{d_1} & \dots & \frac{a_{1n}}{d_1} \\ \frac{a_{21}}{d_2} & \frac{a_{22}}{d_2} & \dots & \frac{a_{2n}}{d_2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{a_{n1}}{d_n} & \frac{a_{n2}}{d_n} & \dots & \frac{a_{nn}}{d_n} \end{bmatrix},$$

则有 $|\det \mathbf{B}| = \frac{|\det \mathbf{A}|}{d_1 d_2 \cdots d_n}$. 所以 \mathbf{B} 盖尔圆盘 $S_i = \left[\frac{a_{ii}}{d_i}, \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n |a_{ij}|}{d_i} \right]$, 又 $\frac{|a_{ii}| - \sum_{j \neq i} |a_{ij}|}{d_i} = 1$,

$\frac{a_{ii}}{d_i} > 1$ 并且 S_i 与单位圆相外切, 故矩阵 \mathbf{B} 的特征值的模均大于 1, 所以 $|\det \mathbf{B}| \geq 1$, 即

$\frac{|\det \mathbf{A}|}{d_1 d_2 \cdots d_n} \geq 1$. 所以 $|\det \mathbf{A}| \geq \prod_{i=1}^n (|a_{ii}| - \sum_{j \neq i} |a_{ij}|)$ 成立.

12. 若 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 奇异, 则存在某个 i_0 , 使 $|a_{i_0 i_0}| \leq \sum_{j \neq i_0} |a_{i_0 j}|$.

证 (反证法) 若对任意的 i , 均有 $|a_{ii}| > \sum_{j \neq i} |a_{ij}|$, 则 \mathbf{A} 为严格对角占优, 即 \mathbf{A} 非奇异, 这与 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 奇异矛盾.

13. 设 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 可逆, λ 为特征值, 则 $\|\mathbf{A}^{-1}\|_2^{-1} \leq |\lambda| \leq \|\mathbf{A}\|_2$.

证 设 \mathbf{A} 的特征值为 λ , 对应的特征向量为 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$, 则 $\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$. 因为 $\|\lambda\mathbf{x}\|_2 = \lambda\|\mathbf{x}\|_2$,

$\|\mathbf{A}\mathbf{x}\|_2 \leq \|\mathbf{A}\|_2 \|\mathbf{x}\|_2$, 所以 $\lambda \leq \|\mathbf{A}\|_2$. 又因为 $\mathbf{A}^{-1}\mathbf{x} = \frac{\mathbf{x}}{\lambda}$, 同理可得 $\|\mathbf{A}^{-1}\|_2^{-1} \leq |\lambda|$. 所以 $\|\mathbf{A}^{-1}\|_2^{-1} \leq |\lambda| \leq \|\mathbf{A}\|_2$ 成立.

14. 设 $R_A(\mathbf{x})$ 是 $\mathbf{A} = \mathbf{A}^H \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的 Rayleigh 商, 证明: (1) $R_A(\lambda\mathbf{x}) = R_A(\mathbf{x})$, $\forall 0 \neq \lambda \in \mathbb{C}$, $\mathbf{0} \neq \mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$; (2) 存在 $\mathbf{0} \neq \mathbf{x}_i \in \mathbb{C}^n$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 使 $R_A(\mathbf{x}_i) = \lambda_i(\mathbf{A})$.

证 (1) $\forall 0 \neq \lambda \in \mathbb{C}$, $\mathbf{0} \neq \mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$, 有

$$R_A(\lambda\mathbf{x}) = \frac{(\lambda\mathbf{x})^H \mathbf{A}(\lambda\mathbf{x})}{(\lambda\mathbf{x})^H (\lambda\mathbf{x})} = \frac{|\lambda|^2 \mathbf{x}^H \mathbf{A} \mathbf{x}}{|\lambda|^2 \mathbf{x}^H \mathbf{x}} = \frac{\mathbf{x}^H \mathbf{A} \mathbf{x}}{\mathbf{x}^H \mathbf{x}} = R_A(\mathbf{x});$$

(2) 令 \mathbf{x}_i 是矩阵 \mathbf{A} 的特征值 $\lambda_i(\mathbf{A})$ 所对应的特征向量, 即 $\mathbf{A}\mathbf{x}_i = \lambda_i(\mathbf{A})\mathbf{x}_i$, $\mathbf{x}_i \neq \mathbf{0}$, 则有

$$R_A(\mathbf{x}_i) = \frac{\mathbf{x}_i^H \mathbf{A} \mathbf{x}_i}{\mathbf{x}_i^H \mathbf{x}_i} = \frac{\lambda_i(\mathbf{A}) \mathbf{x}_i^H \mathbf{x}_i}{\mathbf{x}_i^H \mathbf{x}_i} = \lambda_i(\mathbf{A}).$$

15. 设实对称阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 的特征值分别是

$$\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \cdots \leq \lambda_n \quad \text{和} \quad u_1 \leq u_2 \leq \cdots \leq u_n,$$

若对单位向量 \mathbf{x} , 恒有 $|\mathbf{x}^T(\mathbf{B}-\mathbf{A})\mathbf{x}| \leq \varepsilon (\varepsilon > 0)$, 则 $|u_k - \lambda_k| \leq \varepsilon (k=1, 2, \dots, n)$.

证 设 \mathbf{A} 的属于 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 的标准正交向量系为 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$, \mathbf{B} 的属于 u_1, u_2, \dots, u_n 的标准正交向量系为 $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_n$.

设 $V_0^k(\mathbf{x}) = L(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k)$, $V_0^k(\mathbf{y}) = L(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_k)$, 可得

$$\begin{aligned}\lambda_k &= \min_{V^k} \{ \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V^k, \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} \} \\ &\leq \min_{V^k} \{ \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V_0^k(\mathbf{y}), \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} \} \\ &\leq \min_{V^k} \{ \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T \mathbf{B} \mathbf{x} + \varepsilon \mid \mathbf{x} \in V_0^k(\mathbf{y}), \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} \} \\ &= \min_{V^k} \{ \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T \mathbf{B} \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V_0^k(\mathbf{y}), \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} \} + u_k + \varepsilon, \quad k = 1, 2, \dots, n.\end{aligned}$$

同理可得 $u_k \leq \lambda_k + \varepsilon (k=1, 2, \dots, n)$, 因此 $|u_k - \lambda_k| \leq \varepsilon (k=1, 2, \dots, n)$.

16. (Weyl 定理) 设实对称矩阵 \mathbf{A} , $\mathbf{A}+\mathbf{Q}$ 和 \mathbf{Q} 的特征值分别是 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n$, $u_1 \leq u_2 \leq \dots \leq u_n$, $\gamma_1 \leq \gamma_2 \leq \dots \leq \gamma_n$, 则

$$\lambda_k + \gamma_1 \leq u_k \leq \lambda_k + \gamma_n, \quad k = 1, 2, \dots, n.$$

证 设 \mathbf{A} 的属于 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 的标准正交向量系为 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$, $\mathbf{A}+\mathbf{Q}$ 的属于 u_1, u_2, \dots, u_n 的标准正交向量系为 $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_n$,

设 $V_0^k(\mathbf{x}) = L(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k)$, $V_0^k(\mathbf{y}) = L(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_k)$, 可得

$$\begin{aligned}u_k &= \min_{V^k} \{ \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T (\mathbf{A} + \mathbf{Q}) \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V^k, \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} \} \\ &\leq \min_{V^k} [\max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V^k, \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} \\ &\quad + \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T \mathbf{Q} \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V^k, \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \}] \\ &\leq \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V_0^k(\mathbf{x}), \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} + \gamma_n = \lambda_k + \gamma_n, \quad k = 1, 2, \dots, n \\ \lambda_k &= \min_{V^k} \{ \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V^k, \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} \} \\ &= \min_{V^k} \{ \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T (\mathbf{A} + \mathbf{Q}) \mathbf{x} + \mathbf{x}^T (-\mathbf{Q}) \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V^k, \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} \} \\ &= \min_{V^k} \{ \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T (\mathbf{A} + \mathbf{Q}) \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V^k, \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} \\ &\quad + \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T (-\mathbf{Q}) \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V^k, \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} \} \\ &\leq \max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{x}^T (\mathbf{A} + \mathbf{Q}) \mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in V_0^k(\mathbf{y}), \|\mathbf{x}\|_2 = 1 \} + (-\gamma_1) = u_k - \gamma_1, \quad k = 1, 2, \dots, n,\end{aligned}$$

所以

$$\lambda_k + \gamma_1 \leq u_k \leq \lambda_k + \gamma_n, \quad k = 1, 2, \dots, n.$$

第 五 章

矩阵分析

在研究数值方法以及线性系统的控制理论等方面的问题时，有必要对矩阵进行类似于数学分析中的极限、级数、微分和积分等运算，这就是矩阵分析的内容。矩阵序列的极限运算是矩阵分析的基础，矩阵级数在通过建立矩阵函数来表示系统微分方程的解时常常用到。事实上，在自动控制理论及一些实际问题中，经常遇到求矩阵的特殊导数的问题；在线性控制系统中，常常涉及求解线性微分方程组的问题。这些情况下，利用矩阵函数表示线性微分方程组的解，形式比较简单，从而简化了复杂的系统状态方程的求解问题。

一、基本概念

1. 矩阵序列

- (1) 矩阵序列 称 $A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)})_{m \times n}$ ($k=1, 2, \dots$) 为一个 $m \times n$ 矩阵序列，记为 $\{A^{(k)}\}$ 。
(2) 收敛性 对矩阵序列 $\{A^{(k)}\}$ ， $A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)})_{m \times n}$ ，若

$$\lim_{k \rightarrow \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad j = 1, 2, \dots, n,$$

则称矩阵序列 $\{A^{(k)}\}$ 收敛于矩阵 $A = (a_{ij})$ ，记为 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} = A$ 。特别地，若 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = A$ ，则称 A 为收敛矩阵。

2. 矩阵级数

- (1) 矩阵级数 设 $\{A^{(k)}\}$ 是 $\mathbf{C}^{m \times n}$ 中的矩阵序列，称无穷和

$$A^{(1)} + A^{(2)} + \dots + A^{(k)} + \dots$$

为矩阵级数，记为 $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$ 。

- (2) 收敛性 记 $S^{(N)} = \sum_{k=1}^N A^{(k)}$ 为矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$ 的部分和，若 $\lim_{N \rightarrow \infty} S^{(N)} = S$ ，则称矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$ 收敛且和为 S ，记为 $S = \sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$ 。

(3) 绝对收敛 若 mn 个数项级数 $\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}$ ($i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$) 都是绝对收敛的，则称矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$ 是绝对收敛的.

(4) 幂级数 称 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 为矩阵 A 的幂级数，而 $\sum_{k=0}^{\infty} A^k$ 为矩阵 A 的 Neumann 级数.

3. 矩阵函数

由幂级数定义的矩阵函数 设幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k$ 的收敛半径为 r ，和函数为 $f(z)$ ，即 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k = f(z)$, $|z| < r$. 若矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 满足 $r(A) < r$ ，则称收敛矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 的和为矩阵函数，记为 $f(A)$ ，即 $f(A) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$.

4. 矩阵的微分和积分

(1) 函数矩阵的微分和积分 称 $A(t) = (a_{ij}(t))_{m \times n}$ 为函数矩阵，若每个关于 t 的函数 $a_{ij}(t)$ 在 $[a, b]$ 上可导(可积)，则称 $A(t)$ 在 $[a, b]$ 上可导(可积)，且规定 $A(t)$ 的导数为

$$A'(t) = (a'_{ij}(t))_{m \times n} \quad \text{或} \quad \frac{dA(t)}{dt} = \left(\frac{da_{ij}(t)}{dt} \right)_{m \times n}.$$

规定 $A(t)$ 在 $[a, b]$ 上的积分为

$$\int_a^b A(t) dt = \left(\int_a^b a_{ij}(t) dt \right)_{m \times n}.$$

(2) 数量函数对矩阵变量的导数 设 $f(\mathbf{X})$ 是以矩阵 $\mathbf{X} = (x_{ij})_{m \times n}$ 为自变量的 mn 元函数，且 $\frac{\partial f}{\partial x_{ij}}$ ($i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$) 均存在，则数量函数 $f(\mathbf{X})$ 对矩阵 \mathbf{X} 的导数为

$$\frac{df}{d\mathbf{X}} = \left(\frac{\partial f}{\partial x_{ij}} \right)_{m \times n} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_{11}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial x_{1n}} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_{m1}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial x_{mn}} \end{pmatrix}.$$

(3) 矩阵值函数对矩阵变量的导数 设 $\mathbf{X} = (x_{ij})_{m \times n}$ ，由 mn 元函数 $f_{ij}(\mathbf{X})$ ($i = 1, 2, \dots, r; j = 1, 2, \dots, s$) 定义的矩阵值函数 $\mathbf{F}(\mathbf{X}) = (f_{ij}(\mathbf{X}))_{r \times s}$ 对矩阵 \mathbf{X} 的导数为

$$\frac{d\mathbf{F}}{d\mathbf{X}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x_{11}} & \cdots & \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x_{1n}} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x_{m1}} & \cdots & \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x_{mn}} \end{pmatrix},$$

其中 $\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x_{ij}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{ij}} & \dots & \frac{\partial f_{1s}}{\partial x_{ij}} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_{r1}}{\partial x_{ij}} & \dots & \frac{\partial f_{rs}}{\partial x_{ij}} \end{pmatrix}, i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n.$

二、主要结论

1. 矩阵序列的收敛性

- (1) 设 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^{(k)} = \mathbf{A}$, $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{B}^{(k)} = \mathbf{B}$, 其中 $\mathbf{A}^{(k)}, \mathbf{B}^{(k)}$ ($k=1,2,\dots$), \mathbf{A}, \mathbf{B} 为适当阶数的矩阵, $a, b \in \mathbb{C}$, 则
- ① $\lim_{k \rightarrow \infty} (a\mathbf{A}^{(k)} + b\mathbf{B}^{(k)}) = a\mathbf{A} + b\mathbf{B}$;
 - ② $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^{(k)} \mathbf{B}^{(k)} = \mathbf{AB}$;
 - ③ 当 $\mathbf{A}^{(k)}$ ($k=1,2,\dots$) 与 \mathbf{A} 均可逆时, 有 $\lim_{k \rightarrow \infty} (\mathbf{A}^{(k)})^{-1} = \mathbf{A}^{-1}$.
- (2) 矩阵序列 $\{\mathbf{A}^{(k)}\}$ 收敛的充要条件是, 对任何一种范数 $\|\cdot\|$, 都有 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}^{(k)} - \mathbf{A}\| = 0$.
- (3) $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为收敛矩阵的充要条件是 \mathbf{A} 的谱半径满足 $r(\mathbf{A}) < 1$.

2. 矩阵级数的收敛性

- (1) 设 $\mathbf{A}^{(k)} = (a_{ij}^{(k)})_{m \times n}$, 则矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}^{(k)}$ 收敛的充要条件是 mn 个数项级数 $\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}$ ($i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n$) 都收敛.
- (2) 矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \mathbf{A}^{(k)}$ 绝对收敛的充要条件是级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \|\mathbf{A}^{(k)}\|$ 在任一矩阵范数下收敛.
- (3) 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则 Neumann 级数 $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^k$ 收敛的充要条件是 \mathbf{A} 为收敛矩阵, 且其和为 $(\mathbf{E} - \mathbf{A})^{-1}$.

- (4) 设幂级数 $f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} c_k z^k$ 的收敛半径为 r , 则当 $r(\mathbf{A}) < r$ 时, 矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k \mathbf{A}^k$ 绝对收敛, 当 $r(\mathbf{A}) > r$ 时, 矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k \mathbf{A}^k$ 发散.

3. 矩阵函数值的计算

- (1) 利用相似对角化(仅用于 \mathbf{A} 可对角化的情形)

- ① 求出可逆矩阵 \mathbf{P} , 使得 $\mathbf{P}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{P} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$;

② 计算 $f(\mathbf{A}) = \mathbf{P} \text{diag}(f(\lambda_1), f(\lambda_2), \dots, f(\lambda_n)) \mathbf{P}^{-1}$.

(2) Jordan 标准形法

① 求出可逆矩阵 \mathbf{P} , 使 $\mathbf{P}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{P} = \text{diag}(\mathbf{J}_1, \mathbf{J}_2, \dots, \mathbf{J}_s)$; 其中 \mathbf{J}_i 为 m_i 阶的 Jordan 块.

② 对 $i=1, 2, \dots, s$, 计算 $f^{(k)}(\lambda_i)$ ($k=0, 1, \dots, m_i-1$), 并构造 m_i 阶矩阵

$$f(\mathbf{J}_i) = \begin{bmatrix} f(\lambda_i) & \frac{1}{1!} f'(\lambda_i) & \cdots & \frac{1}{(m_i-1)!} f^{(m_i-1)}(\lambda_i) \\ & f(\lambda_i) & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & \frac{1}{1!} f'(\lambda_i) \\ & & & f(\lambda_i) \end{bmatrix},$$

③ 计算 $f(\mathbf{A}) = \mathbf{P} \text{diag}(f(\mathbf{J}_1), f(\mathbf{J}_2), \dots, f(\mathbf{J}_s)) \mathbf{P}^{-1}$.

(3) 数项级数求和法(递推公式计算法)

见本章例 9.

4. 矩阵函数的性质

(1) $e^{i\mathbf{A}} = \cos \mathbf{A} + i \sin \mathbf{A}$, $\cos \mathbf{A} = \frac{1}{2} (e^{i\mathbf{A}} + e^{-i\mathbf{A}})$, $\sin \mathbf{A} = \frac{1}{2i} (e^{i\mathbf{A}} - e^{-i\mathbf{A}})$.

(2) 若 $\mathbf{AB} = \mathbf{BA}$, 则 $e^{\mathbf{A}} e^{\mathbf{B}} = e^{\mathbf{B}} e^{\mathbf{A}} = e^{\mathbf{A}+\mathbf{B}}$ (由此易得 $(e^{\mathbf{A}})^{-1} = e^{-\mathbf{A}}$, $(e^{\mathbf{A}})^m = e^{m\mathbf{A}}$).

(3) 若 $\mathbf{AB} = \mathbf{BA}$, 则

$$\cos(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \cos \mathbf{A} \cos \mathbf{B} - \sin \mathbf{A} \sin \mathbf{B}, \quad \cos 2\mathbf{A} = \cos^2 \mathbf{A} - \sin^2 \mathbf{A},$$

$$\sin(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \sin \mathbf{A} \cos \mathbf{B} + \cos \mathbf{A} \sin \mathbf{B}, \quad \sin 2\mathbf{A} = 2 \sin \mathbf{A} \cos \mathbf{A}.$$

5. 矩阵微分和积分的性质

(1) 设函数矩阵 $\mathbf{A}(t), \mathbf{B}(t)$ 均可微, 则

$$\frac{d}{dt}(\mathbf{A}(t) + \mathbf{B}(t)) = \frac{d\mathbf{A}(t)}{dt} + \frac{d\mathbf{B}(t)}{dt},$$

$$\frac{d}{dt}(\mathbf{A}(t)\mathbf{B}(t)) = \frac{d\mathbf{A}(t)}{dt} \cdot \mathbf{B}(t) + \mathbf{A}(t) \cdot \frac{d\mathbf{B}(t)}{dt},$$

$$\frac{d}{dt}(a(t)\mathbf{A}(t)) = \frac{da(t)}{dt} \cdot \mathbf{A}(t) + a(t) \frac{d\mathbf{A}(t)}{dt}.$$

(2) 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则

$$\frac{d}{dt} e^{t\mathbf{A}} = \mathbf{A} e^{t\mathbf{A}} = e^{t\mathbf{A}} \mathbf{A},$$

$$\frac{d}{dt} \cos(t\mathbf{A}) = -\mathbf{A} (\sin(t\mathbf{A})) = -(\sin(t\mathbf{A}))\mathbf{A},$$

$$\frac{d}{dt} \sin(t\mathbf{A}) = \mathbf{A} (\cos(t\mathbf{A})) = (\cos(t\mathbf{A}))\mathbf{A}.$$

(3) 设函数矩阵 $\mathbf{A}(t), \mathbf{B}(t)$ 在 $[a, b]$ 上可积, 则

$$\int_a^b (\mathbf{A}(t) + \mathbf{B}(t)) dt = \int_a^b \mathbf{A}(t) dt + \int_a^b \mathbf{B}(t) dt, \quad \int_a^b \lambda \mathbf{A}(t) dt = \lambda \int_a^b \mathbf{A}(t) dt, \lambda \text{ 为常数.}$$

$$\int_a^b \mathbf{A}(t) \mathbf{B} dt = \left(\int_a^b \mathbf{A}(t) dt \right) \mathbf{B}, \quad \mathbf{B} \text{ 为常数矩阵.}$$

$$\int_a^b \mathbf{A} \mathbf{B}(t) dt = \mathbf{A} \left(\int_a^b \mathbf{B}(t) dt \right), \quad \mathbf{A} \text{ 为常数矩阵.}$$

$$\frac{d}{dt} \left(\int_0^t \mathbf{A}(\tau) d\tau \right) = \mathbf{A}(t), \quad \int_a^b \mathbf{A}'(t) dt = \mathbf{A}(b) - \mathbf{A}(a).$$

6. 微分方程组的解

设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}, \mathbf{c} \in \mathbb{C}^n, \mathbf{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t))^T, \mathbf{f}(t) = (f_1(t), f_2(t), \dots, f_n(t))^T$, 则一阶线性常系数微分方程组的初值问题

$$\begin{cases} \frac{d\mathbf{x}(t)}{dt} = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{f}(t), \\ \mathbf{x}(t_0) = \mathbf{c} \end{cases}$$

的解为

$$\mathbf{x}(t) = e^{\mathbf{A}(t-t_0)} \mathbf{c} + e^{\mathbf{A}t} \int_{t_0}^t e^{-\mathbf{A}\tau} \mathbf{f}(\tau) d\tau.$$

三、典型例题

例 1 证明: 若对任一矩阵范数 $\|\cdot\|$, 方阵 \mathbf{A} 满足 $\|\mathbf{A}\| < 1$, 则 \mathbf{A} 为收敛矩阵.

证 因为 $\|\mathbf{A}^k\| < \|\mathbf{A}\|^k$, 所以当 $\|\mathbf{A}\| < 1$ 时, 有 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}^k\| = 0$, 也即 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}^k - \mathbf{0}\| = 0$, 于是 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = \mathbf{0}$, 故 \mathbf{A} 为收敛矩阵.

例 2 (1) 已知 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 5 & -2 & -4 \\ -2 & 2 & 2 \\ -4 & 2 & 5 \end{pmatrix}$, 求 \mathbf{A}^{-1} . (2) 设 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 \\ 1 & 2 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, 求 $e^{\mathbf{A}}$.

解 (1) 由 $\det(\lambda E - \mathbf{A}) = (\lambda - 1)^2(\lambda - 10)$, 求得 $\lambda_1 = 1$ 的线性无关特征向量为 $(-1, -2, 0)^T$ 和 $(-1, 0, -1)^T$, 而 $\lambda_2 = 10$ 的特征向量为 $(2, -1, -2)^T$.

令 $\mathbf{P} = \begin{pmatrix} -1 & -1 & 2 \\ -2 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{pmatrix}$, 则 $\mathbf{P}^{-1} = \begin{pmatrix} -1/9 & -4/9 & 1/9 \\ -4/9 & 2/9 & -5/9 \\ 2/9 & -1/9 & -2/9 \end{pmatrix}$, 且 $\mathbf{P}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{P} = \text{diag}(1, 1, 10)$.

于是

$$f(\mathbf{A}) = \mathbf{A}^{-1} = \mathbf{P} \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 1/10 \end{pmatrix} \mathbf{P}^{-1} = \begin{pmatrix} 3/5 & 1/5 & 2/5 \\ 1/5 & 9/10 & -1/5 \\ 2/5 & -1/5 & 3/5 \end{pmatrix}.$$



(2) $\det(\lambda E - A) = (\lambda - 1)(\lambda - 2)^2$, 求得 $\lambda_1 = 1$ 的特征向量为 $(0, 1, 1)^T$, 而 $\lambda_2 = 2$ 的线性无关特征向量只有一个 $(1, 0, 1)^T$. 因此需要再求出它的一个广义特征向量 $(1, 1, 1)^T$. 取

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \text{ 则 } P^{-1} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix}, P^{-1}AP = J = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & J_2 \end{bmatrix}, \text{ 所以}$$

$$\begin{aligned} e^{tA} &= P \operatorname{diag}(f(J_1), f(J_2)) P^{-1} \\ &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e^t & 0 & 0 \\ 0 & e^{2t} & te^{2t} \\ 0 & 0 & e^{2t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} (t+1)e^{2t} & te^{2t} & -te^{2t} \\ -e^t + e^{2t} & e^{2t} & e^t + e^{2t} \\ -e^t + (t+1)e^{2t} & te^{2t} & e^t - te^{2t} \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

例 3 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 证明:

$$(1) \frac{d}{dt} e^{tA} = A e^{tA} = e^{tA} A,$$

$$(2) \frac{d}{dt} \cos(tA) = -A(\sin(tA)) = -(\sin(tA))A,$$

$$(3) \frac{d}{dt} \sin(tA) = A(\cos(tA)) = (\cos(tA))A.$$

证 (1) 首先有 $e^{tA} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} t^k A^k$. 因等式右边 t 的幂级数对 t 一致收敛, 逐项微分得

$$\frac{d}{dt}(e^{tA}) = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{(k-1)!} t^{k-1} A^k.$$

于是

$$\frac{d}{dt} e^{tA} = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{(k-1)!} t^{k-1} A^k = A \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{(k-1)!} t^{k-1} A^{k-1} = A e^{tA}.$$

同理

$$\frac{d}{dt} e^{tA} = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{(k-1)!} t^{k-1} A^k = \left(\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{(k-1)!} t^{k-1} A^{k-1} \right) A = e^{tA} A.$$

$$\begin{aligned} (2) \frac{d}{dt} (\cos(tA)) &= \frac{d}{dt} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k)!} (tA)^{2k} = \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^k \cdot 2k \cdot t^{2k-1}}{(2k)!} A^{2k} \\ &= -A \left(\sum_{k=1}^{\infty} \frac{(-1)^{k-1}}{(2k-1)!} \cdot (tA)^{2k-1} \right) = -A(\sin(tA)). \end{aligned}$$

同理可证明(3).

例 4 设 $\mathbf{C}, \mathbf{D} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{C} & \mathbf{0} \\ \mathbf{D} & \mathbf{E}_n \end{pmatrix}$, 且 $r(\mathbf{C}) < 1$, 求 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k$, 并计算

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \begin{pmatrix} 0.1 & 0.3 & 0 & 0 \\ 0 & 0.6 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & 1 \end{pmatrix}^k.$$

解 因为

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^2 &= \mathbf{AA} = \begin{pmatrix} \mathbf{C} & \mathbf{0} \\ \mathbf{D} & \mathbf{E}_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{C} & \mathbf{0} \\ \mathbf{D} & \mathbf{E}_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{C}^2 & \mathbf{0} \\ \mathbf{DC} + \mathbf{D} & \mathbf{E}_n \end{pmatrix}, \\ \mathbf{A}^3 &= \mathbf{A}^2 \mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{C}^2 & \mathbf{0} \\ \mathbf{DC} + \mathbf{D} & \mathbf{E}_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{C} & \mathbf{0} \\ \mathbf{D} & \mathbf{E}_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{C}^3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{D}(\mathbf{C}^2 + \mathbf{C} + \mathbf{E}_n) & \mathbf{E}_n \end{pmatrix}, \end{aligned}$$

递推得

$$\mathbf{A}^k = \begin{pmatrix} \mathbf{C}^k & \mathbf{0} \\ \mathbf{D}(\mathbf{C}^{k-1} + \cdots + \mathbf{C} + \mathbf{E}_n) & \mathbf{E}_n \end{pmatrix},$$

由已知条件 $r(\mathbf{C}) < 1$, 可知 \mathbf{C} 为收敛矩阵, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{C}^k = \mathbf{0}$, 且 $\lim_{k \rightarrow \infty} (\mathbf{C}^{k-1} + \cdots + \mathbf{C} + \mathbf{E}_n) = (\mathbf{E}_n - \mathbf{C})^{-1}$. 所以

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{D}(\mathbf{E}_n - \mathbf{C})^{-1} & \mathbf{E}_n \end{pmatrix}.$$

当 \mathbf{A} 为所给矩阵时, 可见 $\mathbf{C} = \begin{pmatrix} 0.1 & 0.3 \\ 0 & 0.6 \end{pmatrix}$, $\mathbf{D} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$. 容易判断 $r(\mathbf{C}) = 0.6 < 1$, 且

$$\mathbf{D}(\mathbf{E}_n - \mathbf{C})^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0.9 & -0.3 \\ 0 & 0.4 \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 10/9 & 5/6 \\ 0 & 5/2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10/9 & 5/6 \\ 10/9 & 35/6 \end{pmatrix}.$$

于是有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^k = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 10/9 & 5/6 & 1 & 0 \\ 10/9 & 35/6 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

例 5 已知 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0.5 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$, 证明矩阵幂级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{k}{2^{k+2}} \mathbf{A}^k$ 收敛, 并求其和.

解 由 $\det(\lambda \mathbf{E} - \mathbf{A}) = \begin{vmatrix} \lambda - 0.5 & -1 \\ -1 & \lambda + 1 \end{vmatrix} = (\lambda + 1.5)(\lambda - 1) = 0$, 得矩阵 \mathbf{A} 的两个特征值

$\lambda_1 = -1.5$, $\lambda_2 = 1$, 故 $r(\mathbf{A}) = 1.5$. 而级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{k}{2^{k+2}} x^k$ 的收敛半径为 $r = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{k}{2^{k+2}} \cdot \frac{2^{k+3}}{k+1} = 2$,

$r(\mathbf{A}) = 1.5 < 2 = r$, 从而矩阵幂级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{k}{2^{k+2}} \mathbf{A}^k$ 收敛.

$$\text{又 } \sum_{k=1}^{\infty} \frac{k}{2^{k+2}} x^k = \frac{x}{4} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{k}{2^k} x^{k-1} = \frac{x}{4} \left(\sum_{k=1}^{\infty} \frac{x^k}{2^k} \right)' = \frac{x}{4} \left(\frac{x}{2-x} \right)' = \frac{x}{4} \cdot \frac{2}{(2-x)^2} = \frac{1}{2} x (2-x)^{-2}, \text{ 于是}$$

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{k}{2^{k+2}} A^k &= \frac{1}{2} A (2E - A)^{-2} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 0.5 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1.5 & -1 \\ -1 & 3 \end{pmatrix}^{-2} \\ &= \begin{pmatrix} 1/4 & 1/2 \\ 1/2 & -1/2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 40/49 & 18/49 \\ 18/49 & 13/49 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 19/49 & 11/49 \\ 11/49 & 5/98 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

例 6 (1) 若 $A^2 = A$, 求 $\sin A$.

(2) 若 $A^2 = E$, 求 $\sin A$.

解 (1) 若 $A^2 = A$, 设 $\text{rank}(A) = r$, 则 A 的特征值为 1 或 0, 于是必存在可逆矩阵 P ,

使得 A 可对角化为 $P^{-1}AP = \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} = J$, 故

$$\begin{aligned} \sin A &= P \sin J \cdot P^{-1} = P \begin{pmatrix} \sin 1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \sin 1 & \\ & & & 0 \\ & & & & \ddots \\ & & & & & 0 \end{pmatrix} P^{-1} \\ &= \sin 1 \cdot P \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} P^{-1} = \sin 1 \cdot A \end{aligned}$$

(2) 当 $A^2 = E$ 时, A 的特征值为 1 或 -1 , 设 A 有 r 个特征值为 1, $n-r$ 个特征值为 -1 , 则存在可逆矩阵 P , 使得 $A = P \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -E_{n-r} \end{pmatrix} P^{-1}$, 于是

$$\begin{aligned} \sin A &= P \begin{pmatrix} \sin 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & \sin 1 & & \\ & & & -\sin 1 & \\ & & & & \ddots \\ & & & & & -\sin 1 \end{pmatrix} P^{-1} \\ &= \sin 1 \cdot P \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -E_{n-r} \end{pmatrix} P^{-1} = \sin 1 \cdot A. \end{aligned}$$

例 7 设 $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 当 $AB = BA$ 时, 计算可知 $e^A e^B = e^B e^A = e^{A+B}$.

(1) 试举例说明, 一般情况下 $e^A e^B = e^B e^A = e^{A+B}$ 可能不成立;

(2) 证明 $|e^A| \cdot |e^B| = |e^B| \cdot |e^A| = |e^{A+B}|$ 总是成立.

解 (1) 取 $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$, $B = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, 则 $AB = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \neq BA = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$.

容易看出 A, B 已经是 Jordan 标准形. 于是 $e^A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, $e^B = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e \end{pmatrix}$, 而 $A + B = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, 令 $P = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, 则 $A + B = PJP^{-1} = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, $e^{A+B} = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & e-1 \\ 0 & e \end{pmatrix}$. 显然, $e^A e^B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & e \\ 0 & e \end{pmatrix} \neq e^{A+B}$, $e^B e^A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & e \end{pmatrix} \neq e^{A+B}$.

(2) 设 A 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s$, 相应重数分别为 m_1, m_2, \dots, m_s . 再设 A 的 Jordan 标准形为 J , 则有可逆矩阵 P , 使得

$$P^{-1}AP = J = \begin{pmatrix} J_1 & & \\ & \ddots & \\ & & J_s \end{pmatrix},$$

$$\text{其中 } J_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & & \\ & \lambda_i & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & \lambda_i \end{pmatrix}_{m_i \times m_i}, \quad i=1, 2, \dots, s.$$

于是

$$e^A = Pe^J P^{-1} = P \begin{pmatrix} e^{J_1} & & \\ & \ddots & \\ & & e^{J_s} \end{pmatrix} P^{-1},$$

$$\text{其中 } e^{J_i} = \begin{pmatrix} e^{\lambda_i} & e^{\lambda_i} & \frac{1}{2!} e^{\lambda_i} & \cdots & \frac{1}{(m_i-1)!} e^{\lambda_i} \\ e^{\lambda_i} & e^{\lambda_i} & \ddots & & \vdots \\ e^{\lambda_i} & & \ddots & \frac{1}{2!} e^{\lambda_i} & \\ & \ddots & & e^{\lambda_i} & \\ & & & e^{\lambda_i} & \end{pmatrix}_{m_i \times m_i}, \quad i=1, 2, \dots, s.$$

因此有

$$\begin{aligned} |e^A| &= |P| |e^J| |P^{-1}| = |e^J| = \begin{vmatrix} e^{J_1} & & & \\ & e^{J_2} & & \\ & & \ddots & \\ & & & e^{J_s} \end{vmatrix} = |e^{J_1}| |e^{J_2}| \cdots |e^{J_s}| \\ &= e^{m_1\lambda_1} e^{m_2\lambda_2} \cdots e^{m_s\lambda_s} = e^{m_1\lambda_1 + m_2\lambda_2 + \cdots + m_s\lambda_s} = e^{\text{tr} A}. \end{aligned}$$

利用上式结论即得

$$|\mathrm{e}^{\mathbf{A}}| \cdot |\mathrm{e}^{\mathbf{B}}| = |\mathrm{e}^{\mathbf{B}}| \cdot |\mathrm{e}^{\mathbf{A}}| = \mathrm{e}^{\mathrm{tr}\mathbf{A}} \cdot \mathrm{e}^{\mathrm{tr}\mathbf{B}} = \mathrm{e}^{\mathrm{tr}(\mathbf{A}+\mathbf{B})} = \mathrm{e}^{\mathrm{tr}(\mathbf{A}+\mathbf{B})} = |\mathrm{e}^{\mathbf{A}+\mathbf{B}}|.$$

例 8 设 \mathbf{X} 为 $n \times m$ 矩阵, \mathbf{A}, \mathbf{B} 分别为 $n \times n$ 和 $m \times n$ 的常数矩阵, 证明:

$$(1) \frac{d}{d\mathbf{X}}(\mathrm{tr}(\mathbf{BX})) = \frac{d}{d\mathbf{X}}(\mathrm{tr}(\mathbf{X}^T \mathbf{B}^T)) = \mathbf{B}^T;$$

$$(2) \frac{d}{d\mathbf{X}}(\mathrm{tr}(\mathbf{X}^T \mathbf{AX})) = (\mathbf{A} + \mathbf{A}^T)\mathbf{X}.$$

证 (1) 设 $\mathbf{B} = (b_{ij})_{m \times n}$, $\mathbf{X} = (x_{ij})_{n \times m}$, 则 $\mathbf{BX} = (\sum_{k=1}^n b_{ik} x_{kj})_{m \times m}$, 于是

$$\mathrm{tr}(\mathbf{BX}) = \sum_{k=1}^n b_{1k} x_{k1} + \cdots + \sum_{k=1}^n b_{jk} x_{kj} + \cdots + \sum_{k=1}^n b_{mk} x_{km},$$

$$\frac{\partial \mathrm{tr}(\mathbf{BX})}{\partial x_{ij}} = b_{ji}, \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m.$$

所以

$$\frac{d}{d\mathbf{X}}(\mathrm{tr}(\mathbf{BX})) = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{21} & \cdots & b_{m1} \\ b_{12} & b_{22} & \cdots & b_{m2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{1n} & b_{2n} & \cdots & b_{mn} \end{pmatrix} = \mathbf{B}^T.$$

又因为 $\mathrm{tr}(\mathbf{X}^T \mathbf{B}^T) = \mathrm{tr}((\mathbf{BX})^T) = \mathrm{tr}(\mathbf{BX})$, 故有

$$\frac{d}{d\mathbf{X}}(\mathrm{tr}(\mathbf{BX})) = \frac{d}{d\mathbf{X}}(\mathrm{tr}(\mathbf{X}^T \mathbf{B}^T)) = \mathbf{B}^T.$$

(2) 设 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{n \times n}$, $\mathbf{X} = (x_{ij})_{n \times m}$, $f = \mathrm{tr}(\mathbf{X}^T \mathbf{AX})$, 则有

$$\mathbf{X}^T = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{21} & \cdots & x_{n1} \\ x_{12} & x_{22} & \cdots & x_{n2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{1m} & x_{2m} & \cdots & x_{nm} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{AX} = \begin{pmatrix} \sum_{k=1}^n a_{1k} x_{k1} & \sum_{k=1}^n a_{1k} x_{k2} & \cdots & \sum_{k=1}^n a_{1k} x_{km} \\ \sum_{k=1}^n a_{2k} x_{k1} & \sum_{k=1}^n a_{2k} x_{k2} & \cdots & \sum_{k=1}^n a_{2k} x_{km} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \sum_{k=1}^n a_{nk} x_{k1} & \sum_{k=1}^n a_{nk} x_{k2} & \cdots & \sum_{k=1}^n a_{nk} x_{km} \end{pmatrix}.$$

$$f = \sum_{l=1}^n x_{l1} \sum_{k=1}^n a_{lk} x_{k1} + \cdots + \sum_{l=1}^n x_{lj} \sum_{k=1}^n a_{lk} x_{kj} + \cdots + \sum_{l=1}^n x_{lm} \sum_{k=1}^n a_{lk} x_{km}.$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial x_{ij}} &= \frac{\partial}{\partial x_{ij}} \left(\sum_{l=1}^n x_{lj} \sum_{k=1}^n a_{lk} x_{kj} \right) = \sum_{l=1}^n \left[\frac{\partial x_{lj}}{\partial x_{ij}} \sum_{k=1}^n a_{lk} x_{kj} + x_{lj} \cdot \frac{\partial}{\partial x_{ij}} \left(\sum_{k=1}^n a_{lk} x_{kj} \right) \right] \\ &= \sum_{k=1}^n a_{ik} x_{kj} + \sum_{l=1}^n a_{li} x_{lj}. \end{aligned}$$

所以

$$\frac{df}{d\mathbf{X}} = \left(\frac{df}{dx_{ij}} \right)_{n \times m} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{A}^T\mathbf{X} = (\mathbf{A} + \mathbf{A}^T)\mathbf{X}.$$

例 9 已知 \mathbf{A} 为一个四阶矩阵, 其特征值为 $0, 0, \pi, -\pi$, 求 $\sin \mathbf{A}, \cos \mathbf{A}, e^{\mathbf{A}}$.

解 根据 \mathbf{A} 的特征值可知 \mathbf{A} 的特征方程为

$$\varphi(\lambda) = \det(\lambda\mathbf{E} - \mathbf{A}) = \lambda^2(\lambda - \pi)(\lambda + \pi) = \lambda^4 - \pi^2\lambda^2 = 0.$$

由 Hamilton-Cayley 定理可知 $\varphi(\mathbf{A}) = \mathbf{0}$, 也即 $\mathbf{A}^4 = \pi^2 \mathbf{A}^2$. 于是有

$$\begin{aligned} \sin \mathbf{A} &= \mathbf{A} - \frac{1}{3!}\mathbf{A}^3 + \frac{1}{5!}\mathbf{A}^5 - \frac{1}{7!}\mathbf{A}^7 + \frac{1}{9!}\mathbf{A}^9 - \dots \\ &= \mathbf{A} - \frac{1}{3!}\mathbf{A}^3 + \frac{1}{5!}\pi^2\mathbf{A}^3 - \frac{1}{7!}\pi^4\mathbf{A}^3 + \frac{1}{9!}\pi^6\mathbf{A}^3 - \dots \\ &= \mathbf{A} + \left(-\frac{1}{3!} + \frac{1}{5!}\pi^2 - \frac{1}{7!}\pi^4 + \frac{1}{9!}\pi^6 - \dots \right) \mathbf{A}^3 \\ &= \mathbf{A} + \frac{\sin \pi - \pi}{\pi^3} \mathbf{A}^3 = \mathbf{A} - \pi^{-2} \mathbf{A}^3, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \cos \mathbf{A} &= \mathbf{E} - \frac{1}{2!}\mathbf{A}^2 + \frac{1}{4!}\mathbf{A}^4 - \frac{1}{6!}\mathbf{A}^6 + \frac{1}{8!}\mathbf{A}^8 - \dots \\ &= \mathbf{E} - \frac{1}{2!}\mathbf{A}^2 + \frac{1}{4!}\pi^2\mathbf{A}^2 - \frac{1}{6!}\pi^4\mathbf{A}^2 + \frac{1}{8!}\pi^6\mathbf{A}^2 - \dots \\ &= \mathbf{E} + \left(-\frac{1}{2!} + \frac{1}{4!}\pi^2 - \frac{1}{6!}\pi^4 + \frac{1}{8!}\pi^6 - \dots \right) \mathbf{A}^2 \\ &= \mathbf{A} + \frac{\cos \pi - 1}{\pi^2} \mathbf{A}^2 = \mathbf{E} - 2\pi^{-2} \mathbf{A}^2, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} e^{\mathbf{A}} &= \mathbf{E} + \mathbf{A} + \frac{1}{2!}\mathbf{A}^2 + \frac{1}{3!}\mathbf{A}^3 + \frac{1}{4!}\mathbf{A}^4 + \dots \\ &= \mathbf{E} + \mathbf{A} + \frac{1}{2!}\mathbf{A}^2 + \frac{1}{3!}\mathbf{A}^3 + \frac{1}{4!}\pi^2\mathbf{A}^2 + \frac{1}{5!}\pi^2\mathbf{A}^3 + \frac{1}{6!}\pi^4\mathbf{A}^2 + \frac{1}{7!}\pi^4\mathbf{A}^3 + \dots \\ &= \mathbf{E} + \mathbf{A} + \left(\frac{1}{2!} + \frac{1}{4!}\pi^2 + \frac{1}{6!}\pi^4 + \dots \right) \mathbf{A}^2 + \left(\frac{1}{3!} + \frac{1}{5!}\pi^2 + \frac{1}{7!}\pi^4 + \dots \right) \mathbf{A}^3 \\ &= \mathbf{E} + \mathbf{A} + \frac{1}{\pi^2} \left(\frac{e^\pi + e^{-\pi}}{2} - 1 \right) \mathbf{A}^2 + \frac{1}{\pi^3} \left(e^\pi - \pi - \frac{e^\pi + e^{-\pi}}{2} \right) \mathbf{A}^3. \end{aligned}$$

例 10 设 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} -2 & 1 & 0 \\ -4 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, $\mathbf{f}(t) = (1, 2, e^t - 1)^T$. 求线性微分方程组初值问题

$$\begin{cases} \frac{d\mathbf{x}(t)}{dt} = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{f}(t), \\ \mathbf{x}(0) = (1, 1, -1)^T \end{cases}$$

的解.

解 由 $\det(\lambda E - A) = \lambda^2(\lambda - 1)$, 求得特征值 $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 1$. 进一步求得 $\lambda_1 = 0$ 的一个特征向量 $x_1 = (-2, -4, 2)^T$ 和一个广义特征向量 $x_2 = (1, 0, 1)^T$, 以及 $\lambda_2 = 1$ 的特征向量

$x_3 = (0, 0, -1)^T$. 取 $P = \begin{bmatrix} -2 & 1 & 0 \\ -4 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & -1 \end{bmatrix}$, 则 $P^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & -1/4 & 0 \\ 1 & -1/2 & 0 \\ 1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$, A 的 Jordan 标准形

为 $P^{-1}AP = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$. 计算得到

$$e^{At}x(0) = P \begin{bmatrix} 1 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & e^t \end{bmatrix} P^{-1} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-2t & t & 0 \\ -4t & 1+2t & 0 \\ 1+2t-e^t & -1-t+e^t & e^t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-t \\ 1-2t \\ t-e^t \end{bmatrix},$$

$$\int_0^t e^{A(t-\tau)} f(\tau) d\tau = \int_0^t P \begin{bmatrix} 1 & t-\tau & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & e^{t-\tau} \end{bmatrix} P^{-1} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ e^\tau - 1 \end{bmatrix} d\tau = \int_0^t \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ e^\tau - 1 \end{bmatrix} d\tau = \begin{bmatrix} t \\ 2t \\ te^t - t \end{bmatrix}.$$

于是初值问题的解为

$$\begin{aligned} x(t) &= e^{At}x(0) + \int_0^t e^{-A\tau} f(\tau) d\tau = e^{At}x(0) + \int_0^t e^{A(t-\tau)} f(\tau) d\tau \\ &= \begin{bmatrix} 1-t \\ 1-2t \\ t-e^t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t \\ 2t \\ te^t - t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ (t-1)e^t \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

四、习题解答

1. 设 $A = \begin{bmatrix} 0 & c & c \\ c & 0 & c \\ c & c & 0 \end{bmatrix}$. 讨论 c 取何值时 A 为收敛矩阵.

解 由于 $|\lambda E_3 - A| = \begin{vmatrix} \lambda & -c & -c \\ -c & \lambda & -c \\ -c & -c & \lambda \end{vmatrix} = (\lambda+c)^2(\lambda-2c)$, 所以 A 的特征值为 $\lambda_1 = 2c$,

$\lambda_2 = \lambda_3 = -c$, 于是 $r(A) = 2|c|$, 而矩阵 A 收敛的充要条件是 $r(A) < 1$, 即 $-\frac{1}{2} < c < \frac{1}{2}$.

2. 若 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} = A$, 证明 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^{(k)}\| = \|A\|$, 其中 $A^{(k)}, A \in \mathbf{C}^{m \times n}$, $\|\cdot\|$ 为 $\mathbf{C}^{m \times n}$ 中的任一矩阵范数. 并问该命题的逆命题是否成立, 为什么?

证 由于 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} = A \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|A^{(k)} - A\| = 0$, 再利用矩阵范数的三角不等式推知

$$|\|A^{(k)}\| - \|A\|| \leqslant \|A^{(k)} - A\|,$$

所以有 $\lim_{k \rightarrow \infty} |\| \mathbf{A}^{(k)} \| - \|\mathbf{A}\| | = 0$, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}^{(k)}\| = \|\mathbf{A}\|$.

该命题的逆命题不成立, 例如取 $\mathbf{A}^{(k)} = \begin{pmatrix} (-1)^k & \frac{1}{k} \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$, $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$, 并取矩阵范数为 Frobenius 范数, 则有 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}^{(k)}\| = \lim_{k \rightarrow \infty} \sqrt{1 + 1 + \frac{1}{k^2}} = \sqrt{2} = \|\mathbf{A}\|$, 但 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^{(k)}$ 不存在, 所以 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^{(k)} \neq \mathbf{A}$.

3. 设 $\mathbf{A}^{(k)} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\mathbf{B}^{(k)} \in \mathbb{C}^{n \times l}$, $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^{(k)} = \mathbf{A}$, $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{B}^{(k)} = \mathbf{B}$, 证明 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^{(k)} \mathbf{B}^{(k)} = \mathbf{AB}$.

证 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^{(k)} \mathbf{B}^{(k)} = \mathbf{AB} \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}^{(k)} \mathbf{B}^{(k)} - \mathbf{AB}\| = 0$, 利用矩阵范数的性质有

$$\begin{aligned} \|\mathbf{A}^{(k)} \mathbf{B}^{(k)} - \mathbf{AB}\| &= \|\mathbf{A}^{(k)} \mathbf{B}^{(k)} - \mathbf{AB}^{(k)} + \mathbf{AB}^{(k)} - \mathbf{AB}\| \\ &\leq \|\mathbf{A}^{(k)} - \mathbf{A}\| \|\mathbf{B}^{(k)}\| + \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}^{(k)} - \mathbf{B}\| \\ &\leq \|\mathbf{B}^{(k)}\| \|\mathbf{A}^{(k)} - \mathbf{A}\| + \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}^{(k)} - \mathbf{B}\|. \end{aligned}$$

由已知条件 $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^{(k)} = \mathbf{A}$, $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{B}^{(k)} = \mathbf{B}$ 及第 2 题结论知 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}^{(k)} - \mathbf{A}\| = 0$, $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{B}^{(k)} - \mathbf{B}\| = 0$, $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{B}^{(k)}\| = \|\mathbf{B}\|$. 由此可见, 上面不等式的右边趋于 0, 所以 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{A}^{(k)} \mathbf{B}^{(k)} - \mathbf{AB}\| = 0$.

4. 设 $\mathbf{A}^{(k)} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{A}^{(k)} = \mathbf{A}$, $(\mathbf{A}^{(k)})^{-1}$ 和 \mathbf{A}^{-1} 都存在, 证明 $\lim_{k \rightarrow \infty} (\mathbf{A}^{(k)})^{-1} = \mathbf{A}^{-1}$.

证 记 $\text{adj}(\mathbf{A})$ 为矩阵 \mathbf{A} 的伴随矩阵, A_{ij} 为 \mathbf{A} 中元素 a_{ij} 的代数余子式, 则 $(\mathbf{A}^{(k)})^{-1} = \frac{\text{adj}(\mathbf{A}^{(k)})}{\det(\mathbf{A}^{(k)})}$, 其中

$$\text{adj}(\mathbf{A}^{(k)}) = \begin{pmatrix} A_{11}^{(k)} & A_{21}^{(k)} & \cdots & A_{n1}^{(k)} \\ A_{12}^{(k)} & A_{22}^{(k)} & \cdots & A_{n2}^{(k)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ A_{1n}^{(k)} & A_{2n}^{(k)} & \cdots & A_{nn}^{(k)} \end{pmatrix}.$$

易知 $A_{ij}^{(k)}$ 是 $\mathbf{A}^{(k)}$ 中元素的 $n-1$ 次多项式, 由多项式函数的连续性知 $\lim_{k \rightarrow \infty} A_{ij}^{(k)} = A_{ij}$, 故 $\lim_{k \rightarrow \infty} \text{adj}(\mathbf{A}^{(k)}) = \text{adj}(\mathbf{A})$. 同理 $\det(\mathbf{A}^{(k)})$ 是 $\mathbf{A}^{(k)}$ 中元素的 n 次多项式, 所以 $\lim_{k \rightarrow \infty} \det(\mathbf{A}^{(k)}) = \det(\mathbf{A}) \neq 0$, 于是 $\lim_{k \rightarrow \infty} (\mathbf{A}^{(k)})^{-1} = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\text{adj}(\mathbf{A}^{(k)})}{\det(\mathbf{A}^{(k)})} = \frac{\text{adj}(\mathbf{A})}{\det(\mathbf{A})} = \mathbf{A}^{-1}$.

5. 设矩阵级数 $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^{(k)}$ 收敛(绝对收敛), 证明 $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{PA}^{(k)} \mathbf{Q}$ 也收敛(绝对收敛), 且

$$\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{PA}^{(k)} \mathbf{Q} = \mathbf{P} \left(\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^{(k)} \right) \mathbf{Q},$$

其中 $\mathbf{A}^{(k)} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\mathbf{P} \in \mathbb{C}^{s \times m}$, $\mathbf{Q} \in \mathbb{C}^{n \times l}$.

证 记 $\mathbf{S}^{(N)} = \sum_{k=0}^N \mathbf{PA}^{(k)} \mathbf{Q} = \mathbf{P} \left(\sum_{k=0}^N \mathbf{A}^{(k)} \right) \mathbf{Q}$, 于是

$$\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{PA}^{(k)} \mathbf{Q} = \lim_{N \rightarrow \infty} \mathbf{S}^{(N)} = \mathbf{P} \left(\lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^N \mathbf{A}^{(k)} \right) \mathbf{Q} = \mathbf{P} \left(\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^{(k)} \right) \mathbf{Q},$$

可见若 $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^{(k)}$ 收敛，则 $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{P}\mathbf{A}^{(k)}\mathbf{Q}$ 也收敛。如果 $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^{(k)}$ 绝对收敛，则 $\sum_{k=0}^{\infty} \|\mathbf{A}^{(k)}\|$ 收敛。又由于 $\|\mathbf{P}\mathbf{A}^{(k)}\mathbf{Q}\| \leq \|\mathbf{P}\| \|\mathbf{A}^{(k)}\| \|\mathbf{Q}\| \leq c \|\mathbf{A}^{(k)}\|$ ，其中 c 是与 k 无关的正常数，由比较判别法知 $\sum_{k=0}^{\infty} \|\mathbf{P}\mathbf{A}^{(k)}\mathbf{Q}\|$ 收敛，故 $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{P}\mathbf{A}^{(k)}\mathbf{Q}$ 也绝对收敛。

6. 讨论下列幂级数的敛散性：

$$(1) \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k^2} \begin{pmatrix} 1 & 7 \\ -1 & -3 \end{pmatrix}^k; \quad (2) \sum_{k=0}^{\infty} \frac{k}{6^k} \begin{pmatrix} 1 & -8 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}^k.$$

解 (1) 设 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 7 \\ -1 & -3 \end{pmatrix}$ ，可求得 \mathbf{A} 的特征值为 $\lambda_1 = \lambda_2 = -2$ ，所以 $r(\mathbf{A}) = 2$ 。幂级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k^2} x^k$ 的收敛半径为 $r = \lim_{k \rightarrow \infty} \left| \frac{a_k}{a_{k+1}} \right| = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{(k+1)^2}{k^2} = 1$ 。由 $r(\mathbf{A}) = 2 > r$ 知，矩阵幂级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{k^2} \mathbf{A}^k$ 发散。

(2) 设 $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & -8 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}$ ，可求得 \mathbf{B} 的特征值为 $\lambda_1 = -3, \lambda_2 = 5$ ，所以 $r(\mathbf{B}) = 5$ 。又因为幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} \frac{k}{6^k} x^k$ 的收敛半径为 $r = \lim_{k \rightarrow \infty} \left| \frac{a_k}{a_{k+1}} \right| = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{k}{6^k} \frac{6^{k+1}}{k+1} = 6, r(\mathbf{B}) < r$ ，所以矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} \frac{k}{6^k} \mathbf{B}^k$ 绝对收敛。

$$7. \text{计算 } \sum_{k=0}^{\infty} \begin{pmatrix} 0.1 & 0.7 \\ 0.3 & 0.6 \end{pmatrix}^k.$$

解 设 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0.1 & 0.7 \\ 0.3 & 0.6 \end{pmatrix}$ ，由于 $\|\mathbf{A}\|_{\infty} = 0.9 < 1$ ，故矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} \mathbf{A}^k$ 收敛，且其和为 $(\mathbf{E} - \mathbf{A})^{-1} = \frac{2}{3} \begin{pmatrix} 4 & 7 \\ 3 & 9 \end{pmatrix}$ 。

8. 设 $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $\mathbf{AB} = \mathbf{BA}$, 证明：

$$\sin(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \sin \mathbf{A} \cos \mathbf{B} + \cos \mathbf{A} \sin \mathbf{B}, \quad \cos(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \cos \mathbf{A} \cos \mathbf{B} - \sin \mathbf{A} \sin \mathbf{B}.$$

证 由 $\mathbf{AB} = \mathbf{BA}$ ，有 $e^{\mathbf{A}} e^{\mathbf{B}} = e^{\mathbf{A} + \mathbf{B}}$ ，

$$\begin{aligned} \sin(\mathbf{A} + \mathbf{B}) &= \frac{1}{2i} (e^{i(\mathbf{A} + \mathbf{B})} - e^{-i(\mathbf{A} + \mathbf{B})}) = \frac{1}{2i} (e^{i\mathbf{A}} e^{i\mathbf{B}} - e^{-i\mathbf{A}} e^{-i\mathbf{B}}) \\ &= \frac{1}{2i} [(\cos \mathbf{A} + i \sin \mathbf{A})(\cos \mathbf{B} + i \sin \mathbf{B}) \\ &\quad - (\cos \mathbf{A} - i \sin \mathbf{A})(\cos \mathbf{B} - i \sin \mathbf{B})] \\ &= \sin \mathbf{A} \cos \mathbf{B} + \cos \mathbf{A} \sin \mathbf{B}. \end{aligned}$$

同理可证

$$\cos(A+B) = \cos A \cos B - \sin A \sin B.$$

9. 设 $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, 求 e^{At} , $\sin At$.

解 由 $|\lambda E_3 - A| = (\lambda + 1)(\lambda - 1)(\lambda - 2) = 0$, 求得 A 的特征值为 $\lambda_1 = -1$, $\lambda_2 = 1$, $\lambda_3 = 2$, 于是存在可逆矩阵

$$P = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ -3 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad P^{-1} = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 0 & -1 & 1 \\ 0 & 3 & 3 \\ 6 & 4 & 2 \end{pmatrix},$$

使得

$$P^{-1}AP = \begin{bmatrix} -1 & & \\ & 1 & \\ & & 2 \end{bmatrix}.$$

再根据矩阵函数值的计算公式得

$$\begin{aligned} e^{At} &= P \text{diag}(e^{-t}, e^t, e^{2t}) P^{-1} \\ &= \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 6e^{2t} & 4e^{2t} - 3e^t - e^{-t} & 2e^{2t} - 3e^t + e^{-t} \\ 0 & 3e^t + 3e^{-t} & 3e^t - 3e^{-t} \\ 0 & 3e^t - 3e^{-t} & 3e^t + 3e^{-t} \end{pmatrix}, \\ \sin At &= P \text{diag}(\sin(-t), \sin t, \sin 2t) P^{-1} \\ &= \frac{1}{6} \begin{pmatrix} \sin 2t & 4\sin 2t - 2\sin t & 2\sin 2t - 4\sin t \\ 0 & 0 & 6\sin t \\ 0 & 6\sin t & 0 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

10. 设 $A = \begin{pmatrix} -1 & -2 & 6 \\ -1 & 0 & 3 \\ -1 & -1 & 4 \end{pmatrix}$, 求 e^{At} , $\cos At$.

解 由

$$|\lambda E_3 - A| = \begin{vmatrix} \lambda + 1 & 2 & -6 \\ 1 & \lambda & -3 \\ 1 & 1 & \lambda - 4 \end{vmatrix} = (\lambda - 1)^3 = 0$$

得出 A 的特征值 $\lambda = 1$, 解齐次线性方程组 $(A - E_3)x = \mathbf{0}$, 即

$$\begin{bmatrix} -2 & -2 & 6 \\ -1 & -1 & 3 \\ -1 & -1 & 3 \end{bmatrix}x = \mathbf{0},$$

得出 $\lambda = 1$ 的两个线性无关的特征向量 $\alpha_1 = (-1, 1, 0)^T$, $\alpha_2 = (2, 1, 1)^T$. 又对 α_2 , 因非齐次方

程组 $(A - E_3)\beta = \alpha_2$ 相容, 故可求得其解 $\beta = (-1, 0, 0)^T$. 由 $\alpha_1, \alpha_2, \beta$ 构造可逆矩阵

$P = \begin{pmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, $P^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 3 \end{pmatrix}$, 使 $P^{-1}AP = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ 为 A 的 Jordan 标准形. 于是

$$\begin{aligned} e^{At} &= P \begin{pmatrix} e^t & 0 & 0 \\ 0 & e^t & te^t \\ 0 & 0 & e^t \end{pmatrix} P^{-1} = \begin{pmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} e^t & 0 & 0 \\ 0 & e^t & te^t \\ 0 & 0 & e^t \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 3 \end{pmatrix} \\ &= e^t \begin{pmatrix} 1-2t & -2t & 6t \\ -t & 1-t & 3t \\ -t & -t & 1+3t \end{pmatrix}, \\ \cos At &= P \begin{pmatrix} \cos t & 0 & 0 \\ 0 & \cos t & -t\sin t \\ 0 & 0 & \cos t \end{pmatrix} P^{-1} \\ &= \begin{pmatrix} 2t\sin t + \cos t & 2t\sin t & -6t\sin t \\ t\sin t & \cos t + t\sin t & -3t\sin t \\ t\sin t & t\sin t & \cos t - 3t\sin t \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

11. 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, 求 $\ln A$.

解 法一 事实上, 可证明 $f(A^T) = [f(A)]^T$ 成立. 本题中 A^T 为一 Jordan 标准形矩阵, 由 $f(A) = \ln A$, 可知 $f(1) = 0, f'(1) = 1, f''(1) = -1, f'''(1) = 2$. 所以

$$\begin{aligned} \ln A &= [\ln A^T]^T = \begin{pmatrix} f(1) & f'(1) & \frac{f''(1)}{2!} & \frac{f'''(1)}{3!} \\ & f(1) & f'(1) & \frac{f''(1)}{2!} \\ & & f(1) & f'(1) \\ & & & f(1) \end{pmatrix}^T \\ &= \begin{pmatrix} 0 & 1 & -\frac{1}{2} & \frac{1}{3} \\ 0 & 1 & -\frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} 0 & & & \\ 1 & 0 & & \\ -\frac{1}{2} & 1 & 0 & \\ \frac{1}{3} & -\frac{1}{2} & 1 & 0 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

法二 对 \mathbf{A} 求得 \mathbf{P} , 使得 $\mathbf{P}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{P} = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & \\ & & 1 & \\ & & & 1 \\ & & & 1 \end{pmatrix} = \mathbf{J}$, 进一步得到

$$\ln \mathbf{A} = \mathbf{P} \ln \mathbf{J} \cdot \mathbf{P}^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{2} & & 1 & 0 \\ \frac{1}{3} & -\frac{1}{2} & 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

12. 设 $\mathbf{A}(t)$ 和 $\mathbf{A}^{-1}(t)$ 均为 n 阶可微矩阵, 证明:

$$\frac{d\mathbf{A}^{-1}(t)}{dt} = -\mathbf{A}^{-1}(t) \left(\frac{d\mathbf{A}(t)}{dt} \right) \mathbf{A}^{-1}(t).$$

证 对 $\mathbf{A}(t)\mathbf{A}^{-1}(t)=\mathbf{E}$ 两端关于 t 求导数, 可得

$$\frac{d\mathbf{A}(t)}{dt} \cdot \mathbf{A}^{-1}(t) + \mathbf{A}(t) \cdot \frac{d\mathbf{A}^{-1}(t)}{dt} = \mathbf{0}.$$

两边左乘 $\mathbf{A}^{-1}(t)$ 并移项, 即得

$$\frac{d\mathbf{A}^{-1}(t)}{dt} = -\mathbf{A}^{-1}(t) \left(\frac{d\mathbf{A}(t)}{dt} \right) \mathbf{A}^{-1}(t).$$

13. 设 $f(\mathbf{X}) = \text{tr}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})$, $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 求 $\frac{df}{d\mathbf{X}}$.

解 这是数量函数对矩阵变量的导数. 设 $\mathbf{X} = (x_{ij})_{m \times n}$, 则

$$f(\mathbf{X}) = \|\mathbf{X}\|_F^2 = \sum_{s=1}^m \sum_{t=1}^n x_{st}^2 = \text{tr}(\mathbf{X}^T \mathbf{X}).$$

又因为 $\frac{\partial f}{\partial x_{ij}} = 2x_{ij}$ ($i=1, 2, \dots, m$; $j=1, 2, \dots, n$), 所以

$$\frac{df}{d\mathbf{X}} = \left(\frac{\partial f}{\partial x_{ij}} \right)_{m \times n} = (2x_{ij})_{m \times n} = 2\mathbf{X}.$$

14. 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$, $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \mathbf{A}\mathbf{x}$, 求 $\frac{d\mathbf{F}(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}}$, $\frac{d\mathbf{F}(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}^T}$.

解 设 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{m \times n}$, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 由于

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \mathbf{A}\mathbf{x} = \left(\sum_{k=1}^n a_{1k}x_k, \dots, \sum_{k=1}^n a_{mk}x_k \right)^T,$$

所以 $\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x_i} = (a_{1i}, \dots, a_{mi})^T$, $\frac{d\mathbf{F}}{d\mathbf{x}} = \left(\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x_n} \right)^T = (a_{11}, \dots, a_{m1}, \dots, a_{1n}, \dots, a_{mn})^T$.

而

$$\frac{d\mathbf{F}}{d\mathbf{x}^T} = \left(\frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial \mathbf{F}}{\partial x_n} \right) = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} = \mathbf{A}.$$

15. 设 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $\det(\mathbf{X}) \neq 0$, $f(\mathbf{X}) = \det(\mathbf{X})$. 证明 $\frac{df}{d\mathbf{X}} = (\det(\mathbf{X}))(\mathbf{X}^{-1})^T$.

证 设 $\mathbf{X} = (x_{ij})_{n \times n}$, 记 x_{ij} 的代数余子式为 X_{ij} , \mathbf{X} 的伴随矩阵为 $\text{adj}(\mathbf{X})$. 将 $\det(\mathbf{X})$ 按第 i 行展开, 得

$$f(\mathbf{X}) = \det(\mathbf{X}) = x_{i1}X_{i1} + \cdots + x_{ij}X_{ij} + \cdots + x_{in}X_{in},$$

所以 $\frac{\partial f}{\partial x_{ij}} = X_{ij}$ ($i, j = 1, 2, \dots, n$), 从而有

$$\frac{df}{d\mathbf{X}} = (X_{ij})_{n \times n} = (\text{adj}(\mathbf{X}))^T = ((\det(\mathbf{X}))\mathbf{X}^{-1})^T = (\det(\mathbf{X}))(\mathbf{X}^{-1})^T.$$

第六章

广义逆矩阵

广义逆矩阵是通常逆矩阵的推广，它的研究起源和一大应用就是对相容线性方程组的一般解、最小范数解，不相容方程组的最小二乘解、最佳最小二乘解(最佳逼近解)做出了统一的理论解释，解决了一般线性方程组的求解问题。除此之外，广义逆矩阵在数理统计、系统理论、最优化理论、现代控制理论，网络理论等许多领域也有广泛的应用，是矩阵理论的一个重要分支。

一、基本概念

1. Penrose 的四个矩阵方程

$$(1) \mathbf{AGA} = \mathbf{A}; \quad (2) \mathbf{GAG} = \mathbf{G}; \quad (3) (\mathbf{GA})^H = \mathbf{GA}; \quad (4) (\mathbf{AG})^H = \mathbf{AG}.$$

2. 矩阵的单边逆

设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ，若存在矩阵 \mathbf{G} ，满足 $\mathbf{GA} = \mathbf{E}_n$ ($\mathbf{AG} = \mathbf{E}_m$)，则称 \mathbf{G} 为 \mathbf{A} 的左(右)逆矩阵记为 $\mathbf{G} = \mathbf{A}_L^{-1}$ ($\mathbf{G} = \mathbf{A}_R^{-1}$)，并称 \mathbf{A} 左(右)可逆。

3. 几种常用的广义逆矩阵

- (1) 矩阵 \mathbf{A} 的广义逆矩阵 \mathbf{A}^- 满足 Penrose 方程(1)的矩阵，其全体记为 $\mathbf{A}\{1\}$ ；
- (2) 矩阵 \mathbf{A} 的自反广义逆矩阵 \mathbf{A}_r^- 满足 Penrose 方程(1)和(2)的矩阵，其全体记为 $\mathbf{A}\{1,2\}$ ；
- (3) 矩阵 \mathbf{A} 的 $\{1,3\}$ 逆满足 Penrose 方程(1)和(3)的矩阵，其全体记为 $\mathbf{A}\{1,3\}$ ；
- (4) 矩阵 \mathbf{A} 的 $\{1,4\}$ 逆满足 Penrose 方程(1)和(4)的矩阵，其全体记为 $\mathbf{A}\{1,4\}$ ；
- (5) 矩阵 \mathbf{A} 的 M-P 广义逆矩阵 \mathbf{A}^+ 满足 Penrose 方程(1)~(4)的矩阵。

4. 线性方程组的解

- (1) 最小范数解 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}, \mathbf{b} \in \mathbb{C}^m$ ，当方程组 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 有解时，称其解集中范数最小的解为最小范数解。

(2) 最小二乘解 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $b \in \mathbb{C}^m$, 当方程组 $Ax = b$ 无解时, 若存在 $x_0 \in \mathbb{C}^n$, 使得 $\|Ax_0 - b\|_2 = \min_{x \in \mathbb{C}^n} \|Ax - b\|_2$, 则称 x_0 为 $Ax = b$ 的最小二乘解.

特别地, 把 $Ax = b$ 的所有最小二乘解中范数最小的解称为最佳最小二乘解(最佳逼近解).

二、主要结论

1. 矩阵的单边逆的存在条件和计算公式

(1) 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则 A 左可逆的充要条件是 A 列满秩(或 $N(A) = \{0\}$), A 右可逆的充要条件是 A 行满秩(或 $R(A) = \mathbb{C}^m$).

(2) 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 是左可逆矩阵, 则 $G = (A_1^{-1} - BA_2A_1^{-1} \quad B)P$ 为 A 的一个左逆矩阵, 其中 $B \in \mathbb{C}^{n \times (m-n)}$ 为任意矩阵, P 为使 $PA = \begin{pmatrix} A_1 \\ A_2 \end{pmatrix}$ (A_1 为 n 阶可逆方阵) 的行初等变换矩阵.

(3) 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 是右可逆矩阵, 则 $G = Q \begin{pmatrix} A_1^{-1} - A_1^{-1}A_2D \\ D \end{pmatrix}$ 为 A 的一个右逆矩阵. 其中 $D \in \mathbb{C}^{(n-m) \times m}$ 为任意矩阵, Q 为使 $AQ = (A_1 \quad A_2)$ (A_1 为 m 阶可逆阵) 的列初等变换矩阵.

2. 广义逆矩阵的计算公式

(1) 利用 A 的最大秩分解求 A^- 和 A_r^- 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$ 的最大秩分解为 $A = BD$, 则 $A^- = D_R^{-1}B_L^{-1}$ 是 A 的一个广义逆矩阵, 同时还是 A 的自反广义逆矩阵.

(2) 利用矩阵的行交换和列交换法求 A^- 和 A_r^- 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, 通过行交换(对应初等变换矩阵 P)和列交换(对应初等变换矩阵 Q)将矩阵 A 化为 A_1 , 即

$$PAQ = A_1 = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix},$$

其中 A_{11} 是 r 阶可逆矩阵, 则 $A^- = Q \begin{pmatrix} A_{11}^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} P$ 为 A 的一个广义逆矩阵, 同时还是 A 的自反广义逆矩阵.

(3) 利用矩阵的初等变换化为标准形求 A^- 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, 则必存在可逆矩阵 P, Q , 使得

$$\textcircled{1} PAQ = B_1 = \begin{pmatrix} E_r & B_{12} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}, \text{ 此时 } A^- = QB_1^{-1}P = Q \begin{pmatrix} E_r & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{pmatrix} P, \text{ 其中 } B_{12}G_{21} = \mathbf{0}, G_{12},$$

G_{22} 是相应维数的任意矩阵.

$$\textcircled{2} PAQ = B_2 = \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}, \text{ 此时 } A^- = QB_2^{-1}P = Q \begin{pmatrix} E_r & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{pmatrix} P, \text{ 其中 } G_{12}, G_{21}, G_{22} \text{ 是相应}$$

维数的任意矩阵.

(4) 用最大秩分解法求 A^+ 设 $A \in \mathbf{C}_r^{m \times n}$ 的最大秩分解为 $A = BD$, 则

$$A^+ = D^+ B^+ = D^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H.$$

(5) 用奇异值分解法求 A^+

① 设 $A \in \mathbf{C}_r^{m \times n}$ 的奇异值分解为 $A = U \begin{pmatrix} D_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} V$, 则 $A^+ = V^H \begin{pmatrix} D_r^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} U^H$.

② 设 $A \in \mathbf{C}_r^{m \times n}$, λ_i 和 α_i ($i=1, 2, \dots, r$) 分别是 AA^H 的 r 个非零特征值和相应的单位正交特征向量, 记 $\Delta_r = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r)$, $U_1 = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r)$, 则 $A^+ = A^H U_1 \Delta_r^{-1} U_1^H$.

(6) 用谱分解法求 A^+ 设 $A \in \mathbf{C}_r^{m \times n}$, $A^H A = \sum_{i=1}^r \lambda_i A_i$ 为谱分解式, λ_i ($i=1, 2, \dots, r$) 为 $A^H A$ 的 r 个相异特征值, 则 $A^+ = \sum_{i=1}^r \lambda_i^- \frac{P_i(A^H A)}{P_i(\lambda_i)} A^H$. 其中 $\lambda_i^- = \begin{cases} \lambda_i^{-1}, & \lambda_i \neq 0, \\ 0, & \lambda_i = 0, \end{cases}$, $P_i(\lambda) = \prod_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^r (\lambda - \lambda_j)$.

(7) 用极限算法求 A^+ 设 $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 则

$$A^+ = \lim_{\delta \rightarrow 0} (A^H A + \delta^2 E_n)^{-1} A^H = \lim_{\delta \rightarrow 0} A^H (A A^H + \delta^2 E_m)^{-1}.$$

(8) 用级数展开法求 A^+ 设 $A \in \mathbf{C}_r^{m \times n}$, σ_i ($i=1, 2, \dots, r$) 是 A 的 n 个奇异值, 又令 $c = \max_{1 \leq i \leq n} \sigma_i^2$, 取 $0 < a < \frac{c}{2}$, 则 $A^+ = a \sum_{k=0}^{\infty} (E - a A^H A)^k A^H$.

3. 广义逆矩阵的性质

(1) 广义逆矩阵 A^- 的性质

① 任何矩阵 A 都有广义逆矩阵 A^- .

② A 的广义逆矩阵 A^- 唯一的充要条件是 A 为可逆方阵.

③ $(A^T)^- = (A^-)^T$, $(A^H)^- = (A^-)^H$.

④ $(\lambda A)^- = \lambda^- A^-$.

⑤ $R(AA^-) = R(A)$, $N(A^- A) = N(A)$.

⑥ $A^- \in \mathbf{A}\{1, 2\} \Leftrightarrow \text{rank}(A) = \text{rank}(A^-)$.

(2) 自反广义逆矩阵 A_r^- 的性质

① 任何矩阵 A 都有广义逆矩阵 A_r^- .

② 若 X, Y 都是 A 的广义逆矩阵, 则 $Z = XAY$ 为 A 的自反广义逆矩阵.

③ 设 $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 则 $X = (A^H A)^- A^H$, $Y = A^H (A A^H)^-$ 都是 A 的自反广义逆矩阵.

④ AA_r^- 和 $A_r^- A$ 都是幂等矩阵.

⑤ 设 $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 则存在 A_r^- , 使 $R(A) \oplus N(A_r^-) = \mathbf{C}^m$, $N(A) \oplus R(A_r^-) = \mathbf{C}^n$.

$$\textcircled{6} \quad R(\mathbf{A}\mathbf{A}_r^-) = R(\mathbf{A}), N(\mathbf{A}\mathbf{A}_r^-) = N(\mathbf{A}_r^-).$$

(3) M-P 广义逆 \mathbf{A}^+ 的性质

$$\textcircled{1} \quad (\mathbf{A}^+)^+ = \mathbf{A}, (\mathbf{A}^T)^+ = (\mathbf{A}^+)^T, (\mathbf{A}^H)^+ = (\mathbf{A}^+)^H.$$

$$\textcircled{2} \quad R(\mathbf{A}^+) = R(\mathbf{A}^H), N(\mathbf{A}^+) = N(\mathbf{A}^H).$$

$$\textcircled{3} \quad \mathbf{A}\mathbf{A}^+ = P_{R(\mathbf{A})}, \mathbf{A}^+\mathbf{A} = P_{R(\mathbf{A}^+)}.$$

$$\textcircled{4} \quad R(\mathbf{A}) = R(\mathbf{A}^H) \Leftrightarrow \mathbf{A}\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^+\mathbf{A}.$$

$$\textcircled{5} \quad (\mathbf{A}^H\mathbf{A})^+ = \mathbf{A}^+(\mathbf{A}^H)^+, (\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^+ = (\mathbf{A}^H)^+\mathbf{A}^+.$$

$$\textcircled{6} \quad (\mathbf{A}^H\mathbf{A})^+ = \mathbf{A}^+(\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^+\mathbf{A} = \mathbf{A}^H(\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^+(\mathbf{A}^H)^+.$$

$$\textcircled{7} \quad \mathbf{A}\mathbf{A}^+ = (\mathbf{A}\mathbf{A}^H)(\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^+ = (\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^+(\mathbf{A}\mathbf{A}^H), \mathbf{A}^+\mathbf{A} = (\mathbf{A}^H\mathbf{A})(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^+ = (\mathbf{A}^H\mathbf{A})^+(\mathbf{A}^H\mathbf{A}).$$

$$\textcircled{8} \quad (\mathbf{AB})^+ = \mathbf{B}^+\mathbf{A}^+ \Leftrightarrow R(\mathbf{A}^H\mathbf{AB}) \subset R(\mathbf{B}), R(\mathbf{BB}^H\mathbf{A}^H) \subset R(\mathbf{A}^H).$$

4. 广义逆矩阵与方程的求解

(1) 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{p \times q}$, $\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{m \times q}$, 则矩阵方程 $\mathbf{AXB} = \mathbf{D}$ 有解的充要条件是存在 \mathbf{A}^- , \mathbf{B}^- , 使得 $\mathbf{AA}^-\mathbf{DB}^-\mathbf{B} = \mathbf{D}$. 此时其通解为

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}^-\mathbf{DB}^- + \mathbf{Y} - \mathbf{A}^-\mathbf{AYBB}^-, \quad \forall \mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{n \times p}.$$

特别地, $\mathbf{AX} = \mathbf{D}$ 有解的充要条件是 $\mathbf{AA}^-\mathbf{D} = \mathbf{D}$, 通解为 $\mathbf{X} = \mathbf{A}^-\mathbf{D} + \mathbf{Y} - \mathbf{A}^-\mathbf{AY}$, $\forall \mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{n \times p}$. $\mathbf{XB} = \mathbf{D}$ 有解的充要条件是 $\mathbf{DB}^-\mathbf{B} = \mathbf{D}$, 通解为 $\mathbf{X} = \mathbf{DB}^- + \mathbf{Y} - \mathbf{YBB}^-$, $\forall \mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{p \times m}$.

(2) 设 $\mathbf{A}_1 \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\mathbf{D}_1 \in \mathbb{C}^{m \times l}$, $\mathbf{A}_2 \in \mathbb{C}^{l \times p}$, $\mathbf{D}_2 \in \mathbb{C}^{n \times p}$, 则 $\begin{cases} \mathbf{A}_1\mathbf{X} = \mathbf{D}_1 \\ \mathbf{XA}_2 = \mathbf{D}_2 \end{cases}$, 有公共解的充要条件是

$$\mathbf{A}_1\mathbf{A}_1^-\mathbf{D}_1 = \mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2\mathbf{A}_2^-\mathbf{A}_2 = \mathbf{D}_2, \mathbf{A}_1\mathbf{D}_2 = \mathbf{D}_1\mathbf{A}_2, \text{ 通解为}$$

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_0 + (\mathbf{E}_n - \mathbf{A}_1^-\mathbf{A}_1)\mathbf{Y}(\mathbf{E}_l - \mathbf{A}_2\mathbf{A}_2^-), \quad \forall \mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{n \times l}.$$

其中 \mathbf{X}_0 为原矩阵方程组的一个解.

(3) 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{C}^m$, 则

① $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 有解的充要条件是 $\mathbf{AA}^-\mathbf{b} = \mathbf{b}$, 通解为 $\mathbf{x} = \mathbf{A}^-\mathbf{b} + (\mathbf{E}_n - \mathbf{A}^-\mathbf{A})\mathbf{y}$ ($\forall \mathbf{y} \in \mathbb{C}^n$). 最小范数解为 \mathbf{Db} ($\mathbf{D} \in \mathbf{A}\{1, 3\}$), 且唯一.

② 若 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 不相容, 则 \mathbf{Gb} ($\mathbf{G} \in \mathbf{A}\{1, 4\}$) 是 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 的一个最小二乘解. 且最小二乘解通解的形式为 $\mathbf{x} = \mathbf{Gb} + (\mathbf{E}_n - \mathbf{A}^-\mathbf{A})\mathbf{u}$ ($\forall \mathbf{u} \in \mathbb{C}^n$, $\mathbf{G} \in \mathbf{A}\{1, 4\}$). 而 $\mathbf{x}_0 = \mathbf{A}^+\mathbf{b}$ 是 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 的唯一最佳最小二乘解, 即最佳逼近解.

5. 广义逆矩阵集合的表示

以下总假设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$.

(1) $\mathbf{A}\{1\} = \{\mathbf{G} | \mathbf{G} = \mathbf{A}^- + \mathbf{U} - \mathbf{A}^-\mathbf{AU}\mathbf{A}^-, \forall \mathbf{U} \in \mathbb{C}^{n \times m}\}$, 其中 \mathbf{A}^- 为 \mathbf{A} 的一个{1}逆.

(2) $\mathbf{A}\{1, 2\} = \{\mathbf{G} | \text{rank}(\mathbf{G}) = \text{rank}(\mathbf{A}), \mathbf{G} \in \mathbf{A}\{1\}\}$.

(3) $\mathbf{A}\{1, 3\} = \{\mathbf{G} | \mathbf{G} = \mathbf{A}^{\{1, 3\}} + (\mathbf{E} - \mathbf{A}^{\{1, 3\}}\mathbf{A})\mathbf{U}, \forall \mathbf{U} \in \mathbb{C}^{n \times m}\}$, 其中 $\mathbf{A}^{\{1, 3\}}$ 为 \mathbf{A} 的一个{1, 3}逆.

(4) $A\{1,4\} = \{G | G = A^{\{1,4\}} + U(E - AA^{\{1,4\}}), \forall U \in \mathbf{C}^{n \times m}\}$, 其中 $A^{\{1,4\}}$ 为 A 的一个 $\{1,4\}$ 逆.

三、典型例题

例 1 设 $A \in \mathbf{R}^{m \times m}, C \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 都是可逆矩阵, 证明: 若矩阵 $B \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 是左(右)可逆的, 则矩阵 ABC 也是左(右)可逆的.

证 事实上, 若矩阵 B 是左可逆的, 设 B_L^{-1} 为它的一个左逆矩阵, 因为 A, C 都是可逆矩阵, 由 $(C^{-1}B_L^{-1}A^{-1})ABC = C^{-1}B_L^{-1}A^{-1}ABC = C^{-1}B_L^{-1}BC = C^{-1}C = E_n$ 易知, $C^{-1}B_L^{-1}A^{-1}$ 就是 ABC 的一个左逆矩阵.

同理可知, 若矩阵 B 是右可逆的, 则 $C^{-1}B_R^{-1}A^{-1}$ 为 ABC 的一个右逆矩阵, 其中 B_R^{-1} 为 B 的一个右逆矩阵.

例 2 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & -2 \end{pmatrix}$, 求 A^- .

解 将 A 通过初等行变换和列变换化为标准形, 得

$$\left[\begin{array}{cc|ccc} A & E_2 \\ E_3 & 0 \end{array} \right] = \left[\begin{array}{ccccc} 1 & 2 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & -2 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{array} \right] \rightarrow \left[\begin{array}{ccccc} 1 & 0 & 0 & 1 & -2 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & -5 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{array} \right].$$

故有

$$PAQ = \begin{pmatrix} 1 & -2 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & -2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -5 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = B,$$

易知 B 的减号广义逆为 $B^- = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ \mu & \nu \end{pmatrix}$ (其中 μ, ν 为任意实数), 由此得 A 的减号广义逆

$$A^- = QB^-P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -5 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ \mu & \nu \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -2 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1-5\mu & 10\mu-5\nu-2 \\ 2\mu & -4\mu+2\nu+1 \\ \mu & -2\mu+\nu \end{pmatrix},$$

其中 μ, ν 为任意实数.

若取 μ, ν 为 0, 则得到一个减号广义逆

$$A^- = Q \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -5 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -2 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -2 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

例 3 设 $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, 若有 m 阶可逆矩阵 P 和 n 阶置换矩阵 Q , 使得

$$PAQ = \begin{pmatrix} E_r & S \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}, \quad S \in \mathbf{C}^{(m-r) \times (n-r)}.$$

试证: 对任给 $L \in \mathbf{C}^{(n-r) \times (m-r)}$, 矩阵 $G = Q \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & L \end{pmatrix} P$ 是 A 的一个广义逆, 若 $L = \mathbf{0}$, 则相应的 G 是 A 的一个自反广义逆.

证 因为 $A = P^{-1} \begin{pmatrix} E_r & S \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} Q^{-1}$, 所以

$$\begin{aligned} AGA &= P^{-1} \begin{pmatrix} E_r & S \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} Q^{-1} Q \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & L \end{pmatrix} P P^{-1} \begin{pmatrix} E_r & S \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} Q^{-1} \\ &= P^{-1} \begin{pmatrix} E_r & S \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & L \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_r & S \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} Q^{-1} = P^{-1} \begin{pmatrix} E_r & S \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} Q^{-1} = A, \end{aligned}$$

故 G 是 A 的广义逆. 当 $L = \mathbf{0}$ 时, 有

$$GAG = Q \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} P P^{-1} \begin{pmatrix} E_r & S \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} Q^{-1} Q \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} P = Q \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} P = G,$$

从而 G 是 A 的自反广义逆.

例 4 设 A 是幂等阵且是 Hermite 阵(即正交投影阵), 证明 $A^+ = A$.

证 设 A 的秩为 r . 因 A 是幂等阵, $A^2 = A$, 则 A 的特征值为 0 或 1, 又 A 是 Hermite 阵, $A^H = A$, 则 A 可酉相似于对角矩阵, 即存在酉矩阵 U , 使得

$$U^H A U = \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}, \quad A = U \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} U^H.$$

利用 U 为酉矩阵, 可得

$$A^+ = \left(U \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} U^H \right)^+ = U \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}^+ U^H = U \begin{pmatrix} E_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} U^H = A.$$

例 5 设 $A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ -4 & -1 & 2 \\ 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}$, 求 A^+ .

解 对 A 实施初等行变换, 得

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ -4 & -1 & 2 \\ 3 & 2 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

于是 A 的最大秩分解为

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ -4 & -1 \\ 3 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} = BC.$$

而

$$\mathbf{C}\mathbf{C}^T = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & -2 \\ -2 & 5 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{B}^T \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 2 & -4 & 3 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ -4 & -1 \\ 3 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 29 & 12 \\ 12 & 6 \end{pmatrix},$$

易得

$$(\mathbf{C}\mathbf{C}^T)^{-1} = \begin{pmatrix} 5/6 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 \end{pmatrix}, (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} = \begin{pmatrix} 1/5 & -2/5 \\ -2/5 & 29/30 \end{pmatrix}.$$

于是

$$\mathbf{A}^+ = \mathbf{C}^T (\mathbf{C}\mathbf{C}^T)^{-1} (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \begin{pmatrix} 1/18 & -11/90 & 7/90 \\ 1/18 & 7/90 & 8/45 \\ 1/18 & 5/18 & 5/18 \end{pmatrix}.$$

例 6 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, \mathbf{P}, \mathbf{Q} 分别是 m 阶和 n 阶可逆矩阵.

(1) 证明 $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}^- \mathbf{P}^{-1} \in (\mathbf{PAQ})\{1\}$;

(2) 举例说明 $(\mathbf{PAQ})^+ = \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}^+ \mathbf{P}^{-1}$ 不真.

证 (1) 由 $(\mathbf{PAQ})(\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}^- \mathbf{P}^{-1})(\mathbf{PAQ}) = \mathbf{P} \mathbf{A} \mathbf{A}^- \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{PAQ}$, 知 $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}^- \mathbf{P}^{-1} \in (\mathbf{PAQ})\{1\}$;

(2) 如取 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$, $\mathbf{P} = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$, $\mathbf{Q} = (2)$, 则有 $\mathbf{A}^+ = \begin{pmatrix} 1/5 & 2/5 \end{pmatrix}$, $\mathbf{PAQ} = \begin{pmatrix} 14 \\ 6 \end{pmatrix}$,

$\mathbf{P}^{-1} = \begin{pmatrix} 2/5 & -3/5 \\ 1/5 & 1/5 \end{pmatrix}$, $(\mathbf{PAQ})^+ = \begin{pmatrix} 7/116 & 3/116 \end{pmatrix}$, $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}^+ \mathbf{P}^{-1} = \begin{pmatrix} 2/25 & -1/50 \end{pmatrix}$, 可见 $(\mathbf{PAQ})^+ \neq \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}^+ \mathbf{P}^{-1}$.

例 7 求方程组 $\begin{cases} x_1 + 2x_2 + 3x_3 = 1, \\ x_1 + x_3 = 0, \\ 2x_1 + 2x_3 = 0, \\ 2x_1 + 4x_2 + 6x_3 = 2 \end{cases}$ 的最小范数解和通解.

解 令

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 2 \\ 2 & 4 & 6 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 2 \end{pmatrix}.$$

则所给方程组可写为 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$. 由于 $\text{rank}(\mathbf{A}) = \text{rank}(\mathbf{A} \mid \mathbf{b}) = 2$, 故方程组相容. 可证明 $\mathbf{G} = \mathbf{A}^T (\mathbf{AA}^T)^{-1} \in \mathbf{A}\{1, 3\}$ (利用 \mathbf{A} 的满秩分解来验证 M-P 方程(1)和(3)). 计算可得

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^T = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 2 \\ 2 & 4 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 0 & 0 & 4 \\ 3 & 1 & 2 & 6 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 14 & 4 & 8 & 28 \\ 4 & 2 & 4 & 8 \\ 8 & 4 & 8 & 16 \\ 28 & 8 & 16 & 56 \end{pmatrix}.$$

先求得 $\mathbf{A}\mathbf{A}^T$ 的一个减号广义逆

$$(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-} = \begin{pmatrix} 1/6 & -1/3 & 0 & 0 \\ -1/3 & 7/6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

从而得到 \mathbf{A} 的一个 $\{1, 3\}$ 广义逆

$$\begin{aligned} \mathbf{G} = \mathbf{A}^T (\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-} &= \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 0 & 0 & 4 \\ 3 & 1 & 2 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1/6 & -1/3 & 0 & 0 \\ -1/3 & 7/6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} -1/6 & 5/6 & 0 & 0 \\ 1/3 & -2/3 & 0 & 0 \\ 1/6 & 1/6 & 0 & 0 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

故方程组的最小范数解为

$$\mathbf{x} = \mathbf{Gb} = \begin{pmatrix} -1/6 & 5/6 & 0 & 0 \\ 1/3 & -2/3 & 0 & 0 \\ 1/6 & 1/6 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1/6 \\ 1/3 \\ 1/6 \end{pmatrix}.$$

而方程组的通解为

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{Gb} + (\mathbf{E} - \mathbf{GA})\mathbf{u} \\ &= \begin{pmatrix} -1/6 \\ 1/3 \\ 1/6 \end{pmatrix} + \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} -1/6 & 5/6 & 0 & 0 \\ 1/3 & -2/3 & 0 & 0 \\ 1/6 & 1/6 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 2 \\ 2 & 4 & 6 \end{pmatrix} \right) \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{3} \begin{pmatrix} -\frac{1}{2} + u_1 + u_2 - u_3 \\ 1 + u_1 + u_2 - u_3 \\ \frac{1}{2} - u_1 - u_2 + u_3 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

例 8 已知 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} -1 & 2 & 1 \\ -1 & 2 & 1 \\ 0 & 3 & 2 \end{pmatrix}$, $\mathbf{b} = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$, 求方程组 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 的最佳逼近解.

解 因为 $\text{rank}(\mathbf{A}) = 2 \neq 3 = \text{rank}(\mathbf{A} \mid \mathbf{b})$, 所以方程组 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 是不相容的. 由矩阵的初

等行变换有 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} -1 & 2 & 1 \\ -1 & 2 & 1 \\ 0 & 3 & 2 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1/3 \\ 0 & 1 & 2/3 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, 取 $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} -1 & 2 \\ -1 & 2 \\ 0 & 3 \end{pmatrix}$, $\mathbf{C} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1/3 \\ 0 & 1 & 2/3 \end{pmatrix}$, 则

$\mathbf{A} = \mathbf{BC}$ 为 \mathbf{A} 的最大秩分解. 计算

$$\mathbf{B}^+ = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \begin{pmatrix} -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{2}{3} \\ 0 & 0 & \frac{1}{3} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{C}^+ = \mathbf{C}^T (\mathbf{C} \mathbf{C}^T)^{-1} = \begin{pmatrix} 13/14 & -1/7 \\ -1/7 & 5/7 \\ 3/14 & 3/7 \end{pmatrix}.$$

则 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{C}^+ \mathbf{B}^+ = \begin{pmatrix} -13/28 & -13/28 & 4/7 \\ 1/14 & 1/14 & 1/7 \\ -3/28 & -3/28 & 2/7 \end{pmatrix}$. 所以方程 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 的最佳逼近解为

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}^+ \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 4/7 \\ 1/7 \\ 2/7 \end{pmatrix}.$$

四、习题解答

1. 设矩阵 \mathbf{A} 为

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 2 & 3 & 1 & -1 \\ 5 & 8 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & -2 & 3 \end{pmatrix},$$

求广义逆矩阵 \mathbf{A}^- , \mathbf{A}_r^- .

解 用矩阵初等变换来求广义逆 \mathbf{A}^- .

$$\begin{aligned} & \left[\begin{array}{cccccc} 2 & 3 & 1 & -1 & 1 & 0 & 0 \\ 5 & 8 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & -2 & 3 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right] \rightarrow \left[\begin{array}{cccccc} 1 & 2 & -2 & 3 & 0 & 0 & 1 \\ 2 & 3 & 1 & -1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -2 & 1 & -1 \end{array} \right], \\ & \rightarrow \left[\begin{array}{cccccc} 1 & 2 & -2 & 3 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 5 & -7 & 1 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -2 & 1 & -1 \end{array} \right] \rightarrow \left[\begin{array}{cccccc} 1 & 0 & 8 & -11 & 2 & 0 & -3 \\ 0 & 1 & -5 & 7 & -1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -2 & 1 & -1 \end{array} \right], \\ & \mathbf{PAQ} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & -3 \\ -1 & 0 & 2 \\ -2 & 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 3 & 1 & 1 \\ 5 & 8 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & -2 & 3 \end{pmatrix} \mathbf{E}_4 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 8 & -11 \\ 0 & 1 & -5 & 7 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \mathbf{B}_1. \end{aligned}$$

$$\text{取 } \mathbf{B}_1^- = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 则 } \mathbf{A}^- = \mathbf{Q} \mathbf{B}_1^- \mathbf{P} = \mathbf{E}_4 \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 0 & -3 \\ -1 & 0 & 2 \\ -2 & 1 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & -3 \\ -1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

再用最大秩分解来求 \mathbf{A}_r^- . 先用初等行变换化 \mathbf{A} 为行标准形矩阵 $\tilde{\mathbf{A}}$, 得

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 2 & 3 & 1 & -1 \\ 5 & 8 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & -2 & 3 \end{pmatrix} \rightarrow \tilde{\mathbf{A}} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 8 & -11 \\ 0 & 1 & -5 & 7 \\ 0 & 0 & 7 & 0 \end{pmatrix},$$

则 $\mathbf{A} = \mathbf{BD} = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 5 & 8 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 8 & -11 \\ 0 & 1 & -5 & 7 \end{pmatrix}$ 为 \mathbf{A} 的一个最大秩分解.

然后用初等行变换求 \mathbf{B} 的单边逆. 由 $\begin{pmatrix} 2 & 3 & 1 & 0 & 0 \\ 5 & 8 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 & 0 & -3 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & -2 & 1 & -1 \end{pmatrix}$, 得

$\mathbf{B}_L^{-1} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & -3 \\ -1 & 0 & 2 \end{pmatrix}$. 容易看出 $\mathbf{D}_R^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$, 于是

$$\mathbf{A}_r^- = \mathbf{D}_R^{-1} \mathbf{B}_L^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 0 & -3 \\ -1 & 0 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & -3 \\ -1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

2. 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 证明: 总有广义逆矩阵 \mathbf{A}^- 存在.

证 若 $\mathbf{A} = \mathbf{0}_{m \times n}$, 此时任给 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 都有 $\mathbf{0}\mathbf{X}\mathbf{0} = \mathbf{0}$, 故 $\mathbf{X} = \mathbf{A}^-$.

若 $\mathbf{A} \neq \mathbf{0}_{m \times n}$, 设 $\text{rank}(\mathbf{A}) = r > 0$, 则存在 m 阶可逆矩阵 \mathbf{P} 与 n 阶可逆矩阵 \mathbf{Q} , 使得

$$\mathbf{A} = \mathbf{P} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{Q}.$$

设 $\mathbf{G} = \mathbf{Q}^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} & \mathbf{Z} \end{pmatrix} \mathbf{P}^{-1}$, 其中 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{r \times (m-r)}$, $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{(n-r) \times r}$, $\mathbf{Z} \in \mathbb{C}^{(n-r) \times (m-r)}$ 为任意矩阵. 则

$$\begin{aligned} \mathbf{AGA} &= \mathbf{P} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{Q} \mathbf{Q}^{-1} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} & \mathbf{Z} \end{pmatrix} \mathbf{P}^{-1} \mathbf{P} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{Q} \\ &= \mathbf{P} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} & \mathbf{Z} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{Q} \\ &= \mathbf{P} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{X} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{Q} = \mathbf{P} \begin{pmatrix} \mathbf{E}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{Q} = \mathbf{A}, \end{aligned}$$

故 $\mathbf{G} = \mathbf{A}^-$.

3. 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 证明 $(\mathbf{A}^-)^T \in \mathbf{A}^T\{1\}$.

证 因为 $\mathbf{A}^T\{1\} = \{\mathbf{G} \mid \mathbf{A}^T \mathbf{G} \mathbf{A}^T = \mathbf{A}^T, \forall \mathbf{G} \in \mathbf{C}^{m \times n}\}$, 而 $\mathbf{A}^T (\mathbf{A}^-)^T \mathbf{A}^T = (\mathbf{A} \mathbf{A}^- \mathbf{A})^T$, 故 $(\mathbf{A}^-)^T \in \mathbf{A}^T\{1\}$.

4. 设 $\mathbf{P} \in \mathbf{C}^{m \times m}, \mathbf{Q} \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 均为可逆矩阵, 且有 $\mathbf{B} = \mathbf{P} \mathbf{A} \mathbf{Q}$, 证明: $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}^- \mathbf{P}^{-1} \in \mathbf{B}\{1\}$.

证 因为 $\mathbf{B} (\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}^- \mathbf{P}^{-1}) \mathbf{B} = \mathbf{P} \mathbf{A} \mathbf{Q} \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}^- \mathbf{P}^{-1} \mathbf{P} \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{P} \mathbf{A} \mathbf{A}^- \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{P} \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{B}$, 所以 $\mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}^- \mathbf{P}^{-1} \in \mathbf{B}\{1\}$.

5. 证明: $\mathbf{0}_{m \times n}$ 的自反广义逆矩阵仅为 $\mathbf{0}_{n \times m}$.

证 $\forall \mathbf{G} \in \mathbf{C}^{n \times m}$, 有 $\mathbf{0}_{m \times n} \mathbf{G} \mathbf{0}_{m \times n} = \mathbf{0}_{m \times n}$, 可见 \mathbf{G} 为 $\mathbf{0}_{m \times n}$ 的广义逆矩阵. 要使 \mathbf{G} 是 $\mathbf{0}_{m \times n}$ 的自反广义逆矩阵, 还需 $\mathbf{G} \mathbf{0}_{m \times n} \mathbf{G} = \mathbf{G}$ 成立, 但 $\mathbf{G} \mathbf{0}_{m \times n} \mathbf{G} = \mathbf{0}_{n \times m}$, 所以 $\mathbf{G} = \mathbf{0}_{n \times m}$.

6. 设矩阵 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 1 & 5 \\ 0 & 1 & -1 \\ 1 & 3 & -1 \end{pmatrix}$, 求 M-P 广义逆矩阵 \mathbf{A}^+ .

解 容易验证 $\text{rank}(\mathbf{A}) = 3$, \mathbf{A} 为列满秩矩阵, 所以 $\mathbf{A}^+ = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H$. 又

$$\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 3 \\ 2 & 5 & -1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 1 & 5 \\ 0 & 1 & -1 \\ 1 & 3 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 6 & 5 & 11 \\ 5 & 11 & 1 \\ 11 & 1 & 31 \end{pmatrix},$$

所以

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^+ &= (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H = \begin{pmatrix} 6 & 5 & 11 \\ 5 & 11 & 1 \\ 11 & 1 & 31 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 3 \\ 2 & 5 & -1 & -1 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \frac{85}{11} & -\frac{36}{11} & -\frac{29}{11} \\ -\frac{36}{11} & \frac{65}{44} & \frac{49}{44} \\ -\frac{29}{11} & \frac{49}{44} & \frac{41}{44} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 3 \\ 2 & 5 & -1 & -1 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \frac{27}{11} & -1 & -\frac{7}{11} & \frac{6}{11} \\ -\frac{23}{22} & \frac{1}{2} & \frac{4}{11} & \frac{1}{22} \\ -\frac{17}{22} & \frac{1}{2} & \frac{2}{11} & -\frac{5}{22} \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

7. 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $D, G \in A\{1\}$, 试证明: $GAD \in A\{1, 2\}$.

证 由 $D, G \in A\{1\}$, 得 $ADA = A, AGA = A$, 故有

$$A(GAD)A = (AGA)DA = ADA = A,$$

$$(GAD)A(GAD) = G(ADA)GAD = G(AGA)D = GAD.$$

所以 $GAD \in A\{1, 2\}$.

8. 设 $A^2 = A = A^H$, 试证明: $A = A^+$.

证 由条件 $A^2 = A = A^H$, 可得

$$AAA = A^2A = A^2 = A, \quad (AA)^H = A^HA^H = AA.$$

由以上两式易见矩阵 A 与它本身满足 M-P 广义逆定义的四个方程, 所以 $A = A^+$.

9. 设 $A = A^H$, 证明:

$$(A^2)^+ = (A^+)^2, \quad AA^+ = A^+A, \quad A^+A^2 = A^2A^+, \quad A^2(A^2)^+ = (A^2)^+A^2 = AA^+.$$

证 (1) 利用已知 $A = A^H$ 和 M-P 广义逆 A^+ 的性质⑤, 有

$$(A^2)^+ = (AA^H)^+ = (A^H)^+A^+ = A^+A^+ = (A^+)^2.$$

(2) 由 $A = A^H$ 和 A^+ 的性质, 有 $AA^+ = (AA^H)^H = (A^H)^H A^H = (A^H)^+ A^H = A^+A$.

(3) 利用(2)的结论 $AA^+ = A^+A$, 有 $A^+A^2 = A^+AA = AA^+A = AAA^+ = A^2A^+$.

(4) 由(1)和(2)中结论, 得 $A^2(A^2)^+ = A^2(A^+)^2 = AAA^+A^+ = AA^+AA^+ = AA^+$, 同理可得 $(A^2)^+A^2 = AA^+$.

10. 若 A 的最大秩分解为 $A = BC$, 证明: $A^+ = C^+B^+$.

证 $\forall A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, 由已知 $A = BC$ 为 A 的最大秩分解, 可得 $A^+ = C^H(CC^H)^{-1}(B^HB)^{-1}B^H$. 由于 B 是列满秩矩阵, 则 $B = BE$, 为 B 的最大秩分解, 于是 $B^+ = (B^HB)^{-1}B^H$, 同理, 由 C 是行满秩矩阵, 得 $C^+ = C^H(CC^H)^{-1}$, 所以 $A^+ = C^+B^+$.

11. 证明: $(A^+)^+ = A$.

证 易知 A 与 A^+ 满足 M-P 广义逆定义的四个方程, 故有 $(A^+)^+ = A$.

12. 试证明:

$$(A^H A)^+ = A^+ (A^H)^+, \quad (AA^H)^+ = (A^H)^+ A^+,$$

$$(A^H A)^+ = A^+ (AA^H)^+ A = A^H (AA^H)^+ (A^H)^+,$$

$$AA^+ = (AA^H)(AA^H)^+ = (AA^H)^+ (AA^H).$$

证 先证 $(A^H A)^+ = A^+ (A^H)^+$, $(AA^H)^+ = (A^H)^+ A^+$.

设 $A = BD$ 是 A 的最大秩分解, 则 $A^+ = D^H(DD^H)^{-1}(B^HB)^{-1}B^H$, 且不难验证 $A^H A = D^H(B^HBD)$ 是 $A^H A$ 的最大秩分解, 故

$$(A^H A)^+ = (D^H B^H BD)^+$$

$$= (B^H BD)^H (B^H B D D^H B^H B)^{-1} (D D^H)^{-1} D$$

$$= D^H B^H B (B^H B)^{-1} (D D^H)^{-1} (B^H B)^{-1} (D D^H)^{-1} D$$

$$= [D^H (D D^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H] [B (B^H B)^{-1} (D D^H)^{-1} D]$$

$$= A^+ (A^H)^+$$

同理可证 $(AA^H)^+ = (A^H)^+ A^+$.

再证 $(A^H A)^+ = A^+ (AA^H)^+ A = A^H (AA^H)^+ (A^H)^+$.

可验证, $AA^H = B(DD^H B^H)$ 是 AA^H 的最大秩分解, 于是有

$$\begin{aligned} A^H (AA^H)^+ &= (BD)^H (DD^H B^H)^H (DD^H B^H B D D^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H \\ &= D^H (B^H B) (DD^H) (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H \\ &= D^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H \\ &= A^+ \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} (A^H A)^+ &= A^+ (A^H)^+ = A^+ (A^+)^H = A^+ [A^H (AA^H)^+]^H \\ &= A^+ [(AA^H)^+]^H A = A^+ (AA^H)^+ A, \end{aligned}$$

同理可证 $(A^H A)^+ = A^H (AA^H)^+ (A^H)^+$.

最后证 $AA^+ = (AA^H)(AA^H)^+ = (AA^H)^+(AA^H)$.

$$\begin{aligned} (AA^H)^+ AA^H &= [B(DD^H B^H)]^+ B D D^H B^H \\ &= (DD^H B^H)^H (DD^H B^H B D D^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H B D D^H B^H \\ &= B(DD^H) (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} (DD^H) D D^H B^H \\ &= BD [D^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H] \\ &= AA^+, \end{aligned}$$

故有 $AA^+ = (AA^H)^+ AA^H$, 同理可证 $AA^+ = AA^H (AA^H)^+$.

13. 设 $U \in \mathbb{C}^{m \times m}$ 与 $V \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 均是酉矩阵, 证明: $(UAV^H)^+ = VA^+ U^H$.

证 利用 U, V 为酉矩阵和 A^+ 的运算性质, 容易验证 UAV^H 和 $VA^+ U^H$ 满足 M-P 广义逆定义的四个方程:

- (1) $UAV^H VA^+ U^H UAV^H = UAA^+ AV^H = UAV^H$;
- (2) $VA^+ U^H UAV^H VA^+ U^H = VA^+ AA^+ U^H = VA^+ U^H$;
- (3) $(UAV^H VA^+ U^H)^H = (UAA^+ U^H)^H = U(AA^+)^H U^H = UAA^+ U^H = UAV^H VA^+ U^H$;
- (4) 类似(3)可得 $(VA^+ U^H UAV^H)^H = VA^+ U^H UAV^H$.

所以 $(UAV^H)^+ = VA^+ U^H$.

14. 若 A 是正规矩阵, 证明: (1) $A^+ A = AA^+$; (2) $(A^n)^+ = (A^+)^n$.

证 设 A 为 m 阶正规矩阵, 则存在酉矩阵 U , 使得

$$U^H A U = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m \end{pmatrix}, \quad A = U \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m \end{pmatrix} U^H.$$

由 13 题结论知

$$A^+ = U \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m \end{pmatrix}^+ U^H = U \begin{pmatrix} \lambda_1^+ & & & \\ & \lambda_2^+ & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m^+ \end{pmatrix} U^H,$$

其中 $\lambda_i^+ = \begin{cases} 1/\lambda_i, & \lambda_i \neq 0, \\ 0, & \lambda_i = 0, \end{cases} i=1,2,\dots,m.$

$$\begin{aligned}
 (1) \quad \mathbf{A}^+ \mathbf{A} &= \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1^+ & & & \\ & \lambda_2^+ & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m^+ \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \\
 &= \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1^+ \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2^+ \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m^+ \lambda_m \end{pmatrix} \mathbf{U}^H, \\
 \mathbf{A} \mathbf{A}^+ &= \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1^+ & & & \\ & \lambda_2^+ & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m^+ \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \\
 &= \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1^+ \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2^+ \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m^+ \lambda_m \end{pmatrix} \mathbf{U}^H.
 \end{aligned}$$

所以 $\mathbf{A}^+ \mathbf{A} = \mathbf{A} \mathbf{A}^+$.

$$\begin{aligned}
 (2) \quad (\mathbf{A}^n)^+ &= \left(\mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \cdots \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \right)^+ \\
 &= \left(\mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1^n & & & \\ & \lambda_2^n & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m^n \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \right)^+ = \left(\mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1^n & & & \\ & \lambda_2^n & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m^n \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \right)^+ \\
 &= \mathbf{U} \begin{pmatrix} (\lambda_1^+)^n & & & \\ & (\lambda_2^+)^n & & \\ & & \ddots & \\ & & & (\lambda_m^+)^n \end{pmatrix} \mathbf{U}^H
 \end{aligned}$$

$$= \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1^+ & & & \\ & \lambda_2^+ & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m^+ \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1^+ & & & \\ & \lambda_2^+ & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m^+ \end{pmatrix} \mathbf{U}^H \cdots \mathbf{U} \begin{pmatrix} \lambda_1^+ & & & \\ & \lambda_2^+ & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_m^+ \end{pmatrix} \mathbf{U}^H$$

$$= (\mathbf{A}^+)^n.$$

15. 若 $\mathbf{ABA} = \mathbf{A}$, $(\mathbf{BA})^H = \mathbf{BA}$, $\mathbf{AGA} = \mathbf{A}$, $(\mathbf{AG})^H = \mathbf{AG}$, 则 $\mathbf{BAG} = \mathbf{A}^+$.

证 由已知条件验证 \mathbf{BAG} 满足 M-P 广义逆定义的四个方程:

- (1) $\mathbf{A}(\mathbf{BAG})\mathbf{A} = (\mathbf{ABA})\mathbf{GA} = \mathbf{AGA} = \mathbf{A}$;
- (2) $(\mathbf{BAG})\mathbf{A}(\mathbf{BAG}) = \mathbf{B}(\mathbf{AGA})\mathbf{BAG} = \mathbf{BABAG} = \mathbf{BAG}$;
- (3) $(\mathbf{ABAG})^H = (\mathbf{AG})^H = \mathbf{AG} = \mathbf{ABAG}$;
- (4) $(\mathbf{BAGA})^H = (\mathbf{BA})^H = \mathbf{BA} = \mathbf{BAGA}$.

所以 $\mathbf{BAG} = \mathbf{A}^+$.

16. 试证明: $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^+ = \mathbf{A}^+ \otimes \mathbf{B}^+$.

证 根据 Kronecker 乘积的性质有

$$\begin{aligned} (\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{A}^+ \otimes \mathbf{B}^+)(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) &= (\mathbf{AA}^+ \mathbf{A}) \otimes (\mathbf{BB}^+ \mathbf{B}) = \mathbf{A} \otimes \mathbf{B}; \\ (\mathbf{A}^+ \otimes \mathbf{B}^+)(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{A}^+ \otimes \mathbf{B}^+) &= (\mathbf{A}^+ \mathbf{AA}^+) \otimes (\mathbf{B}^+ \mathbf{BB}^+) = \mathbf{A}^+ \otimes \mathbf{B}^+; \\ [(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{A}^+ \otimes \mathbf{B}^+)]^H &= [(\mathbf{AA}^+) \otimes (\mathbf{BB}^+)]^H = (\mathbf{AA}^+)^H \otimes (\mathbf{BB}^+)^H \\ &= (\mathbf{AA}^+) \otimes (\mathbf{BB}^+) = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{A}^+ \otimes \mathbf{B}^+); \end{aligned}$$

同理有

$$[(\mathbf{A}^+ \otimes \mathbf{B}^+)(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})]^H = (\mathbf{A}^+ \otimes \mathbf{B}^+)(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}).$$

所以 $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^+ = \mathbf{A}^+ \otimes \mathbf{B}^+$.

17. 已知下列矩阵 \mathbf{A} , 试用各种方法求 \mathbf{A}^+ .

$$\begin{array}{lll} (1) \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 2 & 4 \end{pmatrix}; & (2) \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{pmatrix}; & (3) \mathbf{A} = \begin{pmatrix} i & 0 \\ 1 & i \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \\ (4) \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \\ 2 & 4 & 0 \end{pmatrix}; & (5) \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & -1 \end{pmatrix}. \end{array}$$

解 (1) 奇异值分解法

$$\mathbf{AA}^H = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 2 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 5 & 0 & 10 \\ 0 & 0 & 0 \\ 10 & 0 & 20 \end{pmatrix},$$

$$\text{由 } |\lambda \mathbf{E}_3 - \mathbf{AA}^H| = \begin{vmatrix} \lambda - 5 & 0 & -10 \\ 0 & \lambda & 0 \\ -10 & 0 & \lambda - 20 \end{vmatrix} = \lambda^2(\lambda - 25) = 0, \text{ 得 } \mathbf{AA}^H \text{ 的特征值 } \lambda_1 = 25, \lambda_2 = 0, \text{ 而对}$$

应于 $\lambda_1 = 25$ 的单位特征向量为 $\alpha_1 = \left(\frac{1}{\sqrt{5}}, 0, \frac{2}{\sqrt{5}} \right)^T$, 故 $U_1 = (\alpha_1)$.

$$\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^H \mathbf{U}_1 \Delta_r^{-1} \mathbf{U}_1^H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} \\ 0 \\ \frac{2}{\sqrt{5}} \end{pmatrix} \times \frac{1}{25} \times \left(\frac{1}{\sqrt{5}}, 0, \frac{2}{\sqrt{5}} \right) = \begin{pmatrix} \frac{1}{25} & 0 & \frac{2}{25} \\ \frac{2}{25} & 0 & \frac{4}{25} \end{pmatrix}.$$

(2) 最大秩分解法显然 \mathbf{A} 是行满秩矩阵, 则

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^H = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 6 & -4 \\ -4 & 5 \end{pmatrix}, \quad \text{易得 } (\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^{-1} = \frac{1}{14} \begin{pmatrix} 5 & 4 \\ 4 & 6 \end{pmatrix}.$$

所以

$$\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^H (\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \cdot \frac{1}{14} \begin{pmatrix} 5 & 4 \\ 4 & 6 \end{pmatrix} = \frac{1}{14} \begin{pmatrix} 5 & 4 \\ 6 & 2 \\ 3 & 8 \end{pmatrix}.$$

(3) 极限算法

$$\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} -i & 1 & 0 \\ 0 & -i & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i & 0 \\ 1 & i \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & i \\ -i & 2 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{A}^H \mathbf{A} + \delta^2 \mathbf{E}_2 = \begin{pmatrix} 2 + \delta^2 & i \\ -i & 2 + \delta^2 \end{pmatrix}.$$

容易算得

$$(\mathbf{A}^H \mathbf{A} + \delta^2 \mathbf{E}_2)^{-1} = \frac{1}{(\delta^2 + 1)(\delta^2 + 3)} \begin{pmatrix} \delta^2 + 2 & -i \\ i & \delta^2 + 2 \end{pmatrix},$$

于是

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^+ &= \lim_{\delta \rightarrow 0} (\mathbf{A}^H \mathbf{A} + \delta^2 \mathbf{E}_2)^{-1} \mathbf{A}^H \\ &= \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{1}{(\delta^2 + 1)(\delta^2 + 3)} \begin{pmatrix} \delta^2 + 2 & -i \\ i & \delta^2 + 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -i & 1 & 0 \\ 0 & -i & 1 \end{pmatrix} \\ &= \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{1}{(\delta^2 + 1)(\delta^2 + 3)} \begin{pmatrix} -i(\delta^2 + 2) & \delta^2 + 1 & -i \\ 1 & -i(\delta^2 + 1) & \delta^2 + 2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} -\frac{2i}{3} & \frac{1}{3} & -\frac{i}{3} \\ \frac{1}{3} & -\frac{i}{3} & \frac{2}{3} \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

(4) 谱分解法

$$\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 4 \\ 0 & 2 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \\ 2 & 4 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 5 & 10 & 0 \\ 10 & 20 & 0 \\ 0 & 0 & 4 \end{pmatrix},$$

$$|\lambda E_3 - A^H A| = \begin{vmatrix} \lambda - 5 & -10 & 0 \\ -10 & \lambda - 20 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda - 4 \end{vmatrix} = \lambda(\lambda - 4)(\lambda - 25) = 0,$$

故 $A^H A$ 的特征值为 $\lambda_1 = 4, \lambda_2 = 25, \lambda_3 = 0$. 于是 $\lambda_1^- = \frac{1}{4}, \lambda_2^- = \frac{1}{25}, \lambda_3^- = 0$.

设

$$P_1(\lambda) = (\lambda - \lambda_2)(\lambda - \lambda_3) = \lambda(\lambda - 25),$$

$$P_2(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)(\lambda - \lambda_3) = \lambda(\lambda - 4),$$

$$P_3(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)(\lambda - \lambda_2) = (\lambda - 4)(\lambda - 25).$$

可求得

$$P_1(\lambda_1) = 4(4 - 25) = -84, P_2(\lambda_2) = 25(25 - 4) = 525,$$

$$P_1(A^H A) = (A^H A - 25E_3)A^H A, \quad P_2(A^H A) = (A^H A - 4E_3)A^H A.$$

于是

$$\begin{aligned} A^+ &= \left[\frac{1}{4} \times \frac{(A^H A - 25E_3)A^H A}{-84} + \frac{1}{25} \times \frac{(A^H A - 4E_3)A^H A}{525} \right] A^H \\ &= \begin{pmatrix} \frac{1}{25} & 0 & \frac{2}{25} \\ \frac{2}{25} & 0 & \frac{4}{25} \\ 0 & \frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

(5) 最大秩分解法

容易得到 A 的一个满秩分解表达式

$$A = BC = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{pmatrix},$$

$$CC^T = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}, \quad B^T B = \begin{pmatrix} 6 & 2 \\ 2 & 2 \end{pmatrix},$$

$$(CC^T)^{-1} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (B^T B)^{-1} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 3 \end{pmatrix}.$$

于是

$$A^+ = C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T = \frac{1}{8} \begin{pmatrix} 2 & -2 & 2 & 2 \\ -1 & 3 & -1 & 1 \\ 1 & -3 & 1 & -1 \end{pmatrix}.$$



18. 证明: 方程组 $\mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{A}^H \mathbf{b}$ 是相容的, 其中 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{C}^m$.

证 方程 $\mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{A}^H \mathbf{b}$ 相容的充要条件是 $\text{rank}(\mathbf{A}^H \mathbf{A} : \mathbf{A}^H \mathbf{b}) = \text{rank}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})$, 显然 $\text{rank}(\mathbf{A}^H \mathbf{A} : \mathbf{A}^H \mathbf{b}) \geq \text{rank}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})$, 同时有

$$\text{rank}(\mathbf{A}^H \mathbf{A} : \mathbf{A}^H \mathbf{b}) = \text{rank}(\mathbf{A}^H (\mathbf{A} : \mathbf{b})) \leq \text{rank}(\mathbf{A}^H) = \text{rank}(\mathbf{A}^H \mathbf{A}),$$

所以 $\text{rank}(\mathbf{A}^H \mathbf{A} : \mathbf{A}^H \mathbf{b}) = \text{rank}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})$, 方程 $\mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{A}^H \mathbf{b}$ 相容.

19. 已知

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 2 & 4 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{pmatrix},$$

求方程组 $\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b}$ 的通解及最小范数解.

解 显然 $\text{rank}(\mathbf{A} : \mathbf{b}) = \text{rank}(\mathbf{A}) = 2$, 方程组是相容的. 容易得到 \mathbf{A} 的一个最大秩分解为 $\mathbf{A} = (1 \ 0 \ 2)^T (1 \ 2) = \mathbf{B} \mathbf{D}$, 而

$$\mathbf{B}^+ = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \left((1 \ 0 \ 2) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{pmatrix} \right)^{-1} (1 \ 0 \ 2) = \left(\frac{1}{5} \ 0 \ \frac{2}{5} \right),$$

$$\mathbf{D}^+ = \mathbf{D}^T (\mathbf{D} \mathbf{D}^T)^{-1} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} \left((1 \ 2) \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} \right)^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{5} \\ \frac{2}{5} \end{pmatrix}.$$

所以

$$\mathbf{A}^+ = \mathbf{D}^+ \mathbf{B}^+ = \begin{pmatrix} \frac{1}{5} \\ \frac{2}{5} \\ \frac{1}{5} \end{pmatrix} \left(\frac{1}{5} \ 0 \ \frac{2}{5} \right) = \begin{pmatrix} \frac{1}{25} & 0 & \frac{2}{25} \\ \frac{2}{25} & 0 & \frac{4}{25} \end{pmatrix}.$$

方程组的通解为

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{A}^+ \mathbf{b} + (\mathbf{E}_2 - \mathbf{A}^+ \mathbf{A}) \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \frac{1}{25} & 0 & \frac{2}{25} \\ \frac{2}{25} & 0 & \frac{4}{25} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{pmatrix} + \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \frac{1}{25} & 0 & \frac{2}{25} \\ \frac{2}{25} & 0 & \frac{4}{25} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 2 & 4 \end{pmatrix} \right) \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \frac{1}{5} \\ \frac{2}{5} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{4}{5} & -\frac{2}{5} \\ -\frac{2}{5} & \frac{1}{5} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{5} \\ \frac{2}{5} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{4}{5} \\ -\frac{2}{5} \end{pmatrix} u_1 + \begin{pmatrix} -\frac{2}{5} \\ \frac{1}{5} \end{pmatrix} u_2, \quad u_1, u_2 \in \mathbb{R}. \end{aligned}$$

最小范数解为 $\mathbf{A}^+ \mathbf{b} = \left(\frac{1}{5} \ \frac{2}{5} \right)^T$.

20. 验证下列方程组是不相容的，并用 A^+ 求它的最佳逼近解.

$$(1) \begin{pmatrix} 0 & 0 & 2 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \mathbf{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix};$$

$$(2) \begin{pmatrix} 0 & 2i & i & 0 & 4+2i & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -3 & -6 & -2-3i \\ 0 & 2 & 1 & 1 & 4-6i & 1 \end{pmatrix} \mathbf{x} = \begin{pmatrix} -i \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

解 (1) 显然 $3 = \text{rank}(A \mid b) \neq \text{rank}(A) = 2$, 故方程组不相容. 将矩阵 A 通过初等行变换变为 \tilde{A} , 得

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 2 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \tilde{A} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

故可得 A 的最大秩分解 $A = BC = \begin{pmatrix} 0 & 2 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$. 又

$$B^T B = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 6 \end{pmatrix}, \quad CC^T = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$

$$(B^T B)^{-1} = \frac{1}{11} \begin{pmatrix} 6 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}, \quad (CC^T)^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

所以

$$\begin{aligned} A^+ &= C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T \\ &= \frac{1}{11} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & 0 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{22} \begin{pmatrix} -2 & 6 & -1 & 5 \\ -2 & 6 & -1 & 5 \\ 8 & -2 & 4 & 2 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

最佳逼近解为

$$\mathbf{x}_0 = A^+ \mathbf{b} = \frac{1}{22} \begin{pmatrix} -2 & 6 & -1 & 5 \\ -2 & 6 & -1 & 5 \\ 8 & -2 & 4 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{11} \begin{pmatrix} 4 \\ 4 \\ 6 \end{pmatrix}.$$

21. 已知

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 4 \end{pmatrix}^T, \quad \mathbf{b} = (0, 1, 0)^T,$$

求方程组 $\mathbf{A}\mathbf{x}=\mathbf{b}$ 的最小二乘解和最佳逼近解.

解 因 $2 = \text{rank}(\mathbf{A} \vdash \mathbf{b}) \neq \text{rank}(\mathbf{A}) = 1$, 故方程组不相容. 易得 \mathbf{A} 的一个最大秩分解为

$$\mathbf{A} = \mathbf{BC} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{pmatrix} (1 \quad 2),$$

所以

$$\mathbf{A}^+ = \mathbf{C}^T (\mathbf{CC}^T)^{-1} (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} \cdot \frac{1}{5} \cdot \frac{1}{5} (1 \quad 0 \quad 2) = \frac{1}{25} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 4 \end{pmatrix},$$

最佳逼近解为

$$\mathbf{x}_0 = \mathbf{A}^+ \mathbf{b} = \frac{1}{25} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

方程组的最小二乘解为

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{A}^+ \mathbf{b} + (\mathbf{E}_2 - \mathbf{A}^+ \mathbf{A}) \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \frac{1}{25} & 0 & \frac{2}{25} \\ \frac{2}{25} & 0 & \frac{4}{25} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 2 & 4 \end{pmatrix} \right) \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \frac{4}{5} & -\frac{2}{5} \\ -\frac{2}{5} & \frac{1}{5} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{4}{5} \\ -\frac{2}{5} \end{pmatrix} u_1 + \begin{pmatrix} -\frac{2}{5} \\ \frac{1}{5} \end{pmatrix} u_2, \quad u_1, u_2 \in \mathbf{R}. \end{aligned}$$

22. 设 \mathbf{A} 是对称矩阵, $\mathbf{M} = \mathbf{A}^+$, 证明: $\mathbf{M}^2 = (\mathbf{A}^2)^+$.

证 略, 见第 9 题.

23. 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{m \times m}$ 和 $\mathbf{B} \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 均可逆, 证明:

(1) 若 $\mathbf{D} \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 是左可逆的, 则 \mathbf{ADB} 是左可逆的;

(2) 若 $\mathbf{D} \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 是右可逆的, 则 \mathbf{ADB} 是右可逆的.

证 (1) 若 \mathbf{D} 左可逆, 则存在 $\mathbf{D}_L^{-1} \in \mathbf{C}^{n \times m}$, 使得 $\mathbf{D}_L^{-1} \mathbf{D} = \mathbf{E}_n$, 由于 \mathbf{A}, \mathbf{B} 均可逆, 故 $(\mathbf{B}^{-1} \mathbf{D}_L^{-1} \mathbf{A}^{-1}) \mathbf{ADB} = \mathbf{E}_n$. 所以 \mathbf{ADB} 是左可逆的, 且 $(\mathbf{ADB})_L^{-1} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{D}_L^{-1} \mathbf{A}^{-1}$.

(2) 类似(1)可证得 $(\mathbf{ADB})_R^{-1} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{D}_R^{-1} \mathbf{A}^{-1}$.

24. 已知 $\mathbf{A}_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ 和 $\mathbf{A}_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$, 求 \mathbf{A}_1^+ 和 \mathbf{A}_2^+ .

解 (1) \mathbf{A}_1 的最大秩分解为 $\mathbf{A}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} (1 \quad 0 \quad 0) = \mathbf{BC}$, 所以

$$\mathbf{A}_1^+ = \mathbf{C}^T (\mathbf{CC}^T)^{-1} (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \cdot 1 \cdot 1 \cdot (1 \quad 0) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

(2) 因为 $\mathbf{A}_2 = \mathbf{A}_1^T$, 所以 $\mathbf{A}_2^+ = (\mathbf{A}_1^T)^+ = (\mathbf{A}_1^+)^T = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$.

25. 已知一组数据: $(-3, 9), (-2, 6), (0, 2), (1, 1)$, 求数据拟合的最佳二次抛物线, 并计算误差.

解 本题实际上是要求参数 β_i , 使函数 $y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2$ 最佳拟合数据点 $(-3, 9), (-2, 6), (0, 2), (1, 1)$. 也即求方程组

$$\mathbf{A}\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} 1 & -3 & 9 \\ 1 & -2 & 4 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 9 \\ 6 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix} = \mathbf{b}$$

的最佳逼近解.

因系数矩阵 \mathbf{A} 是列满秩的, 求得 $(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} = \frac{1}{90} \begin{pmatrix} 54 & -21 & -15 \\ -21 & 49 & 20 \\ -15 & 20 & 10 \end{pmatrix}$, 故最佳逼近解为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\beta} &= \mathbf{A}^+ \mathbf{b} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \\ &= \frac{1}{90} \begin{pmatrix} 54 & -21 & -15 \\ -21 & 49 & 20 \\ -15 & 20 & 10 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -3 & -2 & 0 \\ 9 & 4 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 9 \\ 6 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 2 \\ -4/3 \\ 1/3 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

于是数据拟合的最佳二次抛物线为 $y = 2 - \frac{4}{3}x + \frac{1}{3}x^2$. 误差为

$$\|\mathbf{A}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{b}\|_2 = \left\| \begin{pmatrix} 1 & -3 & 9 \\ 1 & -2 & 4 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ -4/3 \\ 1/3 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 9 \\ 6 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix} \right\|_2 = \left\| \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \right\|_2 = 0.$$

第 七 章

非负矩阵

非负矩阵理论是元素非负的实矩阵的理论,它起源于由 Perron 发现,后来由 Frobenius 发展的关于非负矩阵谱半径的一个优美结果,其基本特征已成为矩阵理论的经典内容之一. 它广泛应用于数值分析、运筹学、数理经济学、概率论、弹性系统微震动理论、系统稳定性分析、组合数学和控制论等诸多学科中. 作为矩阵理论研究的一个分支,这类矩阵具有一般矩阵所不具有的系列重要而优美的性质(如 Perron-Frobenius 定理). 作为解决问题的工具和手段,它与其他学科的联系日益紧密,已成为矩阵理论研究中最活跃的领域之一.

一、基本概念

1. 设 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\mathbf{B} = (b_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 记 $\mathbf{B} \geq 0$, 如果所有 $b_{ij} \geq 0$; 记 $\mathbf{B} > 0$, 如果所有 $b_{ij} > 0$; 记 $\mathbf{A} \geq \mathbf{B}$, 如果所有 $a_{ij} \geq b_{ij}$; 记 $\mathbf{A} > \mathbf{B}$, 如果所有 $a_{ij} > b_{ij}$; 记 $|\mathbf{A}| = (|a_{ij}|)$. 若 $\mathbf{A} \geq 0$, 则称 \mathbf{A} 为非负矩阵; 若 $\mathbf{A} > 0$, 则称 \mathbf{A} 为正矩阵.
2. 设 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 若 \mathbf{A} 为一个零阶矩阵或者对 $n \geq 2$ 有置换矩阵 \mathbf{P} , 使得 $\mathbf{P}^T \mathbf{A} \mathbf{P} = \begin{pmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{C} \\ \mathbf{0} & \mathbf{D} \end{pmatrix}$, 其中 \mathbf{B} 和 \mathbf{D} 为阶数大于等于 1 的方阵, 则称 \mathbf{A} 为可约的. 若 \mathbf{A} 不是可约的, 就称 \mathbf{A} 为不可约的.
3. 若对有向图 D 的任何一对有序结点 (i, j) , $i \neq j$, 都有一条由有向弧组成的有向路径 $\widehat{i l_1}, \widehat{l_1 l_2}, \dots, \widehat{l_{r-1} j}$ 连接结点 i 与 j , 则称有向图 D 为强连通的.
4. 若 n 阶非负矩阵 \mathbf{A} 的各行元素之和均为 1, 则称 \mathbf{A} 为(行)随机矩阵; 若非负矩阵 \mathbf{A} 的各列元素之和均为 1, 则称 \mathbf{A} 为(列)随机矩阵; 若 \mathbf{A} 和 \mathbf{A}^T 均为行随机矩阵, 则称 \mathbf{A} 为双随机矩阵.
5. 非负矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 若 \mathbf{A} 是不可约的且只有一个最大模特征值, 则称 \mathbf{A} 为素矩阵.
6. 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是非负矩阵. 如果存在正整数 m , 使得 \mathbf{A}^m 为正矩阵, 则称 \mathbf{A} 是素矩阵或本原矩阵或幂正矩阵.
7. 给定素矩阵 \mathbf{A} , 使得 $\mathbf{A}^m > 0$ 的最小正整数 m 称为 \mathbf{A} 的素数指数或本原指数, 记为 $\gamma(\mathbf{A})$.

二、主要结论

1. 设 $A, B \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 若 $|A| \leq B$, 则 $r(A) \leq r(|A|) \leq r(B)$.
2. 设 $A, B \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 若 $0 \leq A \leq B$, 则 $r(A) \leq r(B)$.
3. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $A \geq 0$,
 - (1) 若 A_1 为 A 的任一主子阵, 则 $r(A_1) \leq r(A)$.
 - (2) 若 A 的所有行和都相等, 则 $r(A) = \|A\|_\infty$; 若 A 的所有列和都相等, 则 $r(A) = \|A\|_1$.

$$(3) \min_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n a_{ij} \leq r(A) \leq \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n a_{ij}, \min_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n a_{ij} \leq r(A) \leq \max_{1 \leq j \leq n} \sum_{i=1}^n a_{ij}.$$

(4) 若对所有 $i = 1, 2, \dots, n$, 有 $\sum_{j=1}^n a_{ij} > 0$, 则 $r(A) > 0$. 特别地, 若 $A > 0$, 则 $r(A) > 0$.

(5) 对任意正向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in C^n$, 有

$$\min_{1 \leq i \leq n} \frac{1}{x_i} \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \leq r(A) \leq \max_{1 \leq i \leq n} \frac{1}{x_i} \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j,$$

$$\min_{1 \leq j \leq n} x_j \sum_{i=1}^n \frac{a_{ij}}{x_i} \leq r(A) \leq \max_{1 \leq j \leq n} x_j \sum_{i=1}^n \frac{a_{ij}}{x_i}.$$

(6) 若 A 有正特征向量 x , 则相应的特征值为 $r(A)$, 即如果 $Ax = \lambda x$, $x > 0$, $A \geq 0$, 则 $\lambda = r(A)$.

(7) 若 A 有正特征向量 x , 则有

$$r(A) = \max_{x > 0} \min_{1 \leq i \leq n} \frac{1}{x_i} \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j = \min_{x > 0} \max_{1 \leq i \leq n} \frac{1}{x_i} \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j.$$

(8) $(E - A)^{-1}$ 存在且 $(E - A)^{-1} \geq 0$ 的充要条件是 $r(A) < 1$.

4. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $x \in \mathbf{R}^n$, $A \geq 0$, $x > 0$, 若存在 $\alpha > 0$, $\beta > 0$, 使得 $\alpha x \leq Ax \leq \beta x$, 则 $\alpha \leq r(A) \leq \beta$;

若 $\alpha x < Ax$ ($\alpha x \leq Ax$), 则 $\alpha < r(A)$ ($\alpha \leq r(A)$); 若 $Ax < \beta x$ ($Ax \leq \beta x$), 则 $r(A) < \beta$ ($r(A) \leq \beta$).

5. 设 $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $A > 0$.

(1) 若 A 的某特征值 λ 满足 $|\lambda| = r(A)$, 相应的特征向量为 $x \neq 0$, 则 $A|x| = r(A)|x|$, $|x| > 0$.

(2) $r(A) > 0$ 且 $r(A)$ 是 A 的一个特征值, 相应的特征向量为正向量.

(3) 若 λ 为 A 的特征值且 $\lambda \neq r(A)$, 则 $\lambda < r(A)$.

(4) 若 y, z 为满足 $Ay = r(A)y$, $Az = r(A)z$ 的非零向量, 则存在某个常数 $a \in \mathbf{C}$, 使得 $y = az$.

(5) 存在唯一的向量 x , 使得 $Ax = r(A)x$, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) > 0$ 及 $\sum_{i=1}^n x_i = 1$.

(6) $\lim_{m \rightarrow \infty} \mathbf{B}^m = \lim_{m \rightarrow \infty} (r(\mathbf{A})^{-1} \mathbf{A})^m = L = \mathbf{x} \mathbf{y}^T$, 其中, 向量 \mathbf{x}, \mathbf{y} 满足

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = r(\mathbf{A})\mathbf{x}, \mathbf{A}^T\mathbf{y} = r(\mathbf{A})\mathbf{y}, \mathbf{x}^T\mathbf{y} = 1.$$

(7) $r(\mathbf{A})$ 为 \mathbf{A} 的单重特征值.

(8) 矩阵 \mathbf{A} 的谱半径 $r(\mathbf{A}) > 0$; 相应于 \mathbf{A} 的特征向量为正向量; 对于 \mathbf{A} 的任一异于 $r(\mathbf{A})$ 的特征值 λ , 均满足 $|\lambda| < r(\mathbf{A})$.

(9) 若 $\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}, \mathbf{x} \neq 0$, 以及 $|\lambda| = r(\mathbf{A})$, 则对某个 $\theta \in \mathbb{R}$, 有 $e^{-i\theta}\mathbf{x} = |\mathbf{x}| > 0$ 或 $\mathbf{x} = e^{i\theta}|\mathbf{x}| > 0$.

(10) 若 $\rho < R$, 则 \mathbf{A} 的最大特征值 $r = r(\mathbf{A})$ 满足

$$\rho + \eta \left(\frac{1}{\sqrt{\delta}} - 1 \right) \leq r \leq R - \eta (1 - \sqrt{\delta}),$$

其中 $R = \max_i \sum_{j=1}^n a_{ij}$, $\rho = \min_i \sum_{j=1}^n a_{ij}$, $\eta = \min_{i,j} a_{ij}$, $\delta = \max_{r_i < r_j} (r_i/r_j)$, r_i 为 \mathbf{A} 的第 i 行行和.

(11) 若 r 为 \mathbf{A} 的最大特征值, 则

$$\rho + \eta \left(\frac{1}{\sigma} - 1 \right) \leq r \leq R - \eta (1 - \sigma),$$

其中 $\sigma = \sqrt{(\rho - \eta)/(R - \eta)}$, $R = \max_i \sum_{j=1}^n a_{ij}$, $\rho = \min_i \sum_{j=1}^n a_{ij}$, $\eta = \min_{i,j} a_{ij}$, $\delta = \max_{r_i < r_j} (r_i/r_j)$, r_i 为 \mathbf{A} 的第 i 行行和.

(12) 若 $\mathbf{A}, r, R, \rho, \eta$ 和 r_i 的定义同上, 则

$$\rho + \eta(h-1) \leq r \leq R - \eta \left(1 - \frac{1}{g} \right),$$

其中

$$g = \frac{R - 2\eta + \sqrt{R^2 - 4\eta(R - \rho)}}{2(\rho - \eta)},$$

$$h = \frac{-\rho + 2\eta + \sqrt{\rho^2 + 4\eta(R - \rho)}}{2\eta}.$$

6. 设 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\mathbf{B} = (b_{ij})_{n \times n} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 满足 $\mathbf{B} \geq |A|$, 则 \mathbf{A} 的每个特征值均位于区域

$$\bigcup_{i=1}^n \{z \in \mathbb{C}: |z - a_{ii}| \leq r(\mathbf{B}) - b_{ii}\} \text{ 之中.}$$

7. 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\mathbf{A} \geq 0$, 则

(1) $r(\mathbf{A})$ 为 \mathbf{A} 的特征值, 且存在非负向量 $\mathbf{x} \geq 0, \mathbf{x} \neq 0$, 使得 $\mathbf{A}\mathbf{x} = r(\mathbf{A})\mathbf{x}$.

$$(2) r(\mathbf{A}) = \max_{\substack{\mathbf{x} \geq 0 \\ \mathbf{x} \neq 0}} \min_{\substack{1 \leq i \leq n \\ x_i \neq 0}} \frac{1}{x_i} \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j.$$

8. 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\mathbf{A} \geq 0$, $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$, $\mathbf{x} \geq 0, \mathbf{x} \neq 0$, 若有 $\alpha \in \mathbb{R}$, 使得 $\mathbf{A}\mathbf{x} \geq \alpha\mathbf{x}$, 则 $r(\mathbf{A}) \geq \alpha$.

9. 设 $\mathbf{A} = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $n \geq 2$, 则

(1) \mathbf{A} 为不可约矩阵的充要条件是对集合 N^* 的任意分割 N_1 与 N_2 ($N_1 \cap N_2 = \emptyset$, $N_1 \cup N_2 = N^*$), \mathbf{A} 中有元素 $a_{ij} \neq 0, i \in N_1, j \in N_2$.

(2) A 为不可约矩阵的充要条件是 A 的有向图 $D(A)$ 是强连通的.

10. $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 为不可约矩阵的充要条件是 $(E + |A|)^{n-1} > 0$.

11. 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 为 A 的特征值(计重特征值), 则 $\lambda_1 + 1, \lambda_2 + 1, \dots, \lambda_n + 1$ 是 $E + A$ 的特征值, 且 $r(E + A) \leq 1 + r(A)$, 若还有 $A \geq 0$, 则 $r(E + A) = 1 + r(A)$.

12. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $A \geq 0$ 且对某个 $k \geq 1$, 有 $A^k > 0$, 则 $r(A)$ 是 A 的代数单重特征值.

13. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 为非负不可约矩阵, 则

(1) $r(A) > 0$;

(2) $r(A)$ 是 A 的特征值;

(3) 存在正向量 x , 使得 $Ax = r(A)x$;

(4) $r(A)$ 是 A 的代数(因而为几何)单重特征值.

14. 设 $A, B \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 若 A 是非负不可约矩阵, $A \geq |B|$, 则 $r(A) \geq r(B)$, 若 $r(A) = r(B)$, 又 $\lambda = e^{i\varphi}r(B)$ ($0 \leq \varphi \leq 2\pi$) 是 B 的特征值, 则存在 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n \in \mathbf{R}$, 使得 $B = e^{i\varphi}DAD^{-1}$, 其中 $D = \text{diag}(e^{i\theta_1}, e^{i\theta_2}, \dots, e^{i\theta_n})$.

15. 设 A 为不可约非负矩阵, $B \geq A, B \neq A$, 则 $r(B) > r(A)$.

16. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 为素矩阵, 则

(1) $\lim_{m \rightarrow \infty} (r(A)^{-1}A)^m = L > 0$, 其中 $L = xy^T$, $Ax = r(A)x$, $A^T y = r(A)y$, $x > 0$, $y > 0$, $x^T y = 1$.

(2) A^k 为不可约矩阵, $k = 1, 2, \dots, n$.

(3) 对正整数 $k \leq (n-1)n^n$, 有 $A^k > 0$.

17. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, P_i 和 P_j 为有向图 $D(A)$ 的给定结点, 则在 P_i 和 P_j 之间存在 $D(A)$ 中的一条长为 m 的有向道路的充要条件是 $(|A|^m)_{ij} \neq 0$.

18. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则 $|A|^m > 0$ 的充要条件是从 $D(A)$ 中的每个结点 P_i 到其余任一结点 P_j 都存在一条长恰为 m 的有向道路.

19. 设 A 为 n 阶非负矩阵, 则

(1) A 为素矩阵的充要条件是 $A^m > 0$ 对某个 $m \geq 1$ 成立.

(2) A 为素矩阵的充要条件是 $A^{n^2 - 2n + 2} > 0$.

20. 设 A 为 n 阶素矩阵, $D(A)$ 中最简单有向回路长为 s , 则 $\gamma(A) \leq n + s(n-2)$.

21. (1) 设 A 为随机矩阵, 则 A 的最大特征值为 1;

(2) 设 A 为非负矩阵, 则 A 为随机矩阵的充要条件是 e 为 A 的相应于特征值 1 的特征向量, 其中 $e = (1, 1, \dots, 1)^T$.

22. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 为非负矩阵, $r(A) > 0$, $z > 0$, 满足 $Az = r(A)z$, 则 $r(A)^{-1}A$ 相似于一个随机矩阵.

23. 设 $A = (a_{ij})$ 为随机矩阵, $\omega = \min_i a_{ii}$, 则对 A 的任一特征值 λ_i , 都有 $|\lambda_i - \omega| \leq 1 - \omega$.

24. n 阶矩阵 A 为双随机矩阵的充要条件是对某个 $N < \infty$, 存在置换矩阵 P_1, P_2, \dots, P_N 和正纯量 $a_1, a_2, \dots, a_N \in \mathbf{R}$, 使得 $a_1 + a_2 + \dots + a_N = 1$, 且 $A = a_1 P_1 + a_2 P_2 + \dots + a_N P_N$.

25. 设 A 是素矩阵, 则

- (1) A^T 是素矩阵;
- (2) 对任意的正整数 k , A^k 是素矩阵;
- (3) 对任意的非负矩阵 B , $A+B$ 是素矩阵.

26. 设 $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为素矩阵, 则

- (1) $r(A)$ 为 A 的具有正特征向量的特征值;
- (2) A 的特征值 $r(A)$ 为一个单根;
- (3) A 的其他特征值的模小于 $r(A)$;
- (4) $\gamma(A) \leq (n-1)^2 + 1$.

27. 设 $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是素矩阵, 且对某个正整数 h 和矩阵 $A+A^2+\dots+A^h$, 至少有 $d(>0)$ 个正对角元, 则有 $\gamma(A) \leq n-d+(n-1)h$.

28. 设 $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是素矩阵, 并且 a_{ij} 与 a_{ji} 同时为正或同时为零, 则 $\gamma(A) \leq 2(n-1)$.

三、典型例题

1. 设 $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $\|A\|$ 是 $\mathbf{R}^{n \times n}$ 上的任意一种矩阵范数, 则 $r(A) = \lim_{k \rightarrow \infty} \|A^k\|^{\frac{1}{k}}$.

证 对任意的正整数 k , 有 $r(A^k) = [r(A)]^k$, 而 $r(A^k) \leq \|A^k\|$, 于是 $[r(A)]^k \leq \|A^k\|$, 从而 $r(A) \leq \|A^k\|^{\frac{1}{k}}$, 取极限得 $r(A) \leq \lim_{k \rightarrow \infty} \|A^k\|^{\frac{1}{k}}$.

另一方面, 对任意的 $\epsilon > 0$, 令 $B = \frac{1}{r(A)+\epsilon} A$, 则 $r(B) < 1$. 因而 $\lim_{k \rightarrow \infty} B^k = \mathbf{0}$. 于是存在正整

数 N , 当 $k > N$ 时, 有 $\|B^k\| < 1$. 即 $\frac{1}{[r(A)+\epsilon]^k} \|A^k\| < 1$, 于是 $\|A^k\|^{\frac{1}{k}} < r(A) + \epsilon$, 取极限, 由 ϵ 的任意性, 有 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^k\|^{\frac{1}{k}} \leq r(A)$, 故 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^k\|^{\frac{1}{k}} = r(A)$.

2. 设 $A = (a_{ij})_{n \times n} \geq 0$ 为不可约矩阵. 则 A 不能有两个线性无关的非负特征向量.

证 设 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \geq 0$ 为 A 的对应于 $r(A)$ 的特征向量. 此外, $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T \geq 0$ 为 A 的对应于特征值 a 的特征向量, 且 x 与 y 线性无关. 因 $r(A)$ 是 A 的单重特征值, 故 $a \neq r(A)$. 进一步, 记 $z = (z_1, z_2, \dots, z_n)^T$ 为 A^T 的对应于 $r(A^T) = r(A)$ 的正特征向量. 于是有

$$r(A)(y, z) = (y, r(A)z) = (y, A^T z) = z^T A y = (Ay, z) = (ay, z) = a(y, z)$$

即 $(r(A)-a)(y, z) = 0$, 而 $a \neq r(A)$, 故必有 $(y, z) = 0$, 此与 $y \geq 0, z > 0, y \neq 0$ 时 $(y, z) > 0$ 矛盾! 故 y 不存在.

3. 设 A 是素矩阵, 则对任意的正整数 m , A^m 是素矩阵.

证 因为 $r(A)$ 为 A 的单重特征值, 而且是 A 的模为 $r(A)$ 的唯一特征值, 所以 $(r(A))^m$ 是 A^m 的单重特征值, 而且是 A^m 的模为 $(r(A))^m$ 的唯一特征值. 因此, 对 $m \geq 1$, 由于有 $A^m \geq 0$, 要证明 A^m 是素矩阵, 只需证明 A^m 是不可约的.

用反证法. 假定对某个正整数 v , A^v 是可约的, 不妨设 $A^v = \begin{pmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{C} \\ \mathbf{0} & \mathbf{D} \end{pmatrix}$, 其中 \mathbf{B}, \mathbf{D} 为子方阵. 设 $Ax = r(A)x$, $x > 0$, 于是有 $A^v x = (r(A))^v x$, 对应于 \mathbf{B}, \mathbf{D} , 将 x 写成 $x = \begin{pmatrix} x^{(1)} \\ x^{(2)} \end{pmatrix}$, 从而有 $d^v x^{(2)} = (r(A))^v x^{(2)}$, 这表明 $(r(A))^v$ 是 \mathbf{D} 的特征值.

另一方面, 再考虑 A^T , 它也是非负的和不可约的, 那么必存在向量 $y > 0$, 使得 $A^T y = r(A)y$. 类似地, 可推出 $(r(A))^v$ 是 \mathbf{B}^T 的特征值, 从而也是 \mathbf{B} 的特征值.

这样, $(r(A))^v$ 是 \mathbf{D} 的特征值又是 \mathbf{B} 的特征值, 则 $r(A)$ 成了 A 的多重特征值, 矛盾! 因此, 对所有的 $m \geq 1$, A^m 是不可约的. 从而 A^m 是素矩阵.

4. 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $A \geq 0$, A 不可约, 而且 $a_{ii} > 0$, $i = 1, 2, \dots, n$, 证明 $A^{n-1} > 0$.

证 可选取非负不可约方阵 B , 使得 $A \geq \gamma(E+B)$, $\gamma > 0$. 于是有 $A^{n-1} \geq \gamma^{n-1}(E+B)^{n-1} > 0$.

5. 非负不可约矩阵 A 的“模等于 $r(A)$ 的特征值”唯一吗?

解 非负不可约矩阵 A 的谱半径 $r(A)$ 是它的单重特征值, 但模等于 $r(A)$ 的特征值不唯一.

例如, 对非负不可约矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 2 & 1 & 3 \\ 0 & 2 & 1 \end{pmatrix}$, 其谱半径 $r(A) = 1 + \sqrt{10}$ 就是它的一个正的单重特征值, 而属于 $r(A)$ 的正特征向量是 $(2, \sqrt{10}, 2)^T$. 并且“模等于 $r(A)$ 的特征值” $1 + \sqrt{10}$ 也只有一个.

但对于非负不可约矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, $r(A) = 1$, A 的 n 个特征值是 $\lambda_j = e^{j\frac{2\pi}{n}}$, $j = 0, 1, \dots, n-1$, 从而 A 的特征值的模都等于 $r(A)$. 综上, 对于一个非负素矩阵 A , 除特征值 $r(A)$ 外, 其余特征值的模都小于 $r(A)$, 但对非负不可约矩阵, 该结论不再成立.

6. 设 A 为不可约随机矩阵, 则 $\lim_{m \rightarrow \infty} A^m$ 存在的充分必要条件是 A 为素矩阵.

证 由于 A 的谱半径 $r(A)$ 等于 1, 且 A 的任一模等于 1 的特征值所对应的 Jordan 块都是一阶的, 所以结论成立.

7. 在某区人口流动问题的研究中, 出现随机矩阵 $P = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix}$ 的幂 P^m 的极限问题, 求 $\lim_{m \rightarrow \infty} P^m$.

解 由于 $E + P > 0$, 故 P 不可约. 又因为 $P^2 = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{2} \end{pmatrix} > 0$, 所以 P 是素矩阵, 故

可知 $\lim_{m \rightarrow \infty} P^m$. 又由归纳法可证明 $P^m = \begin{pmatrix} p_m & p_{m+1} & p_{m+1} \\ p_{m+1} & p_m & p_{m+1} \\ p_{m+1} & p_{m+1} & p_m \end{pmatrix}$, 其中 $p_m = \frac{1}{3} \left(1 + \frac{(-1)^m}{2^{m-1}} \right)$, 因

$$\text{此, } \lim_{m \rightarrow \infty} P^m = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

四、习题解答

1. 设 $A, B \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $x \in \mathbf{C}^n$, 证明:

- (1) $|Ax| \leq |A| |x|$;
- (2) $|AB| \leq |A| |B|$;
- (3) 若 $0 \leq A \leq B$, 则 $0 \leq A^m \leq B^m$ (m 为正整数).

证 (用归纳法)

当 $m=1$ 时, 结论成立.

设结论对 $m-1$ 成立, 即 $A^{m-1} \leq B^{m-1}$, 那么 $B^{m-1} - A^{m-1} \geq 0$, 又 $B \geq A \geq 0$, 故

$$\begin{aligned} B^m - A^m &= B^m - AB^{m-1} + AB^{m-1} - A^m \\ &= B(B^{m-1} - A^{m-1}) + (B - A)A^{m-1} \geq 0, \end{aligned}$$

从而 $B^m \geq A^m \geq 0$.

2. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $B = |A|$, 则 $\|A\|_{m_2} = \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n |a_{ij}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} = \|B\|_{m_2}$, 但 $\|A\|_2 = \|B\|_2$ 未必成立.

证 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 3 \\ 7 & 8 & -1 \\ 6 & -9 & 2 \end{pmatrix}$, $B = |A| = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 7 & 8 & 1 \\ 6 & 9 & 2 \end{pmatrix}$, 则 $\|A\|_2 = \sqrt{r(A^H A)} \approx 12.4998$,

$$\|B\|_2 = \sqrt{4(B^H B)} \approx 15.5077, \text{ 即 } \|A\|_2 \neq \|B\|_2.$$

对于 $\|\cdot\|_{m_2}$, 显然有

$$\|A\|_{m_2} = \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n |a_{ij}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} = \|B\|_{m_2}.$$

3. 构造一个相似于 $\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ 且不含零元的矩阵, 它的谱半径是什么? 它是非负矩阵吗?

解 令 $P = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$, $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$, $B = \begin{pmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$, 则 $P^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$, 那么 $PAP^{-1} = B$, 即

B 与 A 相似, 且 B 不是非负矩阵, 其谱半径为 0.

4. 设 $A, B \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $0 \leq A < B$, 则 $r(A) < r(B)$.

证 由 $0 \leq A < B$, 可知 $B - A > 0$, 且由 $A \geq 0$ 知 $Ax = r(A)x$ ($x \geq 0, x \neq 0$), 则 $0 < (B - A)x = Bx - Ax = Bx - r(A)x$, 即 $Bx > r(A)x$, 从而有 $(Bx)_i > r(A)x_i$ ($x_i > 0$), $\frac{(Bx)_i}{x_i} > r(A)$, $r(B) \geq \min_i \frac{(Bx)_i}{x_i} > r(A)$, 即 $r(B) > r(A)$.

5. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $A \geq 0$, 证明: $r(A) \leq \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n a_{ij}$.

证 令 $\beta = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n a_{ij}$, 构造一个矩阵 B , 使得 $0 \leq A \leq B$ 且 $\beta = \sum_{j=1}^n b_{ij}$ ($i = 1, 2, \dots, n$).

例如, 若 $\beta = 0$, 令 $B = \mathbf{0}$ 即可, 若 $\beta > 0$, 令 $b_{ij} = \beta a_{ij} \left(\sum_{j=1}^n a_{ij} \right)^{-1}$, 则有 $r(B) = \beta$, 且 $r(A) \leq r(B)$.

6. 证明不可约矩阵不可能有零行或零列.

证 设其第 k 行为零行, 令 $P = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & \ddots & & \\ & 0 & \cdots & 1 \\ & \vdots & \ddots & \vdots \\ & 1 & \cdots & 0 \end{pmatrix}$, 则有 $PAP^T = \begin{pmatrix} \tilde{A} & \tilde{b} \\ \mathbf{0} & \tilde{c} \end{pmatrix}$, 从而为

可约矩阵.

7. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $x \in \mathbf{R}^n$, $A \geq 0$, $x > 0$, 且有 $\beta > 0$ 使得 $Ax \leq \beta x$ ($Ax < \beta x$), 证明: $r(A) \leq \beta(r(A) < \beta)$.

证 若 $Ax \leq \beta x$, 则 $\sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \leq \beta x_i$, 从而有 $\frac{1}{x_i} \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \leq \beta$, $\max_{1 \leq i \leq n} \frac{1}{x_i} \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j \leq \beta$, 从而有

$r(\mathbf{A}) \leqslant \max_{1 \leqslant i \leqslant n} \frac{1}{x_i} \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \leqslant \beta$, 若 $\mathbf{Ax} < \beta\mathbf{x}$, 则存在 $\beta' < \beta$, 使得 $\beta' < \beta$, 且 $\mathbf{Ax} \leqslant \beta'\mathbf{x}$, 于是有
 $r(\mathbf{A}) \leqslant \beta' < \beta$.

8. 若 $\mathbf{A} \geqslant 0$, 且对某个 k 有 $\mathbf{A}^k > 0$, 证明 $r(\mathbf{A}) > 0$.

证 设 \mathbf{A} 的全部特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则 \mathbf{A}^k 的全部特征值为 $\lambda_1^k, \lambda_2^k, \dots, \lambda_n^k$, 从而
 $r(\mathbf{A}^k) = \max_i |\lambda_i^k| = (\max_i |\lambda_i|)^k = (r(\mathbf{A}))^k$. 由 $\mathbf{A}^k > 0$, 可知 $r(\mathbf{A}^k) > 0$, 从而 $r(\mathbf{A}) = \sqrt[k]{r(\mathbf{A}^k)} > 0$.

9. 给出一个二阶矩阵 \mathbf{A} , 使得 $\mathbf{A} \geqslant 0$, 且 \mathbf{A} 不是正的, 但 $\mathbf{A}^2 > 0$.

解 令 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$, 则 $\mathbf{A} \geqslant 0$, \mathbf{A} 不是正的, 且

$$\mathbf{A}^2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} > 0.$$

这说明, 正矩阵是素矩阵, 但反过来不成立. 例如, 若 $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, 则 \mathbf{B} 不是正矩阵, 但 $\mathbf{B}^4 > 0$, 所以 \mathbf{B} 是素矩阵.

10. 设非负矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 若 \mathbf{A} 有正特征向量 \mathbf{x} , 则对所有 $m=1, 2, \dots$ 和 $i=1, 2, \dots, n$, 有 $\sum_{j=1}^n a_{ij}^{(m)} \leqslant \begin{cases} \max_{1 \leqslant k \leqslant m} x_k \\ \min_{1 \leqslant k \leqslant m} x_k \end{cases} r(\mathbf{A})^m$, $\sum_{j=1}^n a_{ij}^{(m)} \leqslant \max_{1 \leqslant k \leqslant m} x_k r(\mathbf{A})^m \leqslant \sum_{j=1}^n a_{ij}^{(m)}$, 其中 $\mathbf{A}^m = (a_{ij}^{(m)})$. 特别地, 若 $r(\mathbf{A}) > 0$, 则对 $m=1, 2, \dots$, 都有 $r(\mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^m$ 的各元一致有界.

证 若 $\mathbf{Ax} = r(\mathbf{A})\mathbf{x}$, 则 $\mathbf{A}^m \mathbf{x} = r(\mathbf{A})^m \mathbf{x}$. 若 $\mathbf{A} \geqslant 0$, 则 $\mathbf{A}^m \geqslant 0$, 且有 $(r(\mathbf{A}))^m \max_{1 \leqslant k \leqslant n} x_k \geqslant r(\mathbf{A}^m) x_i = (\mathbf{A}^m \mathbf{x})_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}^{(m)} x_j \geqslant \min_{1 \leqslant k \leqslant n} x_k \cdot \sum_{j=1}^n a_{ij}^{(m)}$, $i = 1, 2, \dots, n$.

由于 $\mathbf{x} > 0$, 两边同除以 $\min_{1 \leqslant k \leqslant n} x_k$, 即得结论.

类似地, 有

$$\begin{aligned} (r(\mathbf{A}))^m \min_{1 \leqslant k \leqslant n} x_k &\leqslant r(\mathbf{A}^m) x_i = (\mathbf{A}^m \mathbf{x})_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}^{(m)} x_j \\ &\leqslant \max_{1 \leqslant k \leqslant n} x_k \cdot \sum_{j=1}^n a_{ij}^{(m)}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{aligned}$$

再由 $\mathbf{x} > 0$, 两边同除以 $\max_{1 \leqslant k \leqslant n} x_k$, 即得结论.

11. 若 \mathbf{A} 为 n 阶正矩阵, 证明 $r(\mathbf{A}) = \max_{x > 0} \min_{1 \leqslant i \leqslant n} \frac{1}{x_i} \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j = \min_{x > 0} \max_{1 \leqslant i \leqslant n} \frac{1}{x_i} \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j$.

证 $\forall x > 0$, 令 $\mathbf{D} = \text{diag}(x_1, x_2, \dots, x_n)$, $\mathbf{B} = \mathbf{D}^{-1} \mathbf{AD}$, 则显然 $\mathbf{B} > 0$, 且 $\min_{1 \leqslant i \leqslant n} \left(\frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j}{x_i} \right) <$

$r(\mathbf{A}) < \max_{1 \leq i \leq n} \left(\frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j}{x_i} \right)$, 或 $r(\mathbf{A}) = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j}{x_i}$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 而且有 $\sup_{x>0} \left\{ \min_{1 \leq i \leq n} \left(\frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j}{x_i} \right) \right\} \leq r(\mathbf{A}) \leq \inf_{x>0} \left\{ \max_{1 \leq i \leq n} \left(\frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j}{x_i} \right) \right\}$

特别地, 选择 $x>0$ 为 $r(\mathbf{A})$ 对应的特征向量, 则等式成立.

12. 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为正矩阵, 证明存在唯一向量 x , 使得 $\mathbf{A}x = r(\mathbf{A})x$, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) > 0$ 及 $\sum_{i=1}^n x_i = 1$.

证 由 $\mathbf{A}>0$ 可知, 存在 $y>0$, $\mathbf{A}y = r(\mathbf{A})y$, 令 $\alpha = \sum_{i=1}^n y_i$, $x = \frac{1}{\alpha}y$, 则有

$$\mathbf{A}x = \lambda x, \quad \text{且} \quad \sum_{i=1}^n x_i = 1.$$

13. 设 \mathbf{A} 为 n 阶正矩阵, 若存在某个 $x \in \mathbb{C}^n$, $x \geq 0$, $x \neq 0$, $\mathbf{A}x = \lambda x$, 试证 x 为 Perron 向量的倍数且 $\lambda = r(\mathbf{A})$.

证 由 $\mathbf{A}>0$, $x \geq 0$, $x \neq 0$, 可知 $\mathbf{A}x > 0$, 而 $\mathbf{A}x = \lambda x$, 故 $x > 0$. 设 $y \in \mathbb{C}^n$, $y > 0$, $\mathbf{A}^\top y = r(\mathbf{A})y$, 则有

$$\lambda(x, y) = (\mathbf{A}x, y) = (x, \mathbf{A}^\top y) = (x, r(\mathbf{A})y) = r(\mathbf{A})(x, y),$$

即

$$(\lambda - r(\mathbf{A}))(x, y) = 0,$$

但 $(x, y) > 0$, 故 $\lambda = r(\mathbf{A})$. 由 $V_{r(\mathbf{A})} = \{x \mid \mathbf{A}x = r(\mathbf{A})x\}$ 为一维子空间可知, x 为 Perron 向量的倍数.

14. 设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $x \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{A} \geq 0$, $x \geq 0$, $\beta \geq 0$, 若 $\mathbf{A}x < \beta x$ ($\mathbf{A}x \leq \beta x$), 证明

$$r(\mathbf{A}) < \beta \quad (r(\mathbf{A}) \leq \beta)$$

不一定成立.

证 令 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$, $x = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$, 则 $\mathbf{A}x = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$, 故 $1 \cdot x \leq \mathbf{A}x = 1 \cdot x \leq 1 \cdot x$,

但 $r(\mathbf{A}) = 2 > 1$.

15. 求出 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 8 & 0 & 0 & 0 \\ 4 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ 的谱半径.

解 由矩阵 \mathbf{A} 的特征多项式为 $(\lambda - 4)^2(\lambda - 3)(\lambda^2 + 4\lambda + 7)$, 易得矩阵 \mathbf{A} 的谱半径为 $r(\mathbf{A}) = 4$.

16. 证明矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ 是素矩阵, 求它的特征值, 给出 $r(A)$ 的上界, 讨论 $r(A)$ 的精确值是什么?

解 $A^2 = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} > 0$, 故 A 是素矩阵. A 的特征值为 $\frac{1 \pm \sqrt{5}}{2}$, $r(A) = \frac{1 + \sqrt{5}}{2}$, $r(A) \leq 2$.

17. 证明: 若 $A \geq 0$ 以及 $A^k > 0$, 则 $A^m > 0$, $\forall m \geq k$.

证 若存在 $m (m \geq k)$, 使得 $A^m \geq 0$, 且某个元素为 0, 则由 $A^m = A^{m-k}A^k \geq 0$, 以及 $A^k > 0$, 可知 A^{m-k} 的某行元素全为 0.

若 $m - k < k$, 则由此可知 A^k 的对应行元素皆为 0, 这与 $A^k > 0$ 矛盾!

若 $m - k \geq k$, 令 $m = k \cdot l + r (r$ 为 m 除以 k 的余数), 则 $A^m = A^r(A^k)^l$, 从而可知 A^r 的某行元素全为 0, 由此得到 A^k 的某行元素全为 0, 这与 $A^k > 0$ 矛盾! 故 $A^m > 0$, $\forall m \geq k$.

附

录

复习题一

一、判断题(40分)(对者打√, 错者打×)

1. 设 $x \in \mathbf{C}^n$, U 为 n 阶酉矩阵, 则 $\|Ux\|_2 = \|x\|_2$. ()

2. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则 $\|A\|_{m_2}^2 \geq \sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2$. ()

3. 如果 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbf{C}^n$, 则 $\|x\| = |x_1|^2$ 为向量范数. ()

4. 设 $x \in \mathbf{C}^n$, $\|x\|_\infty \leq \|x\|_1 \leq n\|x\|_\infty$. ()

5. 设 A 为 n 阶酉矩阵, 则 $AA^+ = A^+A = E$. ()

6. 若 $A \in \mathbf{C}^{n \times r}$, 则 $A_L^{-1} = (AA^H)^{-1}A^H$. ()

7. 若 $\|\cdot\|$ 为算子范数, 则 $\|A\|^{-1} \geq \|A^{-1}\|$. ()

8. $\begin{pmatrix} 1 & i \\ i & 1 \end{pmatrix}$ 和 $\begin{pmatrix} i & i \\ i & 1 \end{pmatrix}$ 都是复对称矩阵, 故均为正规矩阵. ()

9. 设 $r(A)$ 为矩阵 A 的谱半径, 则 $r(A) \leq \|A\|_{m_\infty}$. ()

10. 设 $\|\cdot\|_m$ 为自相容矩阵范数, a 为任一适当维数的非零向量, 则 $\|x\| = \|xa^H\|_m$ 是与 $\|\cdot\|_m$ 相容的向量范数, 其中 x 和 a 为相同维数的列向量. ()

二、设 A 是幂等矩阵($A^2 = A$), 但 $A \neq E$, 证明 A 不是严格对角占优矩阵.(10分)

三、设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$, λ 是 $B = (|a_{ij}|)$ 的特征值, 且存在向量 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ($x_i > 0, i = 1, 2, \dots, n$) 使得 $Bx = \lambda x$, 记 $D = \text{diag}(x_1, x_2, \dots, x_n)$. 证明 $D^{-1}BD$ 的每个 Gershgorin 圆都经过 λ . (10分)

四、证明如果 A 为正规矩阵, 且对所有 $x \in \mathbf{C}^n$, 都有 $x^H Ax \leq 0$, 那么 A 的所有特征值均非正. 如果有 $\text{tr}(A) = 0$, 那么 $A = \mathbf{0}$. (10分)

五、求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$ 的最大秩分解, 并求 A^+ . (10分)

六、求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 4 & 6 & 0 \\ -3 & -5 & 0 \\ -3 & -6 & 1 \end{pmatrix}$ 的谱分解，并计算 A^{10} . (10 分)

七、(1) 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, $B = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & A \\ A^H & \mathbf{0} \end{pmatrix}$, 证明 $\|B\|_2 = \|A\|_2$. (5 分)

(2) 设 $A, B \in \mathbf{C}^{n \times n}$, A 是非奇异矩阵, B 是奇异矩阵, 如果 $\|\cdot\|$ 是任意自相容的矩阵范数, 证明 $\|A-B\| \geq 1/\|A^{-1}\|$. (5 分)

复习题二

一、判断题(40分)(对者打√, 错者打×)

1. 设 $A, B \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 的奇异值分别为 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n > 0$, $\sigma'_1 \geq \sigma'_2 \geq \dots \geq \sigma'_n > 0$, 如果 $\sigma_i > \sigma'_i$ ($i=1, 2, \dots, n$), 则 $\|A^+\|_2 > \|B^+\|_2$. ()

2. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 为正规矩阵, 则 A 的谱半径为 $r(A) = \|A\|_2$. ()

3. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 可逆, $B \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 若对算子范数 $\|\cdot\|$, 有 $\|A^{-1}\| \cdot \|B\| < 1$, 则 $A+B$ 可逆. ()

4. 设 $A = \begin{pmatrix} 0 & -a_3 & a_2 \\ a_3 & 0 & -a_1 \\ -a_2 & a_1 & 0 \end{pmatrix}$ 为一非零实矩阵, 则 $-(a_1^2 + a_2^2 + a_3^2)^{-1}A$ 为 A 的一个广义逆矩阵. ()

5. 设 A 为 $m \times n$ 矩阵, P 为 m 阶酉矩阵, 则 PA 与 A 有相同的奇异值. ()

6. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 且 A 的所有列和都相等, 则 $r(A) = \|A\|_\infty$. ()

7. 如果 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbf{C}^n$, 则 $\|x\| = \min_{1 \leq i \leq n} |x_i|$ 是向量范数. ()

8. $A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 6 & 2 \\ 0 & 1 & 1 & 8 \end{pmatrix}$ 至少有 2 个实特征值. ()

9. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则矩阵范数 $\|A\|_{m_\infty}$ 与向量的 1-范数相容. ()

10. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 是不可逆矩阵, 则对任意一个自相容矩阵范数 $\|\cdot\|$, 有 $\|E-A\| \geq 1$, 其中 E 为单位矩阵. ()

二、设 A 是 Hermite 矩阵 ($A^H = A$), 且 A 的特征值满足 $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_n$, 证明矩阵 A 的 Rayleigh 商恒等于 λ_1 . (5 分)

三、已知 $\mathbf{C}^{n \times n}$ 中的两种矩阵算子范数 $\|\cdot\|_a$ 与 $\|\cdot\|_b$, 对于任意矩阵 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 验证

$$\|A\| = \|A\|_a + \|A\|_b$$

是 $\mathbf{C}^{n \times n}$ 中的相容矩阵范数. (10 分)

四、用 Gershgorin 圆盘定理证明矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 2 & \frac{1}{n} & \vdots & \frac{1}{n} & \frac{1}{n} \\ \frac{1}{2n} & 4 & \cdots & \frac{1}{n} & \frac{1}{n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \frac{1}{n} \\ \frac{1}{(n-1)n} & \frac{1}{(n-1)n} & \cdots & 2(n-1) & \frac{1}{n} \\ \frac{1}{n^2} & \frac{1}{n^2} & \cdots & \frac{1}{n^2} & 2n \end{pmatrix} \in \mathbf{C}^{n \times n}$$

的特征值为两两不相等的正实数. (10 分)

五、证明:

$$(1) \begin{pmatrix} A \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}^+ = (A^+ \quad \mathbf{0}), \text{ 其中 } A \in \mathbf{C}^{m \times n}; \quad (5 \text{ 分})$$

(2) 设 λ 是矩阵 $A \in \mathbf{C}^{m \times m}$ 的任意特征值, 则 $|\lambda| \leq \sqrt[m]{\|A^m\|}$, 其中矩阵范数 $\|\cdot\|$ 是算子范数. (5 分)

六、设矩阵 $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 的非零奇异值为 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r (r > 0)$, 证明:

$$\|A\|_F = \left(\sum_{i=1}^r \sigma_i^2 \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (10 \text{ 分})$$

七、已知

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \\ 4 \end{bmatrix},$$

(1) 求矩阵 A 的最大秩分解;

(2) 求 A^+ ;

(3) 用广义逆矩阵方法判断方程组 $Ax = b$ 是否有解. (15 分)

复习题三

一、判断题(40 分)(对者打√, 错者打×)

1. A 为 n 阶实对称矩阵, 对 \mathbf{R}^n 中的列向量 x , 定义 $\|x\| = \sqrt{x^T A x}$, 则 $\|x\|$ 为向量 x 的范数. ()

2. 设 A 为 n 阶 Hermite 矩阵, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是矩阵 A 的特征值, 则 $\|A\|_{m_2}^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i^2$. ()

3. 如果 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 且 $A \neq 0$, $(AA^\top)^\text{H} = AA^\top$, 则 $\|AA^\top\|_2 = n$. ()

4. 设 $\|\cdot\|_a$ 为从属于向量范数 $\|x\|_a$ 的算子范数, $H = E - 2uu^\text{H}$, 其中 E 为 n 阶单位矩阵, $u \in \mathbb{C}^n$, 且 $\|u\|_2 = 1$, 则 $\|H\|_a = n$. ()

5. 设 $A = \begin{pmatrix} 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 \\ 1/6 & 2/6 & 1/6 & 1/6 \\ 1/7 & 1/7 & 3/7 & 1/7 \\ 1/8 & 1/8 & 1/8 & 4/8 \end{pmatrix}$, 则矩阵 A 的谱半径满足 $r(A) < 1$. ()

6. 若 $A \in \mathbb{C}^{m \times m}$ ($m > 1$) 严格对角占优, 则 A 的谱半径满足 $r(A) < \|2A\|_{m_\infty}$. ()

7. 若设 $x \in \mathbb{R}^n$, 则 $\|x\|_2 \leq \|x\|_1 \leq \sqrt{n}\|x\|_2$. ()

8. 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, 则 $\|A^+\|_{m_1} = 1$. ()

9. 设 G 为矩阵 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$ ($r < n$) 的广义逆 A^+ , $A = BD$ 为 A 的最大秩分解, 则 $\text{rank}(DGB) = n$. ()

10. 设 $A = \begin{pmatrix} 0.9 & 0.01 & 0.12 \\ 0.01 & 0.8 & 0.13 \\ 0.01 & 0.02 & 0.4 \end{pmatrix}$, 则 A 的特征值均为实数. ()

二、设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\|A\| = \sqrt{mn} \max_{i,j} |a_{ij}|$, 证明:

(1) $\|A\|$ 为矩阵范数;

(2) $\|A\|$ 与向量 2-范数相容. (10 分)

三、设 $A = \begin{pmatrix} 1/4 & 1/4 & 1/4 & 1/4 \\ 1/5 & 2/5 & 1/5 & 1/5 \\ 1/6 & 1/6 & 3/6 & 1/6 \\ 1/7 & 1/7 & 1/7 & 4/7 \end{pmatrix}$, 利用盖尔圆盘定理计算矩阵 A 的谱半径 $r(A)$. (10 分)

四、试证: 如果 A 为 n 阶正规矩阵, 且 $Ax = \lambda x$ 以及 $Ay = \mu y$, 其中 $\lambda \neq \mu$, 那么 x 与 y 正交. (10 分)

五、设 $D \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 为列满秩矩阵, D^+ 为 M-P 广义逆, $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 证明: $\|A\| = \|DAD^+\|_2$ 为 $\mathbb{C}^{n \times n}$ 上的矩阵范数. (10 分)

六、设有线性方程组 $\begin{cases} x_1 + 2x_2 + 2x_3 + x_4 = 1, \\ x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 1, \\ 2x_1 + x_2 + x_3 + 2x_4 = 1, \end{cases}$

(1) 求方程组的系数矩阵 A 的最大秩分解;

(2) 计算 A^+ ;

(3) 求线性方程组的最佳逼近解. (10分)

七、(1) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ($n > 1$) 为严格对角占优矩阵, $D = \text{diag}(a_{11}, a_{22}, \dots, a_{nn})$, 其中 a_{ii} ($i=1, 2, \dots, n$) 为 A 的对角元素, E 为 n 阶单位矩阵, 则存在一个矩阵范数 $\|\cdot\|$, 使得 $r(E - D^{-1}A) < 1$. (5分)

(2) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, ϵ 为任意给定的正数, $r(A)$ 为矩阵的谱半径. 证明: 至少存在一个矩阵范数 $\|A\|$, 使得 $\|A\| \leq r(A) + \epsilon$. (5分)

复习题四

一、判断题(40分)(对者打√, 错者打×)

1. 设矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 且 $A \neq 0$, 则 $\|A(A^H A)^+ A^H\|_2 = 1$. ()

2. 设 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 的奇异值为 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n$, 则 $\|A\|_2^2 = \sum_{i=1}^n \sigma_i^2$. ()

3. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 且有某种算子范数 $\|\cdot\|$, 使得 $\|A\| < 1$, 则 $\|(E - A)^{-1}\| > \frac{1}{1 - \|A\|}$, 其中 E 为 n 阶单位矩阵. ()

4. 设 $A = E - 2uu^H$, $u \in \mathbb{C}^n$ 且 $\|u\|_2 = 1$, 则 $\|A\|_{m_2} = \sqrt{n}$. ()

5. 设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 2 & 4 & 6 & 8 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, 则 A 的 M-P 广义逆 A^+ 的秩满足 $\text{rank}(A^+) = 1$. ()

6. 若 A 为列满秩矩阵, 则 $(A^H A)^{-1} A^H$ 既是 A 的左逆又是 A 的 M-P 广义逆 A^+ . ()

7. 设 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_n$ 为线性空间 V^n 的一组基, $x = x_1\epsilon_1 + x_2\epsilon_2 + \dots + x_n\epsilon_n \in V^n$, 则 $\|x\| = k_1|x_1|^2 + k_2|x_2|^2 + \dots + k_n|x_n|^2$ ($k_i \geq 0$) 是 V^n 上向量 x 的范数. ()

8. 设 $A = \begin{pmatrix} 30 & 3 & 2 \\ 2 & 10 & 2 \\ 8 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, 则 A 有 3 个实特征值. ()

9. 设 G 为矩阵 $A \in \mathbb{C}_r^{n \times n}$ ($r < n$) 的广义逆 A^- , $A = BD$ 为 A 的最大秩分解, 则 $\|DGB\|_2 = r$. ()

10. 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$ ($n > 1$) 为严格对角占优矩阵, $D = \text{diag}(a_{11}, a_{22}, \dots, a_{nn})$, $B = E - D^{-1}A$, 则 B 的谱半径满足 $r(B) \geq 1$. ()

二、设矩阵 U 是酉矩阵, $A = \text{diag}(a_1, a_2, \dots, a_n)$, 证明: UA 的任意特征值 λ 都满足不等式 $\min_i\{|a_i|\} \leq |\lambda| \leq \max_i\{|a_i|\}$. (10 分)

三、设 $\|\cdot\|_a$ 是 $\mathbf{C}^{n \times n}$ 上相容的矩阵范数, 矩阵 B, C 都是 n 阶可逆矩阵, 且 $\|B^{-1}\|_a$ 及 $\|C^{-1}\|_a$ 都小于或等于 1, 证明: 对任意矩阵 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 表达式

$$\|A\|_b = \|BAC\|_a$$

定义了 $\mathbf{C}^{n \times n}$ 上的一个相容的矩阵范数. (10 分)

四、已知矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}$, $b = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$.

- (1) 求矩阵 A 的最大秩分解;
- (2) 求 A^+ ;
- (3) 用广义逆矩阵方法判断方程组 $Ax = b$ 是否有解;
- (4) 求方程组 $Ax = b$ 的最小范数解或最佳逼近解(要求指出所求的是哪种解). (10 分)

五、用 Gershgorin 圆盘定理证明: 矩阵

$$A = \begin{pmatrix} 2 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2^2} & \frac{1}{2^3} & \frac{1}{2^4} \\ \frac{2}{3} & 4 & \frac{2}{3^2} & \frac{2}{3^3} & \frac{2}{3^4} \\ \frac{3}{4} & \frac{3}{4^2} & 6 & \frac{3}{4^3} & \frac{3}{4^4} \\ \frac{4}{5} & \frac{4}{5^2} & \frac{4}{5^3} & 8 & \frac{4}{5^4} \\ \frac{5}{6} & \frac{5}{6^2} & \frac{5}{6^3} & \frac{5}{6^4} & 10 \end{pmatrix}$$

能够相似于对角矩阵且 A 的特征值都是正实数. (10 分)

六、设矩阵 $A, B \in \mathbf{C}^{m \times n}$, $\sigma_1(M)$ 表示矩阵 $M \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 的最大奇异值, 证明:

- (1) $\sigma_1(AB) \leq \sigma_1(A) \cdot \sigma_1(B)$;
- (2) $\sigma_1(A+B) \leq \sigma_1(A) + \sigma_1(B)$. (10 分)

七、(1) 设 A 是可逆矩阵, λ 是 A 的一个特征值, 对于任意的算子范数 $\|\cdot\|$, 证明

$$|\lambda| \geq \frac{1}{\|A^{-1}\|}. \quad (5 \text{ 分})$$

(2) 设矩阵 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{R}^{n \times n}$, $R_i = \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$, 证明: $\text{rank}(A) \geqslant \sum_{i=1}^n \frac{|a_{ii}|}{R_i}$, 这里 $\text{rank}(A)$ 表示矩阵 A 的秩, 约定在和式中 $\frac{0}{0} = 0$. (5 分)

复习题五

一、判断题(40分)(对者打√, 错者打×)

1. 设 $A = UDV$, 其中 U, V 为酉矩阵, 则 $A^+ = V^H D^+ U^H$. ()
2. 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 是不可逆矩阵, 则对任意的矩阵范数 $\|\cdot\|$, 有 $\|E - A\| \geqslant 1$. ()
3. 如果 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则 $\|x\| = \|Ax\|_2$ ($x \in \mathbf{R}^n$) 是 \mathbf{R}^n 中的向量范数. ()

4. 设 $A = \begin{pmatrix} \frac{\pi}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{\pi}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, 则 $\sin A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$. ()

5. 设 $A \in \mathbf{C}_n^{m \times n}$, 则 $A^+ A$ 的特征值全是 1. ()
6. 任何矩阵都有自反广义逆. ()
7. 方阵 A 的任意盖尔圆不一定都包含 A 的特征值. ()
8. 任意一个实对称矩阵 A 的主对角元素大于零, 则 A 至少有一个正特征值. ()
9. 任意方阵的谱半径 $r(A)$ 小于等于任何矩阵范数 $\|A\|$. ()
10. 奇异矩阵存在 QR 分解. ()

二、设 A 是 n 阶实对称矩阵, 且 A 的特征值分别为 $1, \sqrt{2}, \dots, \sqrt{n}$, 试求 $\|A\|_F$, $r(A)$, $\|A\|_2$, $\text{cond}(A)_2$, $\|(A^{-1})^m\|_2$. (10 分)

三、设 n 阶方阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$, 且 $\sum_{j=1}^n |a_{ij}| < 1$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 证明: A 的每一个特征值 λ 满足 $|\lambda| < 1$. (10 分)

四、已知矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 2 & 1 \\ 2 & 0 & 2 & 2 \\ 4 & 2 & 4 & 2 \end{pmatrix}$, $b = \begin{pmatrix} -1 \\ 5 \\ -2 \\ 10 \end{pmatrix}$.

- (1) 求矩阵 A 的最大秩分解;
- (2) 求 A^+ ;
- (3) 用广义逆矩阵方法判断方程组 $Ax = b$ 是否有解;

(4) 求方程组 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 的最小范数解或最佳逼近解(要求指出所求的是哪种解).
(15分).

五、设 $A = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & a & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ b & c & 0 \end{pmatrix}$, 问 a, b, c 为何值时, A 为正交矩阵? (10分)

六、设 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times m}$, $\mathbf{B} = \mathbf{A}^T \mathbf{A}$, 试证:

(1) \mathbf{B} 是半正定矩阵;

(2) 当 \mathbf{A} 的列向量组线性无关时, \mathbf{B} 为正定矩阵. (10分)

七、证明: $(\mathbf{A}^+)^+ = \mathbf{A}$. (5分)

复习题六

一、判断题(40分)(对者打√, 错者打×)

1. 设 (\mathbf{x}, \mathbf{y}) 是 $V^n(\mathbf{R})$ 上的内积且 $\|\mathbf{x}\| = \sqrt{(\mathbf{x}, \mathbf{x})}$, 则 $\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \|\mathbf{x} + \mathbf{y}\|^2 = 2(\|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{y}\|^2)$. ()
2. 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 则 $\text{rank}(\mathbf{A}) = \text{rank}(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) = \text{rank}(\mathbf{A} \mathbf{A}^H)$. ()
3. 如果 $\mathbf{x} \in \mathbf{C}^n$, $\|\mathbf{x}\|_a$, $\|\mathbf{x}\|_b$ 是 \mathbf{C}^n 上的两个向量范数, 则 $\|\mathbf{x}\| = \|\mathbf{x}\|_a + k \|\mathbf{x}\|_b$, $k \in \mathbf{R}$ 是向量范数. ()
4. 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 必有 $\|\mathbf{A}^H \mathbf{A}\|_2 = \|\mathbf{A} \mathbf{A}^H\|_2 = \|\mathbf{A}\|_2^2$. ()
5. 设 \mathbf{A} 为 n 阶矩阵, 则 $\mathbf{A} \mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^+ \mathbf{A}$. ()
6. 若 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}_m^{m \times r}$, 则 $\mathbf{A}_L^{-1} = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H$. ()
7. 若 $\|\cdot\|$ 为算子范数, 则 $\|\mathbf{E}\| = 1$, \mathbf{E} 为单位矩阵. ()
8. 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 且 \mathbf{A} 的所有列和都相等, 则 $r(\mathbf{A}) = \|\mathbf{A}\|_\infty$. ()
9. 一个正规矩阵若是三角矩阵, 则它一定是对角矩阵. ()
10. 设 $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 且 $\mathbf{A} < \mathbf{B}$, 则 $r(\mathbf{A}) < r(\mathbf{B})$. ()

二、设 \mathbf{A}, \mathbf{B} 是两个 n 阶正交矩阵, 且 $\det(\mathbf{AB}) = -1$, 试证明:

(1) $\det(\mathbf{A}^T \mathbf{B}) = \det(\mathbf{AB}) = \det(\mathbf{AB}^T) = -1$; (5分)

(2) $\det(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = 0$. (5分)

三、用 Gershgorin 圆定理证明 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 6 & 2 \\ 0 & 1 & 1 & 8 \end{pmatrix}$ 至少有 2 个实特征值. (10分)

四、已知矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 2 & -2 & 2 \\ -1 & 1 & -1 & 2 & -1 \end{pmatrix}$, $b = \begin{pmatrix} 2 \\ -2 \\ -1 \end{pmatrix}$,

(1) 求矩阵 A 的最大秩分解;

(2) 求 A^+ ;

(3) 用广义逆矩阵方法判断方程组 $Ax=b$ 是否有解;

(4) 求方程组 $Ax=b$ 的最小范数解或最佳逼近解(要求指出所求的是哪种解). (15分)

五、设列向量 $\alpha, \beta \in \mathbf{R}^n$, 证明: $\|\alpha + \beta\|_2 = \|\alpha\|_2 + \|\beta\|_2$ 的充分必要条件是 $\alpha = k\beta$, $0 < k \in \mathbf{R}$, 且 $\alpha^\top \beta \geq 0$. (10分)

六、证明: $A^+ A M = A^+ A N$ 的充分必要条件是 $AM = AN$. (5分)

七、证明: (1) 设 $A = \begin{pmatrix} 0 & c & c \\ c & 0 & c \\ c & c & 0 \end{pmatrix}$. 讨论 c 为何值时 A 为收敛矩阵; (5分)

(2) 设 A 是 n 阶可逆矩阵, B 是 n 阶矩阵, 若对某种矩阵范数 $\|\cdot\|$, 有 $\|B\| < \frac{1}{\|A^{-1}\|}$, 证明 $A+B$ 可逆. (5分)

答 案

复习题一

一、判断题

1. (\checkmark) $\|Ux\|_2^2 = (Ux, Ux) = x^H U^H U x = x^H x = \|x\|_2^2$.

2. (\checkmark) $A \in \mathbf{C}^{n \times n} \Rightarrow A = URU^H \Rightarrow \|A\|_{m_2}^2 = \|URU^H\|_{m_2}^2 = \|R\|_{m_2}^2 \geq \|R^2\|_{m_2} = \sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2$.

3. (\times) 例如 $x = (0, 1, 0, \dots, 0) \neq 0$, 但 $\|x\| = 0$.

4. (\checkmark) $\|x\|_\infty = \max_i |x_i| \leq \sum_{i=1}^n |x_i| = \|x\|_1 \leq n \max_i |x_i| = n\|x\|_\infty$.

5. (\checkmark) 因为 $A^+ = A^H$, 故结论成立.

6. (\times) $A_L^{-1} = (A^H A)^{-1} A^H$, 故结论不成立.

7. (\times) $1 = \|AA^{-1}\| \leq \|A\| \|A^{-1}\|$, 故结论不成立.

8. (\times) $\begin{pmatrix} 1 & i \\ i & 1 \end{pmatrix}$ 为正规矩阵而 $\begin{pmatrix} i & i \\ i & 1 \end{pmatrix}$ 非正规, 因为 $\begin{pmatrix} i & i \\ i & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -i & -i \\ -i & 1 \end{pmatrix} \neq \begin{pmatrix} -i & -i \\ -i & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i & i \\ i & 1 \end{pmatrix}$.

9. (\times) $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$, 则 $\|A\|_{\infty} = 1$, 而 $\rho(A) = 1.618$.

$$10. (\checkmark) \quad \|Ax\| = \|A\mathbf{x}\mathbf{a}^H\|_m \leq \|A\|_m \|\mathbf{x}\mathbf{a}^H\|_m = \|A\|_m \|\mathbf{x}\|.$$

二、 A 是严格对角占优矩阵 $\Rightarrow A$ 可逆 $\Rightarrow A=E$, 矛盾.

三、

$$\begin{aligned} D^{-1}BD &= \begin{pmatrix} \frac{1}{x_1} \\ & \frac{1}{x_2} \\ & & \ddots \\ & & & \frac{1}{x_n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} |a_{11}| & |a_{12}| & \cdots & |a_{1n}| \\ |a_{21}| & |a_{22}| & \cdots & |a_{2n}| \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ |a_{n1}| & |a_{n2}| & \cdots & |a_{nn}| \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \frac{|a_{11}|}{x_1} & \frac{|a_{12}|}{x_1} & \cdots & \frac{|a_{1n}|}{x_1} \\ \frac{|a_{21}|}{x_2} & \frac{|a_{22}|}{x_2} & \cdots & \frac{|a_{2n}|}{x_2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{|a_{n1}|}{x_n} & \frac{|a_{n2}|}{x_n} & \cdots & \frac{|a_{nn}|}{x_n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} |a_{11}| & \frac{|a_{12}|}{x_1} & \cdots & \frac{|a_{1n}|}{x_1} \\ \frac{|a_{21}|}{x_2} & |a_{22}| & \cdots & \frac{|a_{2n}|}{x_2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{|a_{n1}|}{x_n} & \frac{|a_{n2}|}{x_n} & \cdots & |a_{nn}| \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$\Rightarrow D^{-1}BD$ 的每个 Gershgorin 圆为 $S_i = \{z \in \mathbb{C}: |z - |a_{ii}| \leq R_i\}$,

$$R_i = \frac{1}{x_i} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}| x_j,$$

又 $Bx = \lambda x \Rightarrow |\lambda - |a_{ii}|| = \frac{1}{x_i} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n (|a_{ij}| x_j) = R_i, i = 1, 2, \dots, n$, 所以结论成立.

四、 A 为正规矩阵 $\Rightarrow A = U \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) U^H \Rightarrow \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) = U^H A U \Rightarrow \lambda_i = u_i^H A u_i \leq 0$; 又因为 $\text{tr}(A) = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_n = 0 \Rightarrow \lambda_i = 0 \Rightarrow A = \mathbf{0}$.

$$\text{五、} A = BD = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, B^H B = \begin{pmatrix} 3 & -2 \\ -2 & 2 \end{pmatrix}, DD^H = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$

$$(\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1.5 \end{pmatrix}, (\mathbf{D}\mathbf{D}^H)^{-1} = \begin{pmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \mathbf{A}^+ = \begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 & -0.5 \\ 0.5 & 1 & -1 \\ 0.5 & 0.5 & -0.5 \end{pmatrix}.$$

$$\text{六、} |\lambda E - \mathbf{A}| = (\lambda + 2)(\lambda - 1)^2, \mathbf{P} = \begin{pmatrix} -1 & -2 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, P^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 \\ -1 & -1 & 0 \\ -1 & -2 & 1 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{A}_1 = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} (1 \quad 2 \quad 0) = \begin{pmatrix} -1 & -2 & 0 \\ 1 & 2 & 0 \\ 1 & 2 & 0 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{A}_2 = \begin{pmatrix} -2 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & -1 & 0 \\ -1 & -2 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 0 \\ -1 & -1 & 0 \\ -1 & -2 & 1 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{A} = -2\mathbf{A}_1 + \mathbf{A}_2, \mathbf{A}^{10} = \begin{bmatrix} -1022 & -2046 & 0 \\ 1023 & 2047 & 0 \\ 1023 & 2046 & 1 \end{bmatrix}.$$

$$\text{七、(1)} \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{A} \\ \mathbf{A}^H & \mathbf{0} \end{bmatrix} \Rightarrow \mathbf{B}^H = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{A} \\ \mathbf{A}^H & \mathbf{0} \end{bmatrix} \Rightarrow \mathbf{B}\mathbf{B}^H = \begin{bmatrix} \mathbf{A}\mathbf{A}^H & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A}^H\mathbf{A} \end{bmatrix} \Rightarrow$$

$$r(\mathbf{B}\mathbf{B}^H) = r(\mathbf{A}\mathbf{A}^H) \Rightarrow \|\mathbf{B}\|_2 = \|\mathbf{A}\|_2.$$

$$(2) \quad \mathbf{B} = \mathbf{A} - (\mathbf{A} - \mathbf{B}) = \mathbf{A}[\mathbf{E} - \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{A} - \mathbf{B})] \Rightarrow \mathbf{E} - \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{A} - \mathbf{B}) \text{ 奇异} \Rightarrow$$

$$1 \leqslant r[\mathbf{A}^{-1}(\mathbf{A} - \mathbf{B})] \leqslant \|\mathbf{A}^{-1}\| \cdot \|\mathbf{A} - \mathbf{B}\|.$$

复习题二

一、判断题

1. (\times). 2. (\checkmark). 3. (\checkmark). 4. (\checkmark). 5. (\checkmark). 6. (\times). 7. (\times).
 8. (\checkmark). 9. (\times). 10. (\checkmark).

二、因为 \mathbf{A} 是 Hermite 矩阵，由 Rayleigh-Ritz 定理知，

$$\lambda_{\max} = \max_{x \neq 0} R(x), \lambda_{\min} = \min_{x \neq 0} R(x),$$

又由 \mathbf{A} 的特征值 $\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_n$ ，所以 \mathbf{A} 的 Rayleigh 商恒等于 λ_1 .

三、非负性. $\mathbf{A} = \mathbf{0}$ 时， $\|\mathbf{A}\|_a = 0$, $\|\mathbf{A}\|_b = 0$ ，从而 $\|\mathbf{A}\| = 0$; $\mathbf{A} \neq \mathbf{0}$ 时， $\|\mathbf{A}\|_a > 0$, $\|\mathbf{A}\|_b > 0$ ，从而 $\|\mathbf{A}\| > 0$.

齐次性和三角不等式容易验证成立. 下面证明相容性.

设 $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ ，则有

$$\begin{aligned}\|\mathbf{AB}\| &= \|\mathbf{AB}\|_a + \|\mathbf{AB}\|_b \leq \|\mathbf{A}\|_a \|\mathbf{B}\|_a + \|\mathbf{A}\|_b \|\mathbf{B}\|_b \\ &\leq (\|\mathbf{A}\|_a + \|\mathbf{A}\|_b)(\|\mathbf{B}\|_a + \|\mathbf{B}\|_b) = \|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|.\end{aligned}$$

因此, $\|\mathbf{A}\|$ 是矩阵范数.

四、 \mathbf{A} 的 n 个 Gershgorin 圆为

$$G_1: |z - 2| \leq \frac{n-1}{n} < 1; \quad G_i: |z - 2i| \leq \frac{n-1}{n} < 1, \quad i = 2, 3, \dots, n,$$

它们都是孤立的, 没有公共部分, 所以 \mathbf{A} 有 n 个不同的特征值. 因为关于实轴对称, 且 \mathbf{A} 是实矩阵, 故 $G_i (i=1, 2, \dots, n)$ 中只能有实特征值.

五、(1) 由定义直接验证即可;

(2) 设 \mathbf{A} 的属于 λ 的特征向量为 \mathbf{x} , 即 $\mathbf{Ax} = \lambda\mathbf{x}$, 进一步有 $\mathbf{A}^m\mathbf{x} = \lambda^m\mathbf{x}$. 取向量范数 $\|\mathbf{x}\|$ 和题中所说的矩阵范数相容, 则有 $|\lambda|^m \|\mathbf{x}\| = \|\lambda^m\mathbf{x}\| = \|\mathbf{A}^m\mathbf{x}\| \leq \|\mathbf{A}^m\| \|\mathbf{x}\|$, 即 $|\lambda|^m \leq \|\mathbf{A}^m\|$, 也就是 $|\lambda| \leq \sqrt[m]{\|\mathbf{A}^m\|}$.

六、由 \mathbf{A} 的奇异值分解可知, 存在 m 阶酉矩阵 \mathbf{U} 及 n 阶酉矩阵 \mathbf{V} , 使得 $\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{pmatrix} \mathbf{D} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{V}$, 其中 $\mathbf{D} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$, 则有

$$\|\mathbf{A}\|_{\text{F}}^2 = \|\mathbf{U} \begin{pmatrix} \mathbf{D}^2 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \mathbf{U}^H\| = \left\| \begin{pmatrix} \mathbf{D}^2 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \right\| = \sum_{i=1}^r \sigma_i^2,$$

即 $\|\mathbf{A}\|_{\text{F}} = \left(\sum_{i=1}^r \sigma_i^2 \right)^{\frac{1}{2}}$.

$$\text{七、(1)} \quad \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \mathbf{BD};$$

$$\text{(2)} \quad \mathbf{B}^+ = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 2 & -1 & 1 \\ -1 & 2 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{D}^+ = \mathbf{D}^T (\mathbf{DD}^T)^{-1} = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 1 & 2 \\ -1 & 3 \\ 2 & -1 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{A}^+ = \mathbf{D}^+ \mathbf{B}^+ = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} 5 & -4 & 1 \\ 0 & 3 & 3 \\ -5 & 7 & 2 \\ 5 & -4 & 1 \end{pmatrix};$$

$$(3) \quad \mathbf{AA}^+ \mathbf{b} = \mathbf{A}(1, 1, 0, 1)^T = (3, 1, 4)^T = \mathbf{b}, \text{ 故 } \mathbf{Ax} = \mathbf{b} \text{ 有解.}$$

复习题三

一、判断题

1. (\times) 因为非负性不成立, 故结论错误.

2. (\checkmark) \mathbf{A} 为 n 阶 Hermite 矩阵 $\Rightarrow \|\mathbf{A}\|_{m_2}^2 = \|\mathbf{U} \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \mathbf{U}^H\|_{m_2}^2 =$

$$\|\operatorname{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)\|_{m_2}^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i^2.$$

3. (\times) AA^- 为幂等矩阵 $\Rightarrow AA^-$ 的特征值为 0 或 1. 又 $A \neq 0 \Rightarrow \operatorname{rank}(A) = \operatorname{rank}(AA^-) \geq 1$
 $\Rightarrow AA^- \neq 0 \Rightarrow 1$ 是 AA^- 的特征值 $\Rightarrow \|AA^-\|_2 = \sqrt{\max(\lambda_i((AA^-)^H AA^-))} = \max \lambda_i(AA^-) = 1$.
4. (\times) $H = E - 2uu^H \Rightarrow H^H H = E \Rightarrow H$ 为 n 阶酉矩阵 $\Rightarrow \|H\|_a = 1$.
5. (\checkmark) 因为 $\|A\|_\infty < 1$, 故结论成立.

6. (\checkmark) $A \in \mathbf{C}^{m \times m}$ ($m > 1$) 严格对角占优 $\Rightarrow \lambda \in \bigcup_{i=1}^m \{z \in \mathbf{C}^m : |z - a_{ii}| \leq C_i < |a_{ii}| \} \Rightarrow r(A) < 2 \max_{1 \leq i \leq m} |a_{ii}| = 2 \|A\|_{m_\infty}$, 故结论成立.

7. (\checkmark) 因为 $\|x\|_2^2 = |x_1|^2 + |x_2|^2 + \dots + |x_n|^2 \leq \|x\|_1^2$, $\|x\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i| = \sum_{i=1}^n |x_i| \cdot 1 \leq \sqrt{n} \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^2 \right)^{1/2} = \sqrt{n} \|x\|_2$

$$8. (\times) A^+ = \frac{1}{8} \begin{pmatrix} 3 & 3 & -1 & -1 \\ -1 & 3 & 3 & -1 \\ -1 & -1 & 3 & 3 \\ 3 & -1 & -1 & 3 \end{pmatrix} \Rightarrow \|A^+\|_{m_1} = 4, \text{ 故结论不成立.}$$

9. (\times) G 为矩阵 $A \in \mathbf{C}_r^{m \times n}$ 的广义逆, $A = BD$ 为 A 的最大秩分解 $\Rightarrow BDGBD = BD \Rightarrow DGB = E_r \Rightarrow \operatorname{rank}(DGB) = r$.

10. (\checkmark) 取 $D = \operatorname{diag}(1, 1, 0.1)$, 则 $D^{-1}AD$ 的 3 个盖尔圆盘为 $|z - 0.9| \leq 0.022$,
 $|z - 0.8| \leq 0.023$, $|z - 0.4| \leq 0.3$, 3 个盖尔圆盘彼此孤立, 故 A 的特征值均为实数.

- 二、(1) 非负性. $A = 0$ 时, $a_{ij} = 0$, $\max_{i,j} |a_{ij}| = 0$, 从而 $\|A\| = 0$; $A \neq 0$ 时, 存在 $a_{i_0 j_0} \neq 0$,
 $\|A\| = \sqrt{mn} \max_{i,j} |a_{ij}| \geq \sqrt{mn} |a_{i_0 j_0}| > 0$.

容易验证齐次性和三角不等式成立.

乘法相容性. 设 $B \in \mathbf{C}^{n \times p}$, 则有

$$\begin{aligned} \|AB\| &= \sqrt{mp} \max_{i,j} \left| \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{kj} \right| \leq \sqrt{mp} \max_{i,j} \left(\sum_{k=1}^n |a_{ik}| |b_{kj}| \right) \\ &\leq \sqrt{mp} \cdot n \cdot \max_{i,j} |a_{ij}| \cdot \max_{i,j} |b_{ij}| = \|A\| \cdot \|B\| \end{aligned}$$

因此, $\|A\|$ 是矩阵范数.

设 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^\top$, 则有

$$\begin{aligned} \|Ax\|_2^2 &= \sum_{i=1}^m \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \right|^2 \leq \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}| |x_j| \right)^2 \\ &\leq \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right) \left(\sum_{j=1}^n |x_j|^2 \right) \leq \|A\|^2 \cdot \|x\|_2^2 \end{aligned}$$

三、设 $r(\mathbf{A})$ 为矩阵 \mathbf{A} 的谱半径, 由盖尔圆盘定理知

$$r(\mathbf{A}) \leqslant \min \left\{ \max_i \sum_{j=1}^n |a_{ij}|, \max_j \sum_{i=1}^n |a_{ij}| \right\}.$$

显然矩阵 \mathbf{A} 的所有行和均为 1, 所以 $r(\mathbf{A}) \leqslant \|\mathbf{A}\|_\infty$, 并且 1 为矩阵 \mathbf{A} 的特征值, 也就是说 $r(\mathbf{A}) = \|\mathbf{A}\|_\infty = 1$.

四. \mathbf{A} 为 n 阶正规矩阵 $\Rightarrow \mathbf{A} = \mathbf{U}^H \mathbf{\Lambda} \mathbf{U} \Rightarrow \mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \Rightarrow \mathbf{U}^H \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \Rightarrow \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}\mathbf{x} = \lambda \mathbf{U}\mathbf{x}, \mathbf{x}' = \mathbf{U}\mathbf{x} \quad \mathbf{\Lambda}\mathbf{x}' = \lambda\mathbf{x}',$ 设 $\mathbf{x}' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_n)^T \Rightarrow \lambda_i \neq \lambda$ 时, $x'_i = 0, \mathbf{A}\mathbf{y} = \lambda\mathbf{y} \Rightarrow \mathbf{U}^H \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}\mathbf{y} = \mu\mathbf{y} \Rightarrow \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}\mathbf{y} = \mu \mathbf{U}\mathbf{y} \Rightarrow \mathbf{y}' = \mathbf{U}\mathbf{y} \quad \mathbf{\Lambda}\mathbf{y}' = \lambda\mathbf{y}',$ 设 $\mathbf{y}' = (y'_1, y'_2, \dots, y'_n)^T \Rightarrow \mu_i \neq \mu$ 时, $y'_i = 0, \lambda \neq \mu \Rightarrow (\mathbf{x}', \mathbf{y}') = 0, 0 = (\mathbf{x}', \mathbf{y}') = (\mathbf{U}\mathbf{x})^H \mathbf{U}\mathbf{y} = \mathbf{x}^H \mathbf{U}^H \mathbf{U}\mathbf{y} = \mathbf{x}^H \mathbf{y} = (\mathbf{x}, \mathbf{y}).$

五、非负性. $\mathbf{A} = \mathbf{0}$ 时, $\|\mathbf{A}\| = \|\mathbf{DAD}^+\|_2 = \|\mathbf{0}\|_2 = 0;$ $\mathbf{A} \neq \mathbf{0}$ 时, 由于 $\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 为列满秩矩阵, 所以 $\|\mathbf{A}\| = \|\mathbf{DAD}^+\|_2 > 0.$

齐次性和三角不等式很容易验证成立.

相容性. 设 $\mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则有

$$\begin{aligned} \|\mathbf{AB}\| &= \|\mathbf{DABD}^+\|_2 = \|(\mathbf{DAD}^+)(\mathbf{DBD}^+)\|_2 \\ &\leqslant \|\mathbf{DAD}^+\|_2 \|\mathbf{DBD}^+\|_2 = \|\mathbf{A}\| \cdot \|\mathbf{B}\|. \end{aligned}$$

因此, $\|\mathbf{A}\| = \|\mathbf{DAD}^+\|_2$ 为 $\mathbb{C}^{n \times n}$ 上的矩阵范数.

六、(1) $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix},$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \mathbf{BD}.$$

$$(2) \quad \mathbf{B}^+ = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \begin{pmatrix} 6 & 5 \\ 5 & 6 \end{pmatrix}^{-1} \mathbf{B}^T = \frac{1}{11} \begin{pmatrix} -4 & 1 & 7 \\ 7 & 1 & -4 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{D}^+ = \mathbf{D}^T (\mathbf{DD}^T)^{-1} = \mathbf{D}^T \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{A}^+ = \mathbf{D}^+ \mathbf{B}^+ = \frac{1}{22} \begin{pmatrix} -4 & 1 & 7 \\ 7 & 1 & -4 \\ 7 & 1 & -4 \\ -4 & 1 & 7 \end{pmatrix}.$$

$$(3) \quad \mathbf{x}_0 = \mathbf{A}^+ \mathbf{b} = \frac{2}{11} (1, 1, 1, 1)^T.$$

七、(1) 容易算得矩阵 $E - D^{-1}A$ 的对角元素为 0, 由于 A 为严格对角占优矩阵, 则 $r(E - D^{-1}A) \leq \|E - D^{-1}A\|_{\infty} < 1$, 得证.

(2) 由 Schur 三角化定理知, 存在酉矩阵 U 和上三角矩阵 Δ , 使得 $A = U^* \Delta U$, 令 $D_t = \text{diag}(t, t^2, \dots, t^n)$, 则

$$D_t \Delta D_t^{-1} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & t^{-1}d_{12} & t^{-2}d_{13} & \cdots & t^{-n+1}d_{1n} \\ 0 & \lambda_2 & t^{-1}d_{23} & \cdots & t^{-n+2}d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & t^{-1}d_{n-1,n} \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{pmatrix},$$

因此, 对足够大的 $t > 0$, $D_t \Delta D_t^{-1}$ 的所有非对角元的绝对值之和小于 ϵ . 特别是, 对足够大的 t , 有 $\|D_t \Delta D_t^{-1}\|_1 \leq r(A) + \epsilon$, 这样, 如果定义矩阵范数为

$$\|B\| = \|D_t U^* B U D_t^{-1}\|_1 = \|(UD_t^{-1})B(UD_t^{-1})\|_1,$$

其中 $B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为任意矩阵, 再选择足够大的 t , 则可以构造出合适的矩阵 A , 满足 $\|A\| \leq r(A) + \epsilon$.

复习题四

一、判断题

1. (\checkmark) $B = A(A^H A)^+ A^H \Rightarrow B^H = B \Rightarrow \|B\|_2 = \rho(B); B^2 = B \Rightarrow B$ 的特征值为 0 或 1, 则 $A \neq 0 \Rightarrow \rho(B) = 1$.

2. (\times).

3. (\times) $E = (E - A)(E - A)^{-1} = (E - A)^{-1} - A(E - A)^{-1} \Rightarrow (E - A)^{-1} = E + A(E - A)^{-1} \Rightarrow \|(E - A)^{-1}\| = \|E + A(E - A)^{-1}\| \leq \|E\| + \|A\| \|(E - A)^{-1}\| \Rightarrow \|(E - A)^{-1}\| \leq \frac{\|E\|}{1 - \|A\|} = \frac{1}{1 - \|A\|}$.

4. (\checkmark) 因为 $A^H = (E - 2uu^H)^H = E - (2uu^H)^H = E - 2uu^H = A$, $A^H A = (E - 2uu^H)(E - 2uu^H) = E - 2uu^H - 2uu^H + 4uu^H uu^H = E$,

所以 $\|A\|_{m_2} = \sqrt{\text{tr}(A^H A)} = \sqrt{n}$.

5. (\times). 6. (\checkmark). 7. (\times). 8. (\checkmark). 9. (\times). 10. (\times)

二、因为矩阵 U 是酉矩阵, 所有 $|\lambda| \leq \|UA\|_2 = \|A\|_2 = \max_i \{|a_i|\}$; 令关于特征值 λ 的特征向量为 x , 即 $UAx = \lambda x$, 则

$$|\lambda|^2 x^H x = (UAx, UAx) = (A^H Ax, x) \geq \min_i \{|a_i|^2\} (x, x) = \min_i \{|a_i|^2\} x^H x,$$

即 $\min_i \{|a_i|\} \leq |\lambda|$.

三、首先证明 $\|A\|_b = \|\mathbf{BAC}\|_a$ 是一个矩阵范数.

正定性 对任意 $A \neq 0$, 则 $BAC \neq 0$, 即 $\|BAC\|_a > 0$, 且 $\|BAC\|_a = 0$ 当且仅当 $A = 0$.

齐次性 $\|\lambda A\|_b = \|B(\lambda A)C\|_a = |\lambda| \|BAC\|_a = |\lambda| \|A\|_b$.

三角不等式 $\|A_1 + A_2\|_b = \|B(A_1 + A_2)C\|_a \leq \|BA_1C\|_a + \|BA_2C\|_a = \|A_1\|_b + \|A_2\|_b$.

下面再证明相容性.

$$\begin{aligned} \|A_1 A_2\|_b &= \|B(A_1 A_2)C\|_a = \|(BA_1 C)C^{-1}B^{-1}(BA_2 C)\|_a \\ &\leq \|BA_1 C\|_a \|C^{-1}B^{-1}\|_a \|BA_2 C\|_a \\ &\leq \|BA_1 C\|_a \|C^{-1}\|_a \|B^{-1}\|_a \|BA_2 C\|_a \\ &\leq \|BA_1 C\|_a \|BA_2 C\|_a \\ &= \|A_1\|_b \|A_2\|_b. \end{aligned}$$

四、(1) $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \\ 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \end{pmatrix} = BD;$

(2) $B^+ = (B^T B)^{-1} B^T = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 1 & -3 & 2 & 1 \\ 2 & -1 & -1 & 2 \end{pmatrix},$

$$D^+ = D^T (DD^T)^{-1} = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \\ -1 & -1 \end{pmatrix},$$

$$A^+ = D^+ B^+ = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} 0 & -5 & 5 & 0 \\ 3 & 1 & -4 & 3 \\ -3 & 4 & -1 & -3 \end{pmatrix},$$

(3) $AA^+ b = b = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$, 方程组 $Ax = b$ 有解;

(4) 最小范数解 $x_0 = A^+ b = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix}.$

五、 A 的 5 个盖尔圆盘为 $G_i = \left\{ z \mid |z - 2i| \leq 1 - \frac{1}{(i+1)^4} \right\} (i=1, 2, 3, 4, 5)$, 它们都是孤立的, 从而矩阵有 5 个互异特征值, 所以矩阵能够相似于对角矩阵. 再由 G_i 关于 x 轴对称且都在 y 坐标轴右边, 以及实矩阵的复数特征值成对共轭出现的性质知, G_i 中的特征值必为正实数, 所以 A 的特征值都是正实数.

六、(1) $\sigma_1(\mathbf{AB}) = \|\mathbf{AB}\|_2 \leq \|\mathbf{A}\|_2 \cdot \|\mathbf{B}\|_2 \leq \sigma_1(\mathbf{A}) \cdot \sigma_1(\mathbf{B})$.

(2) $\sigma_1(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \|\mathbf{A} + \mathbf{B}\|_2 \leq \|\mathbf{A}\|_2 + \|\mathbf{B}\|_2 \leq \sigma_1(\mathbf{A}) + \sigma_1(\mathbf{B})$.

七、(1) 设 \mathbf{A} 关于 λ 的特征向量为 \mathbf{x} , 即 $\mathbf{Ax} = \lambda\mathbf{x}$. 因为 \mathbf{A} 可逆, 则 $\frac{1}{\lambda}\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{x}$, 进一步有 $\left|\frac{1}{\lambda}\right| \|\mathbf{x}\| = \|\mathbf{A}^{-1}\mathbf{x}\| \leq \|\mathbf{A}^{-1}\| \|\mathbf{x}\|$, 即 $\frac{1}{|\lambda|} \leq \|\mathbf{A}^{-1}\|$, 因此, $|\lambda| \geq \frac{1}{\|\mathbf{A}^{-1}\|}$.

(2) 由于用一非零数乘以矩阵的一行的所有元素不改变矩阵的秩, 因而可以假设矩阵 \mathbf{A} 的主对角元素 $a_{ii} \geq 0$, 且所有的 $R_i = 1$ 或者为 0, 则矩阵 \mathbf{A} 的所有特征值都在单位圆内, 且可以证明 $\text{rank}(\mathbf{A}) \geq \sum_{i=1}^n a_{ii} \left(\left(\sum_{i=1}^n a_{ii} \right) = \text{tr}(\mathbf{A}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \leq \sum_{i=1}^n |\lambda_i| \leq \mathbf{A}$ 的非零特征值的个数 $\leq \text{rank}(\mathbf{A}) \right)$.

复习题五

一、判断题

1. (√). 2. (×). 3. (×). 4. (√). 5. (√). 6. (√). 7. (√).
8. (√). 9. (×). 10. (×).

二、因为 \mathbf{A} 是 n 阶实对称矩阵, 所以是正规矩阵, 进一步由 Schur 定理得 $\sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2 = \|\mathbf{A}\|_F^2$, 即有 $\|\mathbf{A}\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2} = \sqrt{\frac{n(n+1)}{2}}$; $r(\mathbf{A}) = \sqrt{n}$; $\|\mathbf{A}\|_2 = \sqrt{r(\mathbf{A}^H \mathbf{A})} = \sqrt{n}$; $\text{cond}(\mathbf{A})_2 = \frac{\sqrt{n}}{1} = \sqrt{n}$; $\|(\mathbf{A}^{-1})^m\|_2 = 1$.

三、由 \mathbf{A} 的 n 个盖尔圆盘为 $G_i = \{z \mid |z - a_{ii}| \leq \sum_{j \neq i} |a_{ij}|\} (i = 1, 2, \dots, n)$, 故有

$$|\lambda| \leq \sum_{j=1}^n |a_{ij}| < 1, i = 1, 2, \dots, n.$$

四、(1) $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 1 \\ 2 & 0 \\ 4 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} = \mathbf{BD}$;

(2) $\mathbf{B}^+ = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 & 0 \\ -2 & 1 & -4 & 2 \end{pmatrix}, \mathbf{D}^+ = \mathbf{D}^T (\mathbf{DD}^T)^{-1} = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 3 \\ 2 & 1 \\ 1 & -2 \end{pmatrix}$,

$\mathbf{A}^+ = \mathbf{D}^+ \mathbf{B}^+ = \frac{1}{25} \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 2 \\ -5 & 3 & -10 & 6 \\ 0 & 1 & 0 & 2 \\ 5 & -2 & 10 & -4 \end{pmatrix}$;

(3) $\mathbf{A}^+ \mathbf{b} = (1 \ 4 \ 1 \ 3)^T$, $\mathbf{A}\mathbf{A}^+ \mathbf{b} = \mathbf{b}$, 故 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 有解;

(4) 极小范数解 $\mathbf{x}_0 = \mathbf{A}^+ \mathbf{b} = (1 \ 4 \ 1 \ 3)^T$.

五、若 \mathbf{A} 为正交矩阵, 则 $\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{E}$, 所以有 $\frac{1}{2} + a^2 = 1$, $\frac{b}{\sqrt{2}} + ac = 0$, $b^2 + c^2 = 1$, 解得

$$a=b=-c=\frac{1}{\sqrt{2}}, \text{ 或 } a=-b=c=\frac{1}{\sqrt{2}}, \text{ 或 } a=b=c=-\frac{1}{\sqrt{2}}, \text{ 或 } -a=b=c=\frac{1}{\sqrt{2}}.$$

六、(1) 令 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 的列向量, 则 $\mathbf{x}^T \mathbf{B} \mathbf{x} = \mathbf{x}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{x} = (\mathbf{Ax})^T (\mathbf{Ax}) \geq 0$, 故 \mathbf{B} 是半正定矩阵;

(2) $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 时, $\mathbf{Ax} = \mathbf{0}$, 则 $\mathbf{x}^T \mathbf{B} \mathbf{x} = (\mathbf{Ax})^T (\mathbf{Ax}) = 0$; 当 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ 时, 由 \mathbf{A} 的列向量组线性无关, 得 $\mathbf{Ax} \neq \mathbf{0}$, 也就是 $\mathbf{x}^T \mathbf{B} \mathbf{x} = (\mathbf{Ax})^T (\mathbf{Ax}) > 0$, 因此, \mathbf{B} 为正定矩阵.

七、直接写出矩阵 \mathbf{A} 的 M-P 广义逆的 4 个条件, 再根据矩阵广义逆的唯一性, 即可得证.

复习题六

一、判断题

1. (√). 2. (√). 3. (×). 4. (√). 5. (×). 6. (×). 7. (√).
8. (×). 9. (√). 10. (×)

二、(1) 因为 $\det(\mathbf{AB}) = \det(\mathbf{A})\det(\mathbf{B}) = -1$, 所以

$$\begin{aligned} \det(\mathbf{A}^T \mathbf{B}) &= \det(\mathbf{A}^T)\det(\mathbf{B}) = \det(\mathbf{A})\det(\mathbf{B}) = \det(\mathbf{A})\det(\mathbf{B}^T) \\ &= \det(\mathbf{AB}^T) = -1; \end{aligned}$$

(2) 因 \mathbf{A}, \mathbf{B} 是两个 n 阶正交矩阵, 所以

$$\begin{aligned} \det(\mathbf{A} + \mathbf{B}) &= \det(\mathbf{A})\det(\mathbf{A}^T + \mathbf{B}^T)\det(\mathbf{B}) = \det(\mathbf{AB})\det(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \\ &= -\det(\mathbf{A} + \mathbf{B}), \end{aligned}$$

即 $\det(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = 0$.

三、设按行得到的 4 个 Gershgorin 圆分别为 G_1, G_2, G_3, G_4 , 容易算得 G_1 是孤立的, 有一个实特征值, 连通部分 $G_2 \cup G_3 \cup G_4$ 至少有一个实特征值, 因此, 命题得证.

四、(1) $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \\ -1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & 1 \end{pmatrix} = \mathbf{BD}$;

$$(2) \mathbf{B}^+ = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T = \frac{1}{9} \begin{pmatrix} 5 & -2 & -4 \\ -1 & 4 & -1 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{D}^+ = \mathbf{D}^T (\mathbf{DD}^T)^{-1} = \frac{1}{8} \begin{pmatrix} 3 & -2 \\ -3 & 2 \\ -2 & 4 \\ -1 & -2 \\ 1 & 2 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{A}^+ = \mathbf{D}^+ \mathbf{B}^+ = \frac{1}{72} \begin{pmatrix} 17 & -14 & -10 \\ -17 & 14 & 10 \\ -14 & 20 & 4 \\ -3 & -6 & 6 \\ 3 & 6 & -6 \end{pmatrix};$$

(3) $\mathbf{A}^+ \mathbf{b} = (1, -1, -1, 0, 0)^T$, $\mathbf{A}\mathbf{A}^+ \mathbf{b} = \mathbf{b}$, 故 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 有解;

(4) 极小范数解 $\mathbf{x}_0 = \mathbf{A}^+ \mathbf{b} = (1, -1, -1, 0, 0)^T$.

五、必要性. $\|\alpha + \beta\|_2^2 = (\|\alpha\|_2 + \|\beta\|_2)^2 \Rightarrow \alpha^\top \beta = \|\alpha\|_2 \|\beta\|_2 \geq 0$; 当 $\beta \neq \mathbf{0}$ 时, 取 $k = \frac{\|\alpha\|_2}{\|\beta\|_2}$, 则有 $\|\alpha - k\beta\|_2^2 = 0$, $\alpha - k\beta = \mathbf{0}$, 即 $\alpha = k\beta$; $\beta = \mathbf{0}$ 显然成立.

充分性. $\alpha = \mathbf{0}$ 显然成立; 当 $\alpha \neq \mathbf{0}$ 时, 由 $\alpha = k\beta$, $\alpha^\top \beta \geq 0$, 且有

$$\|\alpha + \beta\|_2 = (1+k)\|\alpha\|_2 = \|\alpha\|_2 + \|k\alpha\|_2 = \|\alpha\|_2 + \|\beta\|_2.$$

六、充分性. 显然成立;

必要性. 设 $\mathbf{A} = \mathbf{BD}$ 是 \mathbf{A} 的最大秩分解, 则有 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{D}^H (\mathbf{DD}^H)^{-1} (\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^H$, 由 $\mathbf{A}^+ \mathbf{AM} = \mathbf{A}^+ \mathbf{AN}$, 可得

$$\mathbf{D}^H (\mathbf{DD}^H)^{-1} (\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^H \mathbf{AM} = \mathbf{D}^H (\mathbf{DD}^H)^{-1} (\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^H \mathbf{AN}$$

$\Rightarrow (\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^H \mathbf{AM} = (\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^H \mathbf{AN} \Rightarrow \mathbf{B}^H \mathbf{AM} = \mathbf{B}^H \mathbf{AN} \Rightarrow \mathbf{B}^H (\mathbf{AM} - \mathbf{AN}) = \mathbf{0}$, 因为 \mathbf{B} 是列满秩矩阵, 也就是说 \mathbf{B}^H 行满秩, 所以 $\mathbf{AM} - \mathbf{AN} = \mathbf{0}$, 即 $\mathbf{AM} = \mathbf{AN}$.

七、(1) 若 \mathbf{A} 为收敛矩阵, 则 $r(\mathbf{A}) < 1$, 计算得 $r(\mathbf{A}) = 2|c|$, 所以当 $|c| < \frac{1}{2}$ 时, \mathbf{A} 为收敛矩阵.

(2) $\mathbf{A} + \mathbf{B} = \mathbf{A}(\mathbf{E} + \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B})$, 由于 $\|\mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}\| \leq \|\mathbf{A}^{-1}\| \|\mathbf{B}\| < 1$, 所以 $\|\mathbf{E} + \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}\| < 1$. 令 λ 为 $\mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}$ 任意一个特征值, 则 $|\lambda| < 1$, 也就是说 $0 < 1 + \lambda$ 为 $\mathbf{E} + \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}$ 的特征值, 即 $\mathbf{E} + \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}$ 可逆, 从而 $\mathbf{A} + \mathbf{B}$ 可逆.