

§1 线性空间与子空间

程光辉

2020 年 2 月 28 日

定义 1 若 \mathbf{P} 是一个数集, 其中任意两个数作加、减、乘、除 (除数不为 0) 四则运算后, 其结果仍在 \mathbf{P} 中, 就称 \mathbf{P} 是一个数域.

常用的数域: 有理数域 \mathbf{Q} 、实数域 \mathbf{R} 、复数域 \mathbf{C} .

其它数域, 例如:

$$\mathbf{Q}(\sqrt{2}) = \{a + b\sqrt{2} | a, b \in \mathbf{Q}\}.$$

定义 2 设 V 是一个非空集合, \mathbf{P} 是一个数域. 在集合 V 的元素之间定义了一种代数运算, 叫做加法: 即对于 V 中的任意两个元素 α, β , 经过加法运算后在 V 中有唯一的元素 γ 与之对应, 称 γ 为 α 和 β 的和, 记 $\gamma = \alpha + \beta$. 在数域 \mathbf{P} 与集合 V 的元素之间还定义了一种运算, 叫做数量乘法: 对于数域 \mathbf{P} 的任一数 k 和集合 V 中任一元素 α , 在 V 中有唯一的元素 δ 与它们对应, 称 δ 为 k 与 α 的数量乘积, 记 $\delta = k\alpha$. 如果加法和数量乘法还满足以下八条规则 (假设 $\alpha, \beta, v \in V, k, l \in \mathbf{P}$):

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

(2) $(\alpha + \beta) + v = \alpha + (\beta + v)$

(3) 存在零元 0 , 对 V 中任一元素 α , 有 $\alpha + 0 = \alpha$ (加法零元)

(4) 对 V 中任一元素 α , 都存在 V 中元素 β , 使得 $\alpha + \beta = 0$ (负元素)

(5) $1\alpha = \alpha$

(6) $k(l\alpha) = (kl)\alpha$

(7) $(k + l)\alpha = k\alpha + l\alpha$

(8) $k(\alpha + \beta) = k\alpha + k\beta$

则称 V 为数域 \mathbf{P} 上的线性空间, 其中元素也常称为向量.

例 1 判断下列描述的集合是否是线性空间:

- (1) 所有 $m \times n$ 的实矩阵集合, 在实数域 \mathbf{R} 上是否构成线性空间?
- (2) 数域 \mathbf{P} 按照本身的加法和数乘?
- (3) 三维空间中所有不平行于某一条直线的向量, 按照向量的加法和数乘构成的集合?
- (4) 全体实函数按照函数的加法与数乘构成的集合, 在实数域 \mathbf{R} 上是否构成线性空间?

定义 3 在线性空间 V 中, 如果有 n 个向量 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 线性无关, 而 V 中任意 $n+1$ 个向量线性相关, 则称 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 为 V 的一组基底. n 称为线性空间 V 的维数, 常记为 $\dim V = n$.

在线性空间 V 中, 由向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 生成的子空间记为

$$L(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s) \text{ 或 } \text{span}\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s\},$$

其维数等于 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 的秩, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_s$ 的最大无关组为子空间的基.

例 2 构造下列线性空间的一组基, 确定其维数:

- (1) $\mathbf{P}^{m \times n}$?
- (2) $\mathbf{P}^{n \times n}$ 上的所有对称矩阵?
- (3) 复数域 \mathbf{C} 在自身以及在实数域 \mathbf{R} 上?

解: (1) $\mathbf{P}^{m \times n}$ 的基为 $E_{ij}, i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$, E_{ij} 表示 (i, j) 位置为 1, 其余为 0 的 $m \times n$ 矩阵. 因此, $\dim \mathbf{P}^{m \times n} = mn$.

(2) $\mathbf{P}^{n \times n}$ 上的所有对称矩阵的基为 $E_{ij} + E_{ji}, i, j = 1, 2, \dots, n$, 其维数为 $\frac{n(n+1)}{2}$.

(3) 复数域 \mathbf{C} 在自身的基为 1, 维数为 1; 复数域 \mathbf{C} 在实数域 \mathbf{R} 上的基为 1, i , 维数为 2.

定义 4 如果数域 \mathbf{P} 上的线性空间 V 的一个非空子集 W 对于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).

两个平凡子空间: V 自身与 $\{0\}$.

例 3 回答下列问题, 在实数域 \mathbf{R} 上,

- (1) \mathbf{R}^3 的子空间有几类?
- (2) $W = \left\{ \begin{bmatrix} a & b \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \mid a, b \in \mathbf{R} \right\}$ 是 $\mathbf{R}^{2 \times 2}$ 的子空间吗?

(3) $A \in \mathbf{R}^{n \times n}$, 则 $Ax = 0$ 的所有解向量?

(4) \mathbf{R}^2 是 \mathbf{R}^3 的子空间吗?

解: (1) 4 类, 分别是 0 维、1 维、2 维、3 维子空间.

(2) 是 2 维子空间.

(3) 是 $n - \text{rank}(A)$ 维子空间.

(4) 不是.

例 4 对矩阵 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 有如下四个基本子空间:

(1) 值域空间 $\mathbf{R}(A) = \{Ax | x \in \mathbf{R}^n\} \subseteq \mathbf{R}^m$ 列向量空间;

(2) 行向量空间 $\mathbf{R}(A^T) = \{A^T y | y \in \mathbf{R}^m\} \subseteq \mathbf{R}^n$;

(3) 核空间 $\mathbf{N}(A) = \{x | Ax = 0\} \subseteq \mathbf{R}^n$;

(4) 左核 $\mathbf{N}(A^T) = \{y | A^T y = 0\} \subseteq \mathbf{R}^m$.

定理 1 对矩阵 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 的四个基本子空间, 有如下性质:

(1) $\forall b \in \mathbf{R}(A)$, 则 $\exists x \in \mathbf{R}^n$, s.t. $Ax = b$;

(2) $\forall a \in \mathbf{R}(A^T)$, 则 $\exists y \in \mathbf{R}^m$, s.t. $y^T A = a^T$;

(3) $\mathbf{N}(A) = \{0\} \Leftrightarrow \text{rank}(A) = n$;

(4) $\mathbf{N}(A^T) = \{0\} \Leftrightarrow \text{rank}(A) = m$.

例 5 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的两个非平凡子空间, 证明: 存在向量 $\alpha \in V$, 使 $\alpha \notin V_1$, $\alpha \notin V_2$ 同时成立.

证明: 分 3 种情况进行讨论.

(1) 因为 V_1 是非平凡子空间, 则存在向量 $\alpha \notin V_1$, 如果 $\alpha \notin V_2$, 则结论成立;

(2) 同理, V_2 是非平凡子空间, 则存在向量 $\beta \notin V_2$, 如果 $\beta \notin V_1$, 则结论成立;

(3) 如果 $\alpha \in V_2$, 就有 $\alpha \in V_2$, $\beta \notin V_2$; 如果 $\beta \in V_1$, 就有 $\alpha \notin V_1$, $\beta \in V_1$, 这时有

$$\gamma = \alpha + \beta \notin V_1, \text{ 且 } \gamma = \alpha + \beta \notin V_2.$$

综上, 得证.

定义 5 设向量 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$ 是线性空间 V 的一组基, 对任一向量 $v \in V$, 如果存在一组标量 c_1, c_2, \dots, c_p , 有 $v = c_1\varepsilon_1 + c_2\varepsilon_2 + \dots + c_p\varepsilon_p$, 则称标量 c_1, c_2, \dots, c_p 为向量 v 在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$ 下的坐标 (*coordinates*), 称基向量 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$ 组成了向量表示的坐标系. 若记 $c = (c_1, c_2, \dots, c_p)^T$, 称向量 c 为向量 v 在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$ 下的坐标向量.

定理 2 令 V 是一向量空间, $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_p$ 是空间 V 的一组基, 则对于任一向量 $v \in V$, 存在唯一的一组标量 c_1, c_2, \dots, c_p , 使得 $v = c_1\varepsilon_1 + c_2\varepsilon_2 + \dots + c_p\varepsilon_p$, 即向量在同一基下坐标唯一.

§2 空间分解与维数定理

程光辉

2020 年 3 月 3 日

定义 1 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 则称

$$V_1 + V_2 = \{\alpha_1 + \alpha_2 | \forall \alpha_1 \in V_1, \forall \alpha_2 \in V_2\}$$

是子空间 V_1 与 V_2 的和, 而

$$V_1 \cap V_2 = \{\alpha | \alpha \in V_1 \text{ 且 } \alpha \in V_2\}$$

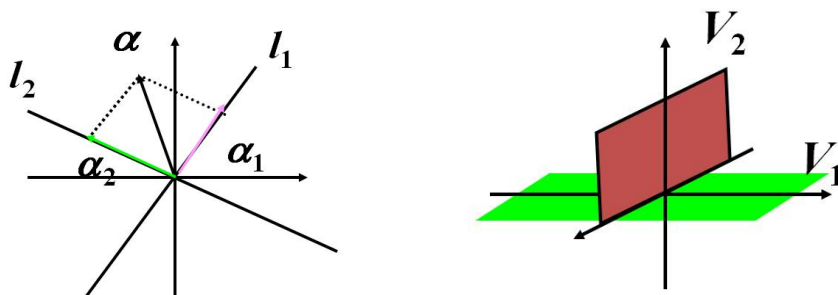
是子空间 V_1 与 V_2 的交.

定理 1 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 则 $V_1 + V_2$ 和 $V_1 \cap V_2$ 也是 V 的子空间.

推论 1 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 则 $V_1 + V_2$ 是 V 中包含子空间 V_1 和 V_2 的最小子空间.

推论 2 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 则 $V_1 \cap V_2$ 是 V 中即包含于 V_1 , 又包含于 V_2 的最大子空间.

注意: $V_1 + V_2$ 是子空间, $V_1 \cap V_2$ 是子空间, 那么 $V_1 \cup V_2$ 是子空间吗?



定理 2 (维数定理) 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 则:

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

证明: 设 V_1, V_2 的维数分别是 s, t , $V_1 \cap V_2$ 的维数是 m . 取 $V_1 \cap V_2$ 的一组基

$$\alpha_1, \dots, \alpha_m.$$

如果 $m = 0$, 这组基为空集, 下面讨论中 $\alpha_1, \dots, \alpha_m$ 不出现, 但不影响后面分析.
在 $\alpha_1, \dots, \alpha_m$ 基础上扩充成 V_1 的一组基

$$\alpha_1, \dots, \alpha_m, \beta_1, \dots, \beta_{s-m},$$

同理也扩充成 V_2 的一组基

$$\alpha_1, \dots, \alpha_m, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-m}.$$

下面证明向量组

$$\alpha_1, \dots, \alpha_m, \beta_1, \dots, \beta_{s-m}, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-m}$$

是 $V_1 + V_2$ 的一组基. 即有维数定理成立.

因为

$$V_1 = \text{span}\{\alpha_1, \dots, \alpha_m, \beta_1, \dots, \beta_{s-m}\}$$

$$V_2 = \text{span}\{\alpha_1, \dots, \alpha_m, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-m}\},$$

所以

$$V_1 + V_2 = \text{span}\{\alpha_1, \dots, \alpha_m, \beta_1, \dots, \beta_{s-m}, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-m}\}.$$

下面证明

$$\alpha_1, \dots, \alpha_m, \beta_1, \dots, \beta_{s-m}, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-m}$$

线性无关.

令

$$k_1\alpha_1 + \dots + k_m\alpha_m + p_1\beta_1 + \dots + p_{s-m}\beta_{s-m} + q_1\gamma_1 + \dots + q_{t-m}\gamma_{t-m} = 0,$$

记

$$\alpha = k_1\alpha_1 + \dots + k_m\alpha_m + p_1\beta_1 + \dots + p_{s-m}\beta_{s-m} = -q_1\gamma_1 - \dots - q_{t-m}\gamma_{t-m}.$$

由 $\alpha = k_1\alpha_1 + \dots + k_m\alpha_m + p_1\beta_1 + \dots + p_{s-m}\beta_{s-m}$ 知, $\alpha \in V_1$; 由 $\alpha = -q_1\gamma_1 - \dots - q_{t-m}\gamma_{t-m}$ 知, $\alpha \in V_2$, 于是有 $\alpha \in V_1 \cap V_2$, 即 α 可由 $\alpha_1, \dots, \alpha_m$ 线性表出. 令 $\alpha = l_1\alpha_1 + \dots + l_m\alpha_m$, 则

$$l_1\alpha_1 + \dots + l_m\alpha_m + q_1\gamma_1 + \dots + q_{t-m}\gamma_{t-m} = 0,$$

由于 $\alpha_1, \dots, \alpha_m, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-m}$ 线性无关, 所以

$$l_1 = \dots = l_m = q_1 = \dots = q_{t-m} = 0,$$

即 $\alpha = 0$. 从而有

$$k_1\alpha_1 + \dots + k_m\alpha_m + p_1\beta_1 + \dots + p_{s-m}\beta_{s-m} = 0.$$

又因为 $\alpha_1, \dots, \alpha_m, \beta_1, \dots, \beta_{s-m}$ 线性无关, 得

$$k_1 = \dots = k_m = p_1 = \dots = p_{s-m} = 0.$$

综上, 证明了

$$\alpha_1, \dots, \alpha_m, \beta_1, \dots, \beta_{s-m}, \gamma_1, \dots, \gamma_{t-m}$$

线性无关, 因此它是 $V_1 + V_2$ 的一组基, 故维数定理成立.

定义 2 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 若对 $\forall \alpha \in V_1 + V_2$, 有

$$\alpha = \alpha_1 + \alpha_2 \quad (\alpha_1 \in V_1, \alpha_2 \in V_2),$$

且这种表示是唯一的, 这个和 $V_1 + V_2$ 就称为直和, 记为 $V_1 \oplus V_2$.

定理 3 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 则如下命题相互等价:

- (1) $V_1 + V_2$ 是直和;
- (2) 0 向量表示法唯一, 即若 $0 = \alpha_1 + \alpha_2$ ($\alpha_1 \in V_1, \alpha_2 \in V_2$), 必有 $\alpha_1 = 0, \alpha_2 = 0$;
- (3) $V_1 \cap V_2 = \{0\}$.

推论 3 设 V_1, V_2 是线性空间 V 的子空间, 令 $W = V_1 + V_2$, 则 $W = V_1 \oplus V_2$ 充要条件是 $\dim(W) = \dim(V_1) + \dim(V_2)$.

例 1 (1) 设 α, β 是线性空间 V 中线性无关的两个向量, 那么 $L(\alpha) + L(\beta)$ 是直和吗?

$L(\alpha, \alpha + \beta) + L(\beta)$ 呢? (其中 $L(\alpha, \beta)$ 代表由向量 α, β 生成的子空间.)

(2) 设 $\mathbf{R}^{n \times n}$ 表示所有 n 阶实方阵构成的线性空间, 而所有的实对称矩阵 ($A^T = A$) 的集合 V_1 及所有实反对称矩阵 ($A^T = -A$) 的集合 V_2 , V_1 和 V_2 是子空间吗? 它们的和是直和吗? 如果是, $\mathbf{R}^{n \times n} = V_1 \oplus V_2$ 吗?

解: (1) $L(\alpha) + L(\beta)$ 是直和; $L(\alpha, \alpha + \beta) + L(\beta)$ 不是直和.

(2) 构成子空间; 是直和; $\mathbf{R}^{n \times n} = V_1 \oplus V_2$ 成立.

多个子空间的直和是两个子空间直和的自然扩充, 分解式唯一.

定理 4 设 V_1, V_2, \dots, V_s 是线性空间 V 的子空间, 则如下命题相互等价:

- (1) $W = \sum V_i$ 是直和;
- (2) $\mathbf{0}$ 向量表示法唯一;
- (3) $V_i \cap (\sum_{j \neq i} V_j) = \{\mathbf{0}\}, 1 \leq i \leq s$.
- (4) $\dim W = \sum \dim(V_i)$

§3 特征值和特征向量

程光辉

2020 年 3 月 14 日

1 线性变换

定义 1 若令 V 和 W 分别是 C^m 和 C^n 的子空间, 则

$$T: V \rightarrow W$$

称为子空间 V 到子空间 W 的变换 (或函数、映射), 它表示将子空间 V 的每一个向量变成子空间 W 的一个对应向量的一种规则. 即, 对任一 $v \in V$, 则存在 $w \in W$, 有

$$w = T(v),$$

并称子空间 V 是变换 T 的始集或定义域, 称 W 是变换的终集或上域.

定义 2 若令 V 和 W 分别是 C^m 和 C^n 的子空间, 并且 $T: V \rightarrow W$ 是一种变换. 若对于 $\forall v_1, v_2 \in V$ 和任意标量 $c \in C$, 变换 T 满足叠加性

$$T(v_1 + v_2) = T(v_1) + T(v_2)$$

和齐次性

$$T(cv_1) = cT(v_1),$$

则称 T 是线性变换或线性映射.

例 1 验证如下映射都是 R^3 上的线性变换:

(1) 坐标面上投影: $\sigma_{xy}: R^3 \rightarrow R^3, (x, y, z) \rightarrow (x, y, 0);$

(2) 关于坐标面的镜面反射: $\tau_{xy}: R^3 \rightarrow R^3, (x, y, z) \rightarrow (x, y, -z).$

例 2 下面几个变换是否是线性变换?

$$(1) T \left(\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} y - z \\ x \\ y \end{bmatrix},$$

$$(2) \quad T \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} x+1 \\ z \\ y \end{bmatrix},$$

$$(3) \quad T \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} xy \\ -y \\ z \end{bmatrix},$$

$$(4) \quad T \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} x+y \\ z \end{bmatrix}.$$

若 T 是线性空间 $V_n(\mathbb{C})$ 的一种线性变换, $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是线性空间 $V_n(\mathbb{C})$ 的一组基底, 则

$$T(\varepsilon_j) = \sum_{i=1}^n a_{ij} \varepsilon_i = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) a_j, \quad j = 1, 2, \dots, n,$$

其中 $a_j = (a_{1j}, a_{2j}, \dots, a_{nj})^T \in \mathbb{C}^n$, 则

$$\left(T(\varepsilon_1), T(\varepsilon_2), \dots, T(\varepsilon_n) \right) = \left(\sum_{i=1}^n a_{i1} \varepsilon_i, \sum_{i=1}^n a_{i2} \varepsilon_i, \dots, \sum_{i=1}^n a_{in} \varepsilon_i \right) = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) A,$$

其中 $A = (a_1, a_2, \dots, a_n) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 称 A 是线性变换 T 在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 下对应的矩阵. 显然, 线性变换 T 在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 下和对应的矩阵 A 之间是一种 $1 \leftrightarrow 1$ 关系.

2 特征值和特征向量的概念

定义 3 设 T 是线性空间 $V_n(\mathbb{C})$ 的一种线性变换, 如果存在 $\lambda \in \mathbb{C}$ 和非零向量 $u \in V_n(\mathbb{C})$, 使 $T(u) = \lambda u$, 则 λ 叫做 T 的特征值, u 叫做 T 的属于特征值 λ 的特征向量.

若 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是线性空间 $V_n(\mathbb{C})$ 的一组基底, 对线性变换 T 的特征值 λ , 有

$$u = \sum_{i=1}^n x_i \varepsilon_i = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) x,$$

其中 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{C}^n$, 则

$$T(u) = \sum_{i=1}^n x_i T(\varepsilon_i) = \left(T(\varepsilon_1), T(\varepsilon_2), \dots, T(\varepsilon_n) \right) x = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) A x,$$

和

$$\lambda u = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) \lambda x,$$

于是有

$$A x = \lambda x.$$

定义 4 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 如果存在 $\lambda \in \mathbb{C}$ 和非零向量 $u \in \mathbb{C}^n$, 使 $Au = \lambda u$, 则 λ 叫做 A 的特征值, u 叫做 A 的属于特征值 λ 的特征向量.

从定义可以看出, 使用矩阵 A 对向量 u 所作的线性变换 Au 不改变向量 u 的方向. 因此, 线性变换是一种“保持方向不变”的变换. 为了确定向量 u , 可将定义式改写为

$$(\lambda E - A)u = 0.$$

由于要求 $u \neq 0$, 则矩阵 $\lambda E - A$ 奇异, 即行列式

$$\det(\lambda E - A) = 0,$$

称矩阵 $(\lambda E - A)$ 为 A 的特征矩阵, $\det(\lambda E - A) = 0$ 为 A 的特征方程, $\det(\lambda E - A)$ 为 A 的特征多项式.

特征方程的根即为特征值.

定义 5 若 λ 是特征多项式 $\det(xE - A) = 0$ 的 μ 重根, 则称特征值 λ 的代数重复度为 μ ; 若与特征值 λ 对应的线性无关特征向量个数为 γ , 则称特征值 λ 的几何重复度为 γ .

特征值和特征向量的几个性质:

- (1) $\det(A) = \prod_{i=1}^n \lambda_i$;
- (2) $\text{tr}(A) = \sum_{i=1}^n \lambda_i$;
- (3) 同一特征值的几何重复度小于等于代数重复度;
- (4) A 和 A^T 的特征值相同;
- (5) 矩阵 $A + \sigma E$ 的特征值为 $\lambda + \sigma$;
- (6) 不同特征值对应的特征向量线性无关.

3 矩阵相似

定义 6 设 $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 如果存在可逆矩阵 $P \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 使得 $P^{-1}BP = A$, 则称矩阵 A 相似于矩阵 B .

定理 1 若 A 与 B 相似, 则 A 与 B 有相同的特征值.

定义 7 *Jordan* 标准型

$$J = \begin{bmatrix} J_{n_1} & O & \cdots & O \\ O & J_{n_2} & \cdots & O \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ O & O & \cdots & J_{n_r} \end{bmatrix} = \text{diag}(J_{n_1}, J_{n_2}, \cdots, J_{n_r}),$$

其中 J_{n_i} 为 n_i 阶对角元素都为 λ_i , λ_i 正上方紧邻元素为 1, 其余都为 0 的方阵.

定理 2 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 有 r 个不同的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_r$, 其代数重数分别为 n_1, n_2, \cdots, n_r , 则必存在可逆矩阵 $P \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 使得

$$P^{-1}AP = J = \text{diag}(J_{n_1}(\lambda_1), \cdots, J_{n_r}(\lambda_r)),$$

矩阵 J 叫做 A 的 *Jordan* 标准型.

§4 酉空间的分解与投影

程光辉

2020 年 3 月 13 日

1 欧式 (酉) 空间

定义 1 若 $V_n(\mathbf{P})$ 上的映射 $(x, y): V_n(\mathbf{P}) \times V_n(\mathbf{P}) \rightarrow \mathbf{P}$ 满足:

- (1) $(x, x) \geq 0$; $(x, x) = 0$ 当且仅当 $x = 0$; (正定性)
- (2) $(x, y) = \overline{(y, x)}$, $\forall x, y \in V_n(\mathbf{P})$; (共轭对称性)
- (3) $(x, \lambda y) = \lambda(x, y)$, $\forall \lambda \in \mathbf{P}, \forall x, y \in V_n(\mathbf{P})$; (齐次性)
- (4) $(x, y + z) = (x, y) + (x, z)$, $\forall x, y, z \in V_n(\mathbf{P})$, (可加性)

则称映射 (x, y) 是 $V_n(\mathbf{P})$ 上的内积; 若在 n 维线性空间 $V_n(\mathbf{P})$ 中定义了内积, 则称该空间为内积空间.

例 1 (1) \mathbf{C}^n 中的标准内积, $\forall x, y \in \mathbf{C}^n$ 定义 $(x, y) = x^H y$;

(2) $\mathbf{C}^{m \times n}$ 中的标准内积, $\forall A, B \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 定义

$$(A, B) = \text{tr}(A^H B);$$

(3) 闭区间 $[a, b]$ 全体连续函数构成的空间 $C[a, b]$ 中的内积, $\forall f, g \in C[a, b]$, 定义

$$(f, g) = \int_a^b \bar{f} g dt;$$

(4) 若 A 为实对称正定矩阵, 则 \mathbf{R}^n 可定义内积

$$(x, y)_A = \sqrt{x^T A y},$$

称为 A -内积.

定义 2 当 $\mathbf{P} = \mathbf{R}$ 时, $V_n(\mathbf{R})$ 称为欧式空间; 当 $\mathbf{P} = \mathbf{C}$ 时, $V_n(\mathbf{C})$ 称为酉空间.

定义 3 对任意 $x \in V_n(\mathbb{C})$, 称

$$\|x\| = \sqrt{(x, x)}$$

为向量 x 的长度.

定理 1 向量长度的性质:

- (1) $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\|$;
- (2) $\|x - y\|^2 + \|x + y\|^2 = 2\|x\|^2 + 2\|y\|^2$ (平行四边形法则);
- (3) $|(x, y)| \leq \|x\| \|y\|$ (Cauchy 不等式);
- (4) $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$ (三角不等式).

定义 4 两个非零向量 x 和 y 之间的夹角定义为

$$\cos \theta = \frac{|(x, y)|}{\sqrt{(x, x)} \sqrt{(y, y)}} = \frac{|x^H y|}{\|x\| \|y\|}.$$

显然, 当 $x^H y = 0$ 时, $\theta = \frac{\pi}{2}$, 此时称向量 x 和 y 正交. 因此, 两个常数向量正交定义如下.

定义 5 若两个常数向量 x 和 y 的内积为零, 即 $(x, y) = x^H y = 0$, 则称它们是正交的, 并记为 $x \perp y$.

定义 6 若 V_1 和 V_2 是 $V_n(\mathbb{C})$ 的两个子空间, 若 $\forall v_1 \in V_1$ 和 $\forall v_2 \in V_2$, 有 $(v_1, v_2) = 0$, 则称它们是正交的, 并记为 $V_1 \perp V_2$.

2 正交补子空间

定义 7 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 称 $N(A) = \{x | Ax = 0, x \in \mathbb{C}^n\}$ 为 A 的核 (或零空间 *Null*), $R(A) = \{y | y = Ax, \forall x \in \mathbb{C}^n\}$ 为 A 的值域 (*Range*).

定理 2 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times m}$, $B \in \mathbb{C}^{n \times s}$, 则 $R(A) \perp R(B)$ 的充要条件是 $A^H B = O$.

证明: 设 $A = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)$, $B = (\beta_1, \dots, \beta_s)$.

(必要性) 易知 $\alpha_i \in R(A)$, $i = 1, \dots, m$ 和 $\beta_j \in R(B)$, $j = 1, \dots, s$, 因 $R(A) \perp R(B)$, 有 $(\alpha_i, \beta_j) = \alpha_i^H \beta_j = 0$, 即 $A^H B = O$.

(充分性) 对 $\forall y_A \in R(A)$ 和 $\forall y_B \in R(B)$, 则存在向量 $x_A \in \mathbb{C}^m$ 和 $x_B \in \mathbb{C}^s$ 使得 $y_A = Ax_A$ 和 $y_B = Bx_B$.

$A^H B = O$, 于是有

$$(y_A, y_B) = y_A^H y_B = x_A^H A^H B x_B = 0.$$

由于 y_A 和 y_B 的任意性, 即 $R(A) \perp R(B)$.

推论 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

$$\mathbf{R}(A) \perp \mathbf{N}(A^H); \quad \mathbf{N}(A) \perp \mathbf{R}(A^H).$$

推论 2 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

$$(1) \dim \mathbf{R}(A) + \dim \mathbf{N}(A^H) = m;$$

$$(2) \dim \mathbf{R}(A^H) + \dim \mathbf{N}(A) = n;$$

$$(3) \mathbb{C}^m = \mathbf{R}(A) \oplus \mathbf{N}(A^H);$$

$$(4) \mathbb{C}^n = \mathbf{R}(A^H) \oplus \mathbf{N}(A).$$

定义 8 设酉空间 $V_n(\mathbb{C})$ 的两个正交子空间 V_1, V_2 , 有 $V_1 \perp V_2$, 且 $V_1 + V_2 = V_n(\mathbb{C})$, 则称 V_2 为 V_1 的正交补空间, 记为 $V_2 = V_1^\perp$.

定理 3 酉空间 $V_n(\mathbb{C})$ 的任意子空间 V_1 都有唯一的正交补.

证明: 若 V_1 是平凡子空间 $\{0\}$ 或 $V_n(\mathbb{C})$, 则显然成立.

若 V_1 不是平凡子空间, 取 $\epsilon_1, \dots, \epsilon_m$ 为标准正交基, 它可以扩充为 $V_n(\mathbb{C})$ 的一组标准正交基

$$\epsilon_1, \dots, \epsilon_m, \epsilon_{m+1}, \dots, \epsilon_n.$$

即有 $V_2 = L(\epsilon_{m+1}, \dots, \epsilon_n)$ 为 V_1 的正交补.

(唯一性) 设 V_2, V_3 都是 V_1 的正交补, 则

$$V_n(\mathbb{C}) = V_1 + V_2, \quad V_n(\mathbb{C}) = V_1 + V_3.$$

对 $\forall \alpha_2 \in V_2$, 即有 $\alpha_2 \in V_n(\mathbb{C})$, 于是 $\alpha_2 = \alpha_1 + \alpha_3$, 其中 $\alpha_1 \in V_1, \alpha_3 \in V_3$. 又因为 $\alpha_2 \perp \alpha_1$ 和 $\alpha_3 \perp \alpha_1$, 所以

$$0 = (\alpha_2, \alpha_1) = (\alpha_1 + \alpha_3, \alpha_1) = (\alpha_1, \alpha_1) + (\alpha_3, \alpha_1) = (\alpha_1, \alpha_1),$$

即 $\alpha_1 = 0$. 因此, $\alpha_2 = \alpha_3 \in V_3$, 即 $V_2 \subseteq V_3$.

同理可证 $V_3 \subseteq V_2$, 即 $V_2 = V_3$. 唯一性得证.

3 投影与幂等矩阵

定义 9 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).

定理 4 设 T 是 $V_n(\mathbb{C})$ 上的投影, 则

$$V_n(\mathbb{C}) = \mathbf{R}(T) \oplus \mathbf{N}(T).$$

证明: 对 $\forall \alpha \in V_n(\mathbb{C})$, 则有 $\alpha_1 = T(\alpha)$, 记 $\alpha_2 = \alpha - \alpha_1$. 因为 $T = T^2$, 有

$$T(\alpha_2) = T(\alpha - \alpha_1) = T(\alpha) - T(\alpha_1) = T(\alpha) - T^2(\alpha) = 0.$$

因此, $\alpha_2 \in \mathbf{N}(T)$. 所以 $V_n(\mathbb{C}) = \mathbf{R}(T) + \mathbf{N}(T)$.

$\forall \beta \in \mathbf{R}(T) \cap \mathbf{N}(T)$, 则 $\beta \in \mathbf{R}(T)$ 且 $\beta \in \mathbf{N}(T)$, 即有 $\exists \gamma \in V_n(\mathbb{C})$, 使得 $\beta = T(\gamma)$ 和 $T(\beta) = 0$. 进一步可得

$$\beta = T(\gamma) = T^2(\gamma) = T(\beta) = 0.$$

综上, 有 $V_n(\mathbb{C}) = \mathbf{R}(T) \oplus \mathbf{N}(T)$.

定理 5 设 $V_n(\mathbb{C}) = V_1 \oplus V_2$, 则存在投影 T , 使得

$$\mathbf{R}(T) = V_1, \quad \mathbf{N}(T) = V_2.$$

证明: 因为 $V_n(\mathbb{C}) = V_1 \oplus V_2$, 对 $\forall \alpha \in V_n(\mathbb{C})$, 则 α 可以唯一的分解为 $\alpha = \alpha_1 + \alpha_2$, 其中 $\alpha_1 \in V_1$, $\alpha_2 \in V_2$. 定义线性映射 T 满足 $T(\alpha) = \alpha_1$, 即

$$T(\alpha) = T(\alpha_1 + \alpha_2) = T(\alpha_1) + T(\alpha_2) = \alpha_1,$$

由于 α 的任意性, 有 $T(\alpha_1) = \alpha_1$, 进而可得 $T(\alpha_2) = 0$. 因此, $\alpha_2 \in \mathbf{N}(T)$. 由于 α 的任意性和直和关系, 有 $\mathbf{R}(T) = V_1$, $\mathbf{N}(T) = V_2$.

又因为

$$T^2(\alpha) = T(\alpha_1) = \alpha_1 = T(\alpha),$$

有 T 为投影.

4 正交投影

定义 10 设 T 是 $V_n(\mathbb{C})$ 上的投影, $V_n(\mathbb{C}) = \mathbf{R}(T) \oplus \mathbf{N}(T)$. 如果 $\mathbf{R}^\perp(T) = \mathbf{N}(T)$, 则称 T 是正交投影.

定理 6 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $A^2 = A$, 则 A 是正交投影的充分必要条件是 $A^H = A$.

证明: (充分性) 因为 $A^2 = A$, 知 $\mathbb{C}^n = \mathbf{R}(A) \oplus \mathbf{N}(A)$. $\forall y \in \mathbf{R}(A)$, $\forall x \in \mathbf{N}(A)$, 则 $\exists z \in \mathbb{C}^n$ 使得 $y = Az$, $Ax = 0$. 于是有

$$(y, x) = y^H x = z^H A^H x = z^H Ax = 0,$$

即 $\mathbf{y} \perp \mathbf{x}$. 由于 \mathbf{y}, \mathbf{x} 的任意性, 得 $\mathbf{R}^\perp(\mathbf{A}) = \mathbf{N}(\mathbf{A})$.

(必要性) 因为 $\mathbf{A}^2 = \mathbf{A}$, $\forall \mathbf{x} \in \mathbf{C}^n$, 则 $\mathbf{Ax} \in \mathbf{R}(\mathbf{A})$, $\mathbf{x} - \mathbf{Ax} \in \mathbf{N}(\mathbf{A})$. 因为 $\mathbf{R}^\perp(\mathbf{A}) = \mathbf{N}(\mathbf{A})$, 有

$$\mathbf{0} = (\mathbf{x} - \mathbf{Ax}, \mathbf{Ax}) = \mathbf{x}^H \mathbf{Ax} - \mathbf{x}^H \mathbf{A}^H \mathbf{Ax} = \mathbf{x}^H (\mathbf{A} - \mathbf{A}^H \mathbf{A}) \mathbf{x},$$

由 \mathbf{x} 的任意性, 知 $\mathbf{A} = \mathbf{AA}^H$ 为 Hermitian 矩阵, 即 $\mathbf{A} = \mathbf{A}^H$.

§5 初等矩阵

程光辉

2020 年 3 月 17 日

1 初等矩阵的一般形式

定义 1 设 $u, v \in \mathbb{C}^n$, $\sigma \in \mathbb{C}$, 则形如

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

的矩阵叫做初等矩阵, 其中 E_n 为 n 阶单位矩阵.

若 $\sigma = 0$, 有 $E(u, v; 0) = E_n$. 于是下面只讨论 $\sigma \neq 0$, u, v 非零向量情况的初等矩阵的性质.

定理 1 设 u_1, u_2, \dots, u_{n-1} 是 v^\perp 的一组基, 若 $u \in v^\perp$, 则 u_1, u_2, \dots, u_{n-1} 是 $E(u, v; \sigma)$ 的 $n-1$ 个线性无关的特征向量; 若 $u \notin v^\perp$, 则 $u, u_1, u_2, \dots, u_{n-1}$ 是 $E(u, v; \sigma)$ 的 n 个线性无关的特征向量.

证明: 因为

$$E(u, v; \sigma)u_i = E_n u_i - \sigma uv^H u_i = u_i, \quad i = 1, 2, \dots, n-1,$$

因此, u_i ($i = 1, 2, \dots, n-1$) 是 $E(u, v; \sigma)$ 的属于特征值 1 的线性无关特征向量.

若 $u \in v^\perp$, $E(u, v; \sigma)$ 存在 n 个线性无关的特征向量, 则 v 一定是, 即有

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

则 u 和 v 共线 (必相关), 矛盾. 因此, 则 $E(u, v; \sigma)$ 只有 $n-1$ 个线性无关的特征向量 u_1, u_2, \dots, u_{n-1} .

若 $u \notin v^\perp$, 有

$$E(u, v; \sigma)u = E_n u - \sigma uv^H u = (1 - \sigma v^H u)u,$$

则 u 是特征值 $1 - \sigma v^H u$ 对应的特征向量. 因此, 则 $E(u, v; \sigma)$ 有 n 个线性无关的特征向量 $u, u_1, u_2, \dots, u_{n-1}$.

推论 1 $E(u, v; \sigma)$ 的特征谱 (即不考虑代数重数的特征值集合) 为

$$\lambda(E(u, v; \sigma)) = \{1 - \sigma v^H u, 1, 1, \dots, 1\}.$$

推论 2 当且仅当 $\sigma v^H u \neq 1$ 时, $E(u, v; \sigma)$ 可逆, 且

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

推论 3 对任意的非零向量 $a, b \in \mathbb{C}^n$, 存在 u, v, σ , 使得

$$E(u, v; \sigma)a = b.$$

2 初等酉阵

定义 2 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.

定理 2 $H(u)^H = H(u) = H(u)^{-1}$.

定理 3 $H(u)$ 是镜像变换. 即对 $\forall a \in u^\perp$, 有

$$H(u)(a + ru) = a - ru, \quad r \in \mathbb{C},$$

也就是说 $H(u)$ 是关于 u 的垂直超平面的镜像.

3 酉变换与酉矩阵

定义 3 若线性空间 $V_n(\mathbb{C})$ 的变换 T 满足:

$$(T(x), T(y)) = (x, y), \forall x, y \in V_n(\mathbb{C}),$$

则称 T 为 $V_n(\mathbb{C})$ 的酉变换.

酉变换及其对应的矩阵有非常好的性质, 在实际工程计算中有非常广泛的应用.

定理 4 设 T 是 $V_n(\mathbb{C})$ 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 $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ 是 $V_n(\mathbb{C})$ 的标准正交基, 则 $T(\varepsilon_1), \dots, T(\varepsilon_n)$ 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 $A^H A = A A^H = E_n$.

定理 5 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是酉矩阵, 则

(1) $(Ax, Ay) = (x, y)$;

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

(3) A^H 也是酉矩阵;

(4) 若 $B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是酉矩阵, 则 AB, BA 也是酉矩阵;

(5) 酉矩阵的特征值的模为 1.

§6 Kronecker 乘积

程光辉

2020 年 3 月 20 日

1 基本概念和基本性质

定义 1 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{P}^{m \times n}, B = (b_{ij}) \in \mathbf{P}^{p \times q}$, 则

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

称为矩阵 A 与 B 的 Kronecker 乘积 (或直积, 张量积).

例 1 若 $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 3 & 2 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 2 & 3 \end{bmatrix}$, 则

$$A \otimes B = \begin{bmatrix} B & 2B & 3B \\ 3B & 2B & B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 4 & 2 & 6 & 3 \\ 2 & 3 & 4 & 6 & 6 & 9 \\ 6 & 3 & 4 & 2 & 2 & 1 \\ 6 & 9 & 4 & 6 & 2 & 3 \end{bmatrix}.$$

一般情况下, $A \otimes B \neq B \otimes A$.

定理 1 设 $A \in \mathbf{P}^{m \times n}, B \in \mathbf{P}^{p \times q}, C \in \mathbf{P}^{r \times s}, D \in \mathbf{P}^{k \times h}$, 则

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

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

(3) 分配律: 当 $m = p, n = q$ 时, $(A + B) \otimes C = (A \otimes C) + (B \otimes C), C \otimes (A + B) = (C \otimes A) + (C \otimes B)$;

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

(5) 转置及共轭: $(A \otimes B)^T = A^T \otimes B^T$, $\overline{(A \otimes B)} = \bar{A} \otimes \bar{B}$;

(6) 混合积: 当 $n = r, q = k$ 时, 有 $(A \otimes B)(C \otimes D) = (AC) \otimes (BD)$;

(7) 逆: 若 A^{-1}, B^{-1} 存在, 则

$$(A \otimes B)^{-1} = A^{-1} \otimes B^{-1};$$

(8) 迹: 当 $m = n, p = q$ 时, 有 $\text{tr}(A \otimes B) = \text{tr}A \cdot \text{tr}B$;

(9) 秩: $\text{rank}(A \otimes B) = \text{rank}A \cdot \text{rank}B$;

(10) 行列式: 当 $m = n, p = q$ 时, 有 $\det(A \otimes B) = (\det A)^p (\det B)^m$;

(11) 当 A, B 为对称矩阵时, $A \otimes B$ 也是对称矩阵; 当 A, B 为 Hermitian 矩阵时, $A \otimes B$ 也是 Hermitian 矩阵;

(12) $U \in \mathbf{P}^{n \times n}, V \in \mathbf{P}^{m \times m}$ 均为酉矩阵, $U \otimes V$ 也是酉矩阵;

(13) 若令 $A^{[0]} = 1, A^{[1]} = A, A^{[k]} = A \otimes A \otimes \cdots \otimes A$, 则 $(AB)^{[k]} = A^{[k]}B^{[k]}$.

证明: (6)

$$\begin{aligned} (A \otimes B)(C \otimes D) &= \begin{bmatrix} a_{11}B & \cdots & a_{1n}B \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}B & \cdots & a_{mn}B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{11}D & \cdots & c_{1s}D \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1}D & \cdots & c_{ns}D \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^n a_{1k}c_{k1}BD & \cdots & \sum_{k=1}^n a_{1k}c_{ks}BD \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{k=1}^n a_{mk}c_{k1}BD & \cdots & \sum_{k=1}^n a_{mk}c_{ks}BD \end{bmatrix} \\ &= AC \otimes BD. \end{aligned}$$

(10) 由 Jordan 标准型分解知, 存在可逆矩阵 P, Q , 使得

$$A = P^{-1} \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \star \\ & \lambda_2 & \\ & & \ddots \\ 0 & & & \lambda_m \end{bmatrix} P = P^{-1} J_A P$$

和

$$B = Q^{-1} \begin{bmatrix} \mu_1 & & \star \\ & \mu_2 & \\ & & \ddots \\ 0 & & & \mu_m \end{bmatrix} Q = Q^{-1} J_B Q,$$

则利用第 (6) 条性质有

$$A \otimes B = (P^{-1}J_AP) \otimes (Q^{-1}J_BQ) = (P \otimes Q)^{-1}(J_A \otimes J_B)(P \otimes Q).$$

于是有

$$\begin{aligned}\det(A \otimes B) &= \det(J_A \otimes J_B) \\ &= \left(\prod_{j=1}^p \lambda_1 \mu_j\right) \left(\prod_{j=1}^p \lambda_2 \mu_j\right) \cdots \left(\prod_{j=1}^p \lambda_m \mu_j\right) \\ &= \left(\prod_{i=1}^m \lambda_i\right)^p \left(\prod_{j=1}^p \mu_j\right)^m \\ &= (\det(A))^p (\det(B))^m.\end{aligned}$$

2 Kronecker 积的特征值

定理 2 设 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 是 $A \in \mathbb{C}^{m \times m}$ 的特征值, x_i 是相应的特征向量; $\mu_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 是 $B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的特征值, y_j 是相应的特征向量, 则 $A \otimes B$ 的 mn 个特征值是 $\lambda_i \mu_j$, 对应的特征向量是 $x_i \otimes y_j$, $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$.

证明: 因为 $Ax_i = \lambda_i x_i$, $By_j = \mu_j y_j$, $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$, 则

$$\begin{aligned}(A \otimes B)(x_i \otimes y_j) &= Ax_i \otimes By_j \\ &= \lambda_i x_i \otimes \mu_j y_j \\ &= \lambda_i \mu_j (x_i \otimes y_j),\end{aligned}$$

得证.

定义 2 m 阶矩阵 A 与 n 阶矩阵 B 的 *Kronecker* 和定义为

$$A \oplus_k B = A \otimes E_n + E_m \otimes B.$$

定理 3 设 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 是 $A \in \mathbb{C}^{m \times m}$ 的特征值, x_i 是相应的特征向量; $\mu_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 是 $B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的特征值, y_j 是相应的特征向量, 则 $A \oplus_k B$ 的 mn 个特征值是 $\lambda_i + \mu_j$, 对应的特征向量是 $x_i \otimes y_j$, $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$.

证明: 因为 $Ax_i = \lambda_i x_i$, $By_j = \mu_j y_j$, $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n$, 则

$$\begin{aligned}(A \oplus_k B)(x_i \otimes y_j) &= (A \otimes E_n)(x_i \otimes y_j) + (E_m \otimes B)(x_i \otimes y_j) \\ &= (Ax_i) \otimes y_j + x_i \otimes (By_j) \\ &= (\lambda_i + \mu_j)(x_i \otimes y_j),\end{aligned}$$

得证.

3 向量化算符

设矩阵

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

记 A 的列为 A_1, A_2, \dots, A_n , 即 $A = (A_1, A_2, \dots, A_n)$. 向量化算符: $\text{Vec}(A) = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_n \end{bmatrix}$

定理 4 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $X \in \mathbb{C}^{n \times r}$, $B \in \mathbb{C}^{r \times s}$, 则

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

证明: 令 B_k 为矩阵 B 的第 k 列, 则

$$\begin{aligned} (AXB)_k &= A(XB)_k \\ &= AXB_k \\ &= A(X_1 b_{1k} + \dots + X_r b_{rk}) \\ &= b_{1k}AX_1 + \dots + b_{rk}AX_r \\ &= [b_{1k}A, \dots, b_{rk}A] \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_r \end{bmatrix} \\ &= (B_k^T \otimes A)\text{Vec}(X), \quad k = 1, \dots, s. \end{aligned}$$

于是有

$$\text{Vec}(AXB) = \begin{bmatrix} B_1^T \otimes A \\ \vdots \\ B_s^T \otimes A \end{bmatrix} \text{Vec}(X) = (B^T \otimes A)\text{Vec}(X).$$

推论 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times m}$, $X \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $B \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则

- (1) $\text{Vec}(AX) = (E_n \otimes A)\text{Vec}(X)$;
- (2) $\text{Vec}(XB) = (B^T \otimes E_m)\text{Vec}(X)$;
- (3) $\text{Vec}(AX + XB) = (E_n \otimes A + B^T \otimes E_m)\text{Vec}(X)$.

§1 向量范数

程光辉

2020 年 3 月 22 日

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

- (1) 正定性 $\|x\| \geq 0$, 当且仅当 $x = 0$ 时, $\|x\| = 0$;
 - (2) 齐次性 $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\|, \lambda \in \mathbf{C}, x \in \mathbf{C}^n$;
 - (3) 三角不等式 $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|, \forall x, y \in \mathbf{C}^n$,
- 则称映射 $\|\cdot\|$ 为 \mathbf{C}^n 上向量 x 的范数.

向量范数的性质

- (1) $\|0\| = 0$
- (2) $x \neq 0$ 时, $\left\| \frac{1}{\|x\|} x \right\| = 1$;
- (3) 对任意 $x \in \mathbf{C}^n$, 有 $\| -x \| = \|x\|$;
- (4) 对任意 $x, y \in \mathbf{C}^n$, 有 $||\|x\| - \|y\|| \leq \|x - y\|$.

证明: (4) 因为

$$\|x\| = \|(x - y) + y\| \leq \|x - y\| + \|y\|,$$

即有 $\|x\| - \|y\| \leq \|x - y\|$.

又因

$$\|y\| - \|x\| \leq \|y - x\| = \|x - y\|,$$

有 $-\|x - y\| \leq \|x\| - \|y\|$.

综上, $||\|x\| - \|y\|| \leq \|x - y\|$ 得证.

例 1 设 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbf{C}^n$, 则

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

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

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

证明: (2) 正定性和齐次性显然成立, 下面只证明三角不等式.

设 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$, 则

$$\begin{aligned} |(x, y)|^2 &= |\bar{x}_1 y_1 + \bar{x}_2 y_2 + \dots + \bar{x}_n y_n|^2 \\ &\leq (|x_1|^2 + |x_2|^2 + \dots + |x_n|^2) (|y_1|^2 + |y_2|^2 + \dots + |y_n|^2) \\ &= \|x\|_2^2 \|y\|_2^2. \end{aligned}$$

于是

$$\begin{aligned} \|x + y\|_2^2 &= (x + y)^H (x + y) \\ &= x^H x + x^H y + y^H x + y^H y \\ &\leq |x^H x| + |x^H y| + |y^H x| + |y^H y| \\ &\leq \|x\|_2^2 + 2\|x\|_2 \|y\|_2 + \|y\|_2^2 \\ &= (\|x\|_2 + \|y\|_2)^2, \end{aligned}$$

即

$$\|x + y\|_2 \leq \|x\|_2 + \|y\|_2.$$

引理 1 若 u 和 v 是非负实数, p 和 q 是正实数, 且满足条件 $p, q > 1$ 和 $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$, 则恒有不等式

$$uv \leq \frac{1}{p} u^p + \frac{1}{q} v^q.$$

证明: 根据定积分的几何意义知, 以 u 和 v 为边长的矩形面积小于等于两个曲边梯形面积 $\int_0^u x^{p-1} dx$ 和 $\int_0^v y^{\frac{1}{p-1}} dy$ 之和, 即

$$\begin{aligned} uv &\leq \int_0^u x^{p-1} dx + \int_0^v y^{\frac{1}{p-1}} dy \\ &= \frac{1}{p} u^p + \int_0^v y^{\frac{q}{p}} dy \\ &= \frac{1}{p} u^p + \left(\frac{q}{p} + 1\right)^{-1} v^{\frac{q}{p} + 1} \\ &= \frac{1}{p} u^p + \frac{1}{q} v^q. \end{aligned}$$

定义 2 $\|x\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p}$, $1 \leq p < \infty$. 显然是一种映射关系.

定理 1 (Hölder 不等式) 若 $p, q > 0$, 且 $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$, 则对 \mathbf{C}^n 任意向量 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T, \mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ 都有

$$\sum_{i=1}^n |x_i| \cdot |y_i| \leq \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p} \left(\sum_{i=1}^n |y_i|^q \right)^{1/q}$$

证明: 若 \mathbf{x}, \mathbf{y} 至少有一个为零向量, 则显然成立.

下面证明 \mathbf{x}, \mathbf{y} 均为非零情况. 令

$$u = \frac{|x_i|}{\|\mathbf{x}\|_p}, \quad v = \frac{|y_i|}{\|\mathbf{y}\|_q}.$$

由引理 1, 有

$$\frac{|x_i||y_i|}{\|\mathbf{x}\|_p \|\mathbf{y}\|_q} \leq \frac{1}{p} \frac{|x_i|^p}{\|\mathbf{x}\|_p^p} + \frac{1}{q} \frac{|y_i|^q}{\|\mathbf{y}\|_q^q}, \quad (1 \leq i \leq n),$$

因此, 对 i 求和得

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \frac{|x_i||y_i|}{\|\mathbf{x}\|_p \|\mathbf{y}\|_q} &\leq \frac{1}{p \|\mathbf{x}\|_p^p} \sum_{i=1}^n |x_i|^p + \frac{1}{q \|\mathbf{y}\|_q^q} \sum_{i=1}^n |y_i|^q \\ &= \frac{1}{p} + \frac{1}{q} \\ &= 1. \end{aligned}$$

即

$$\sum_{i=1}^n |x_i| \cdot |y_i| \leq \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p} \left(\sum_{i=1}^n |y_i|^q \right)^{1/q}.$$

例 2 设 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbf{C}^n$, 则

$$\|\mathbf{x}\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad 1 \leq p < \infty,$$

是 \mathbf{C}^n 上的向量范数, 称为 Hölder 范数。

证明: 正定性和齐次性容易得证。当 $p = 1$ 时为向量 1 范数, 前面已经证明, 下面只考虑 $p > 1$ 情况。

三角不等式的证明。因为

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (|x_i| + |y_i|)^p &= \sum_{i=1}^n (|x_i| + |y_i|) (|x_i| + |y_i|)^{p-1} \\ &= \sum_{i=1}^n |x_i| (|x_i| + |y_i|)^{p-1} + \sum_{i=1}^n |y_i| (|x_i| + |y_i|)^{p-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\leq \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \left[\sum_{i=1}^n (|x_i| + |y_i|)^{(p-1)q} \right]^{\frac{1}{q}} + \left(\sum_{i=1}^n |y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \left[\sum_{i=1}^n (|x_i| + |y_i|)^{(p-1)q} \right]^{\frac{1}{q}} \\
&= \left[\left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} + \left(\sum_{i=1}^n |y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \right] \left[\sum_{i=1}^n (|x_i| + |y_i|)^{(p-1)q} \right]^{\frac{1}{q}} \\
&= \left[\left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} + \left(\sum_{i=1}^n |y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \right] \left[\sum_{i=1}^n (|x_i| + |y_i|)^p \right]^{\frac{1}{q}} \cdot (\text{因 } (p-1)q = p.)
\end{aligned}$$

即

$$\left(\sum_{i=1}^n (|x_i| + |y_i|)^p \right)^{\frac{1}{p}} \leq \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} + \left(\sum_{i=1}^n |y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}.$$

因为

$$\left(\sum_{i=1}^n (|x_i + y_i|)^p \right)^{\frac{1}{p}} \leq \left(\sum_{i=1}^n (|x_i| + |y_i|)^p \right)^{\frac{1}{p}},$$

故

$$\left(\sum_{i=1}^n (|x_i + y_i|)^p \right)^{\frac{1}{p}} \leq \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} + \left(\sum_{i=1}^n |y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}},$$

即

$$\|x + y\|_p \leq \|x\|_p + \|y\|_p,$$

得证.

定理 2 设 $\|\cdot\|$ 是 \mathbf{C}^m 上的范数, $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 列满秩, 则 $\|A \cdot\|$ 是 \mathbf{C}^n 上的范数.

证明:

(1) 因 A 列满秩, 则若 $x \neq 0$, 有 $Ax \neq 0$, 即 $\|Ax\| > 0$.

(2) 对 $\forall \lambda \in \mathbf{C}$, 则 $\|A(\lambda x)\| = \|\lambda Ax\| = |\lambda| \|Ax\|$.

(3) $\|A(x + y)\| = \|Ax + Ay\| \leq \|Ax\| + \|Ay\|$.

故满足范数定义.

定义 3 设 $x^{(k)} = (x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_n^{(k)})^T \in \mathbf{C}^n$, 如果

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_i^{(k)} = a_i, \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$

则向量序列 $x^{(k)}$ 收敛于 $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T$. 记为

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = a.$$

引理 2 设 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 为线性空间 $V_n(\mathbf{P})$ 的一组标准正交基, $x = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) \tilde{x}$, $\tilde{x} = (x_1, \dots, x_n)^T \in \mathbf{P}^n$, 则 $V_n(\mathbf{P})$ 上的向量范数 $\|x\|$ 在闭球

$$S = \{x | (\tilde{x}, \tilde{x})^{\frac{1}{2}} \leq 1\}$$

上有界.

证明: 因为 $x = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) \tilde{x} \in S$, 故有

$$(\tilde{x}, \tilde{x}) = \sum_{i=1}^n |x_i|^2 \leq 1,$$

即 $|x_i| \leq 1, (i = 1, 2, \dots, n)$.

记 $\sum_{i=1}^n \|\varepsilon_i\| = M$ 为正常数, 则

$$\|x\| = \left\| \sum_{i=1}^n x_i \varepsilon_i \right\| \leq \sum_{i=1}^n \|x_i \varepsilon_i\| = \sum_{i=1}^n |x_i| \|\varepsilon_i\| \leq \sum_{i=1}^n \|\varepsilon_i\| = M,$$

故 $\|x\|$ 在 S 上有界.

引理 3 设 $\|x\|$ 是 $V_n(\mathbf{P})$ 上的向量范数, 则 $\|x\|$ 是关于 $\|x\|_2$ 的连续函数.

证明: 设非零向量 $\Delta \tilde{x} = (\Delta \tilde{x}_1, \Delta \tilde{x}_2, \dots, \Delta \tilde{x}_n)^T \in \mathbf{P}^n$, 且 $\Delta x = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n) \Delta \tilde{x} \in V_n(\mathbf{P})$, 则根据三角不等式有

$$\| \|x + \Delta x\| - \|x\| \| \leq \|\Delta x\| = \|\Delta x\|_2 \left\| \frac{\Delta x}{\|\Delta x\|_2} \right\|.$$

由于 $\frac{\Delta x}{\|\Delta x\|_2} \in S$, 有引理 2 知 $\left\| \frac{\Delta x}{\|\Delta x\|_2} \right\|$ 有界.

又因为

$$\lim_{\Delta x \rightarrow 0} \|\Delta x\|_2 = 0,$$

所以

$$\lim_{\Delta x \rightarrow 0} \| \|x + \Delta x\| - \|x\| \| = 0,$$

故 $\|x\|$ 是关于 $\|x\|_2$ 的连续函数.

定义 4 设在 $V_n(\mathbf{P})$ 上定义了 $\|x\|_a, \|x\|_b$ 两种向量范数, 若存在常数 $m > 0, M > 0$, 使得

$$m\|x\|_a \leq \|x\|_b \leq M\|x\|_a, \quad \forall x \in V_n(\mathbf{P}),$$

则称 $\|x\|_a$ 与 $\|x\|_b$ 等价.

等价关系: 自反性, 对称性和传递性.

定理 3 $V_n(\mathbf{P})$ 上的任意两个向量范数均等价。

证明: 设 $\|x\|_a, \|x\|_b$ 为任意两向量函数, 由引理 3 知 $\|x\|_a, \|x\|_b$ 都是 $\|x\|_2$ 的连续函数. 若 $x = 0$, 显然满足等价的定义.

若 $x \neq 0$, 定义函数

$$\phi(x) = \frac{\|x\|_a}{\|x\|_b} = \frac{\left\| \frac{x}{\|x\|_2} \right\|_a}{\left\| \frac{x}{\|x\|_2} \right\|_b},$$

易知 $\phi(x)$ 是单位球 S (有界闭集) 上关于 $\|x\|_2$ 的连续函数, 故 $\exists M > 0$, 使得 $\phi(x) = \frac{\|x\|_a}{\|x\|_b} \leq M$, 即

$$\|x\|_a \leq M\|x\|_b.$$

同理, $\exists m > 0$ 可证

$$\|x\|_b \leq m\|x\|_a.$$

因此, $V_n(\mathbf{P})$ 上的任意两个向量范数均等价。

定理 4 设 $\|\cdot\|$ 是 \mathbf{C}^n 上的任一向量范数, 则 $\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = a$ 等价于 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|x^{(k)} - a\| = 0$.

证明: 因为

$$\begin{aligned} \lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = a &\iff \lim_{k \rightarrow \infty} x_i^{(k)} = a_i, \quad (1 \leq i \leq n) \\ &\iff \lim_{k \rightarrow \infty} |x_i^{(k)} - a_i| = 0, \quad (1 \leq i \leq n) \\ &\iff \lim_{k \rightarrow \infty} \max_{1 \leq i \leq n} \{ |x_i^{(k)} - a_i| \} = 0 \\ &\iff \lim_{k \rightarrow \infty} \|x^{(k)} - a\|_\infty = 0. \end{aligned}$$

再由 $V_n(\mathbf{P})$ 上的任意两个向量范数均等价和夹逼准则, 有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|x^{(k)} - a\| = 0,$$

得证.

例 3 令 $a = (1, 1, \dots, 1)^T \in \mathbf{R}^n$, 且

$$x^{(k)} = \left(1 + \frac{1}{2^k}, 1 + \frac{1}{3^k}, \dots, 1 + \frac{1}{(n+1)^k} \right)^T$$

则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = a.$$

证明：因为

$$\begin{aligned}\lim_{k \rightarrow \infty} \|x^{(k)} - a\|_{\infty} &= \lim_{k \rightarrow \infty} \max_{1 \leq i \leq n} \left\{ |x_i^{(k)} - a_i| \right\} \\ &= \lim_{k \rightarrow \infty} \max_{1 \leq i \leq n} \left\{ \frac{1}{(i+1)^k} \right\} \\ &= \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{1}{2^k} \\ &= 0,\end{aligned}$$

故得证.

§2 矩阵的范数

程光辉

2020 年 3 月 28 日

定义 1 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{P}^{m \times n}$, 若映射 $\|\cdot\| : \mathbf{P}^{m \times n} \rightarrow \mathbf{R}$ 满足:

- (1) 正定性 $\|A\| \geq 0$, 当且仅当 $A = 0$ 时, $\|A\| = 0$;
 - (2) 齐次性 $\|\lambda A\| = |\lambda| \|A\|$, $\forall \lambda \in \mathbf{P}, \forall A \in \mathbf{P}^{m \times n}$;
 - (3) 三角不等式 $\|A + B\| \leq \|A\| + \|B\|, \forall A, B \in \mathbf{P}^{m \times n}$,
- 则称映射 $\|\cdot\|$ 为 $\mathbf{P}^{m \times n}$ 上的矩阵范数.

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

$$\begin{aligned}\|A\|_{m_1} &= \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m |a_{ij}|, \\ \|A\|_{m_2} &= \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m |a_{ij}|^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \\ \|A\|_{m_\infty} &= \max_{i,j} \{|a_{ij}|\}, \quad 1 \leq i \leq m, \quad 1 \leq j \leq n,\end{aligned}$$

都是矩阵范数.

显然, $\|A\|_{m_1}, \|A\|_{m_2}, \|A\|_{m_\infty}$ 是向量范数 $\|\cdot\|_1, \|\cdot\|_2, \|\cdot\|_\infty$ 的自然推广.

定理 1 $\mathbf{P}^{m \times n}$ 上的任意两个矩阵范数均等价.

定义 2 设 $\|\cdot\|_a : \mathbf{P}^{m \times l} \rightarrow \mathbf{R}, \|\cdot\|_b : \mathbf{P}^{l \times n} \rightarrow \mathbf{R}, \|\cdot\|_c : \mathbf{P}^{m \times n} \rightarrow \mathbf{R}$ 是矩阵范数, 如果

$$\|AB\|_c \leq \|A\|_a \cdot \|B\|_b,$$

则称矩阵范数 $\|\cdot\|_a, \|\cdot\|_b$ 和 $\|\cdot\|_c$ 相容. 如果

$$\|AB\| \leq \|A\| \cdot \|B\|,$$

则称 $\|\cdot\|$ 是自相容矩阵范数.

例 2 设 $A \in \mathbf{P}^{n \times n}$, 矩阵范数 $\|A\|_{m_\infty} = \max_{i,j} \{ |a_{ij}| \}$, $(1 \leq i, j \leq n)$ 是不相容的矩阵范数.

解: 取

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

则

$$AB = \begin{pmatrix} 2 & 2 \\ 2 & 2 \end{pmatrix},$$

即有

$$\|AB\|_{m_\infty} = 2 \not\leq \|A\|_{m_\infty} \|B\|_{m_\infty} = 1,$$

因此, 矩阵范数 $\|\cdot\|_{m_\infty}$ 是不相容的矩阵范数.

例 3 $\|\cdot\|_{m_1}$ 和 $\|\cdot\|_{m_2}$ 是相容的矩阵范数.

证明: 设 $A \in \mathbf{P}^{m \times l}$, $B \in \mathbf{P}^{l \times n}$, 则

$$\begin{aligned} \|AB\|_{m_1} &= \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \left| \sum_{k=1}^l a_{ik} b_{kj} \right| \\ &\leq \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^l |a_{ik}| \cdot |b_{kj}| \\ &= \sum_{k=1}^l \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ik}| \cdot |b_{kj}| \\ &= \sum_{k=1}^l \left(\sum_{i=1}^m |a_{ik}| \cdot \sum_{j=1}^n |b_{kj}| \right) \\ &\leq \sum_{k=1}^l \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^l |a_{ik}| \cdot \sum_{j=1}^n |b_{kj}| \right) \\ &= \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^l |a_{ik}| \right) \cdot \left(\sum_{k=1}^l \sum_{j=1}^n |b_{kj}| \right) \\ &= \|A\|_{m_1} \cdot \|B\|_{m_1}. \end{aligned}$$

$$\|AB\|_{m_2} = \left(\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \left| \sum_{k=1}^l a_{ik} b_{kj} \right|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$$

$$\begin{aligned}
&\leq \left[\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \left(\sum_{k=1}^l |a_{ik}| \cdot |b_{kj}| \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \\
&\leq \left[\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \left(\sum_{k=1}^l |a_{ik}|^2 \right) \cdot \left(\sum_{k=1}^l |b_{kj}|^2 \right) \right]^{\frac{1}{2}} \\
&= \left\{ \sum_{j=1}^n \left(\sum_{k=1}^l |b_{kj}|^2 \right) \cdot \left[\sum_{i=1}^m \left(\sum_{k=1}^l |a_{ik}|^2 \right) \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \\
&= \left(\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^l |a_{ik}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \cdot \left(\sum_{k=1}^l \sum_{j=1}^n |b_{kj}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\
&= \|A\|_{m_2} \cdot \|B\|_{m_2}.
\end{aligned}$$

得证.

例 4 设 $A \in \mathbf{P}^{n \times n}$, 则

$$\|A\|_a = n \max_{i,j} \{|a_{ij}|\}, \quad 1 \leq i, j \leq n,$$

是相容的矩阵范数。

证明: $\|\cdot\|_a$ 是矩阵范数很显然.

下面证明相容性, 令 $A, B \in \mathbf{P}^{n \times n}$,

$$\begin{aligned}
\|AB\|_a &= n \max_{i,j} \left\{ \left| \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{kj} \right| \right\} \\
&\leq n \max_{i,j} \left\{ \sum_{k=1}^n |a_{ik}| |b_{kj}| \right\} \\
&\leq n \max_{i,j} \left\{ n \max_k |a_{ik}| |b_{kj}| \right\} \\
&\leq n \max_{i,k} \{|a_{ik}|\} \cdot n \max_{k,j} \{|b_{kj}|\} \\
&= \|A\|_a \cdot \|B\|_a,
\end{aligned}$$

得证.

定理 2 设 $A \in \mathbf{P}^{n \times n}$,

(1) 若 $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, 则

$$\|A\|_F^2 = \|A\|_{m_2}^2 = \sum_{i=1}^n \|a_i\|_2^2$$

其中 $\|a_i\|_2^2 = a_i^H a_i$.

$$(2) \|A\|_{m_2}^2 = \text{tr}(A^H A) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(A^H A).$$

$$(3) \text{ 对任意的酉矩阵 } U, V \in \mathbb{C}^{n \times n}, \text{ 有 } \|A\|_{m_2}^2 = \|U^H A V\|_{m_2}^2 = \|U A V^H\|_{m_2}^2.$$

证明: (1), (2) 比较显然.

下面只对 (3) 进行证明.

$$\begin{aligned} \|A\|_{m_2}^2 &= \text{tr}(A^H A) \\ &= \text{tr}(A A^H) \\ &= \text{tr}(A V V^H A^H) \\ &= \text{tr}[A V (A V)^H] \\ &= \text{tr}[(A V)^H A V] \\ &= \text{tr}(V^H A^H A V) \\ &= \text{tr}(V^H A^H U U^H A V) \\ &= \text{tr}[(U^H A V)^H (U^H A V)] \\ &= \|U^H A V\|_{m_2}^2, \end{aligned}$$

得证.

推论 1 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 对任意的酉矩阵 $U, V \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 有

$$\|A\|_{m_2} = \|U A\|_{m_2} = \|A V\|_{m_2} = \|U A V\|_{m_2}.$$

§3 算子范数

程光辉

2020 年 3 月 28 日

定义 1 设 $\|\bullet\|_a$ 是 \mathbf{P}^n 上的向量范数, $\|\bullet\|_m$ 是 $\mathbf{P}^{n \times n}$ 上的矩阵范数, 且

$$\|Ax\|_a \leq \|A\|_m \|x\|_a,$$

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

例 1 设 $x \in \mathbf{P}^n$, $A = (a_{ij}) \in \mathbf{P}^{n \times n}$, 则

$$\|A\|_{m_1} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n |a_{ij}|$$

是与向量范数 $\|\bullet\|_1$ 相容的矩阵范数.

证明: 因为

$$\begin{aligned} \|Ax\|_1 &= \sum_{i=1}^n \left| \sum_{k=1}^n a_{ik} x_k \right| \\ &\leq \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n |a_{ik} x_k| \\ &= \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^n |a_{ik}| |x_k| \\ &= \sum_{k=1}^n \left(|x_k| \cdot \sum_{i=1}^n |a_{ik}| \right) \\ &\leq \sum_{k=1}^n \left(\sum_{k=1}^n |x_k| \cdot \sum_{i=1}^n |a_{ik}| \right) \\ &= \left(\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n |a_{ik}| \right) \cdot \sum_{k=1}^n |x_k| \\ &= \|A\|_{m_1} \bullet \|x\|_1, \end{aligned}$$

所以, $\|A\|_{m_1}$ 是与向量范数 $\|\bullet\|_1$ 相容的矩阵范数.

例 2 设 $x \in \mathbf{P}^n$, $A = (a_{ij}) \in \mathbf{P}^{n \times n}$, 则 $\|A\|_{m_2}$ 是与 $\|x\|_2$ 相容的矩阵范数.

证明: 因为

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

所以, $\|A\|_{m_2}$ 是与 $\|x\|_2$ 相容的矩阵范数.

对任意向量范数, 是否存在与之相容的矩阵范数?

定理 1 设 $\|x\|_a$ 是 \mathbf{P}^n 上的向量范数, $A \in \mathbf{P}^{n \times n}$, 则

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

是与向量范数 $\|x\|_a$ 相容的矩阵范数.

证明:

(1) 正定性: 因为 $A \neq 0$, 则 \mathbf{P}^n 中存在 $x_0 \neq 0$, 使 $Ax_0 \neq 0$, 那么有 $\|Ax_0\|_a > 0, \|x_0\|_a > 0$, 则

$$\|A\|_a \geq \frac{\|Ax_0\|_a}{\|x_0\|_a} > 0.$$

(2) 齐次性:

$$\begin{aligned}\|\lambda A\|_a &= \max_{x \neq 0} \frac{\|\lambda Ax\|_a}{\|x\|_a} \\ &= \max_{x \neq 0} \frac{|\lambda| \cdot \|Ax\|_a}{\|x\|_a} \\ &= |\lambda| \cdot \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_a}{\|x\|_a} \\ &= |\lambda| \cdot \|A\|_a.\end{aligned}$$

(3) 三角不等式:

$$\|A + B\|_a = \max_{x \neq 0} \frac{\|(A + B)x\|_a}{\|x\|_a}$$

$$\begin{aligned}
&\leq \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_a + \|Bx\|_a}{\|x\|_a} \\
&\leq \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_a}{\|x\|_a} + \max_{x \neq 0} \frac{\|Bx\|_a}{\|x\|_a} \\
&= \|A\|_a + \|B\|_a.
\end{aligned}$$

相容性:

因为

$$\|A\|_a = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_a}{\|x\|_a},$$

则

$$\|A\|_a \geq \frac{\|Ax\|_a}{\|x\|_a},$$

故

$$\|Ax\|_a \leq \|A\|_a \cdot \|x\|_a.$$

推论 1 设 $\|x\|_a$ 是 \mathbf{P}^n 上的向量范数, $A, B \in \mathbf{P}^{n \times n}$, $\|A\|_a$ 是从属于 $\|x\|_a$ 的算子范数, 则它是相容的矩阵范数, 即

$$\|AB\|_a \leq \|A\|_a \cdot \|B\|_a.$$

证明: 因为

$$\begin{aligned}
\|AB\|_a &= \max_{x \neq 0} \frac{\|ABx\|_a}{\|x\|_a} \\
&\leq \max_{x \neq 0} \frac{\|A\|_a \cdot \|Bx\|_a}{\|x\|_a} \\
&= \|A\|_a \cdot \max_{x \neq 0} \frac{\|Bx\|_a}{\|x\|_a} \\
&= \|A\|_a \cdot \|B\|_a,
\end{aligned}$$

得证.

算子范数的特性

(1) 它是所有与向量范数 $\|x\|_a$ 相容的矩阵范数中最小的.

证明: 因为

$$\|Ax\|_a \leq \|A\| \cdot \|x\|_a \quad (\forall x \in \mathbf{P}^n),$$

则

$$\frac{\|Ax\|_a}{\|x\|_a} \leq \|A\| \quad (\forall 0 \neq x \in \mathbf{P}^n),$$

故

$$\|A\|_a = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_a}{\|x\|_a} \leq \|A\|.$$

(2) 它的两种表达形式

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

(3) 它是自相容矩阵范数 (由推论 1).

定理 2 设 $\|\bullet\|_m$ 是相容的矩阵范数, 则存在向量范数 $\|x\|$, 使

$$\|Ax\| \leq \|A\|_m \cdot \|x\|.$$

证明: 定义如下映射, 证明此映射为向量范数即可.

$$\|x\| = \|xa^H\|_m, \quad 0 \neq a \in \mathbb{P}^n, \forall x \in \mathbb{P}^n$$

(1) 因为 $a \neq 0$, 对任意非零向量 $x \in \mathbb{P}^n$, 则有 $xa^H \neq 0$, 即 $\|x\| = \|xa^H\|_m > 0$.

(2) $\|\lambda x\| = \|\lambda xa^H\|_m = |\lambda| \cdot \|xa^H\|_m$.

(3) $\|x+y\| = \|(x+y)a^H\|_m = \|xa^H + ya^H\|_m \leq \|xa^H\|_m + \|ya^H\|_m = \|x\| + \|y\|$.

(4) $\|Ax\| = \|Axa^H\|_m \leq \|A\|_m \cdot \|xa^H\|_m = \|A\|_m \cdot \|x\|$.

例 3 取 $a = (1, 0, \dots, 0)^T, x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 则

$$\|x\| = \|xa^H\|_{m_2} = \left\| \begin{bmatrix} x_1 & 0 & \cdots & 0 \\ x_2 & 0 & \cdots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_n & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \right\|_{m_2} = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^2 \right)^{1/2} = \|x\|_2.$$

定理 3 如果 $\|\bullet\|_m : \mathbb{C}^{n \times n} \rightarrow \mathbb{R}$ 是一相容的矩阵范数, 则对任意 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 有

$$|\lambda| \leq \|A\|_m,$$

其中 λ 是 A 的特征值.

证明: 因为 $Ax = \lambda x$, 则

$$|\lambda| \cdot \|x\| = \|\lambda x\| = \|Ax\| \leq \|A\|_m \|x\|,$$

故

$$|\lambda| \leq \|A\|_m.$$

例 4 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则从属于向量范数 $\|x\|_1$ 的算子范数为

$$\|A\|_1 = \max_{1 \leq j \leq n} \left\{ \sum_{i=1}^m |a_{ij}| \right\},$$

称为极大列和范数.

证明: 设 $A = [a_1, a_2, \dots, a_n]$, 则

$$\begin{aligned}\|Ax\|_1 &= \|x_1 a_1 + x_2 a_2 + \dots + x_n a_n\|_1 \\ &\leq \sum_{i=1}^n \|x_i a_i\|_1 \\ &= \sum_{i=1}^n |x_i| \cdot \|a_i\|_1 \\ &\leq \sum_{i=1}^n |x_i| \left(\max_{1 \leq i \leq n} \{\|a_i\|_1\} \right) \\ &= \max_{1 \leq i \leq n} \{\|a_i\|_1\} \|x\|_1,\end{aligned}$$

既有

$$\|A\|_1 = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_1}{\|x\|_1} \leq \max_{1 \leq i \leq n} \{\|a_i\|_1\}, \quad (1)$$

不妨令

$$\|a_k\|_1 = \max_{1 \leq i \leq n} \{\|a_i\|_1\} = \max_{1 \leq i \leq n} \left\{ \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right\},$$

若取 $\tilde{x} = [0 \ \dots \ 0 \ \lambda \ 0 \ \dots \ 0]^T$ (λ 位于第 k 个位置), 则

$$\max_{x \neq 0} \|Ax\|_1 \geq \|A\tilde{x}\|_1 = \|\lambda a_k\|_1 = \|a_k\|_1 \cdot \|\tilde{x}\|_1,$$

因此,

$$\|A\|_1 = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_1}{\|x\|_1} \geq \frac{\|A\tilde{x}\|_1}{\|\tilde{x}\|_1} = \|a_k\|_1 = \max_{1 \leq i \leq n} \left\{ \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right\}. \quad (2)$$

所以, 由 (1), (2) 得证.

例 5 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则从属于 $\|x\|_\infty$ 的算子范数

$$\|A\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq m} \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right),$$

称为极大行和范数.

证明: 令 $x \in \mathbb{C}^n$, 因为

$$\begin{aligned}\|Ax\|_\infty &= \max_{1 \leq i \leq m} \left\{ \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \right| \right\} \\ &\leq \max_{1 \leq i \leq m} \left\{ \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \cdot |x_j| \right\}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&\leq \max_{1 \leq i \leq m} \left\{ \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \cdot \max_{1 \leq j \leq n} |x_j| \right\} \\
&= \max_{1 \leq i \leq m} \left\{ \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right\} \cdot \max_{1 \leq j \leq n} \{|x_j|\}
\end{aligned}$$

则

$$\|A\|_\infty = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_\infty}{\|x\|_\infty} \leq \max_{1 \leq i \leq m} \left\{ \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right\}. \quad (3)$$

不妨令

$$\sum_{j=1}^n |a_{kj}| = \max_{1 \leq i \leq m} \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right).$$

若 $A = 0$, 显然.

假设 $A \neq 0$, $\lambda > 0$, 令 $z = (z_1, z_2, \dots, z_n)^T \in \mathbb{C}^n$, 其中

$$\begin{cases} z_j = \frac{\lambda |a_{kj}|}{a_{kj}}, & (a_{kj} \neq 0) \\ z_j = \lambda, & (a_{kj} = 0) \end{cases}$$

则 $\|z\|_\infty = \lambda$, $a_{kj}z_j = \lambda |a_{kj}|$, $(j = 1, \dots, n)$.

因为

$$\begin{aligned}
\max_{x \neq 0} \|Ax\|_\infty &\geq \|Az\|_\infty \\
&= \max_{1 \leq i \leq m} \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} z_j \right| \\
&\geq \left| \sum_{j=1}^n a_{kj} z_j \right| \\
&= \lambda \sum_{j=1}^n |a_{kj}| \\
&= \|z\|_\infty \cdot \sum_{j=1}^n |a_{kj}|,
\end{aligned}$$

所以

$$\|A\|_\infty = \max_{x \neq 0} \frac{\|Ax\|_\infty}{\|x\|_\infty} \geq \frac{\|Az\|_\infty}{\|z\|_\infty} \geq \sum_{j=1}^n |a_{kj}| = \max_{1 \leq i \leq m} \left\{ \sum_{j=1}^n |a_{ij}| \right\}. \quad (4)$$

综上, 由 (3), (4) 得证.

定义 2 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, λ_i 是 A 的特征值, 则 $r(A) = \max_{1 \leq i \leq n} \{|\lambda_i|\}$ 称为 A 的谱半径.

例 6 设 $A \in \mathbf{P}^{m \times n}$, 则从属于 $\|x\|_2$ 的算子范数 (又称为谱范数) 为

$$\|A\|_2 = \sqrt{r(A^H A)}.$$

证明: 因为对任意非零向量 $X \in \mathbf{C}^n$, 都有

$$f(X) = X^H (A^H A) X = (AX)^H AX \geq 0,$$

则 $A^H A$ 为半正定 Hermitian 矩阵, 特征值非负.

令矩阵 $A^H A$ 的特征值为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_n \geq 0$, X_i 是对应 λ_i 的单位正交特征向量, 对 $\forall u \in \mathbf{P}^n$ 且 $\|u\|_2 = 1$, 有

$$u = a_1 X_1 + a_2 X_2 + \cdots + a_n X_n,$$

那么

$$\|u\|_2^2 = u^H u = |a_1|^2 + |a_2|^2 + \cdots + |a_n|^2 = 1.$$

又

$$A^H A u = a_1 \lambda_1 X_1 + a_2 \lambda_2 X_2 + \cdots + a_n \lambda_n X_n,$$

即

$$\begin{aligned} \|Au\|_2^2 &= u^H A^H A u \\ &= \lambda_1 |a_1|^2 + \lambda_2 |a_2|^2 + \cdots + \lambda_n |a_n|^2 \\ &\leq \lambda_1 (|a_1|^2 + |a_2|^2 + \cdots + |a_n|^2) \\ &= \lambda_1. \end{aligned}$$

因此

$$\max_{\|u\|_2=1} \|Au\|_2 \leq \sqrt{\lambda_1}.$$

又因为

$$\|AX_1\|_2^2 = X_1^H A^H A X_1 = X_1^H \lambda_1 X_1 = \lambda_1,$$

故

$$\|A\|_2 = \max_{\|u\|_2=1} \|Au\|_2 = \sqrt{\lambda_1} = \sqrt{r(A^H A)}.$$

谱范数的性质

定理 4 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则

$$(1) \|A\|_2 = \|A^H\|_2 = \|A^T\|_2 = \|\bar{A}\|_2.$$

$$(2) \|A^H A\|_2 = \|A A^H\|_2 = \|A\|_2^2.$$

(3) 对任意 n 阶酉矩阵 U 及 V 都有

$$\|UA\|_2 = \|AV\|_2 = \|UAV\|_2 = \|A\|_2.$$

证明: (1) 由 $A^H Ax = \lambda x$, 若 $\lambda = 0$, 则 $A^H A$ 非满秩, 那么 AA^H 也非满秩, 即 $\lambda = 0$ 也是 AA^H 的特征值.

若 $\lambda \neq 0$, 则 $y = Ax \neq 0$, 那么

$$AA^H y = AA^H Ax = A(\lambda x) = \lambda Ax = \lambda y,$$

则 λ 也是 AA^H 的特征值.

同理可证: AA^H 的特征值也是 $A^H A$ 的特征值.

$$\|A\|_2 = \sqrt{r(A^H A)} = \sqrt{r(AA^H)} = \|A^H\|_2.$$

又因为

$$\begin{aligned} |\lambda E - (A^T)^H A^T| &= |\lambda E - (AA^H)^T| \\ &= |\lambda E - AA^H|, \end{aligned}$$

即 $(A^T)^H A^T$ 和 AA^H 的特征值相同.

故

$$\|A\|_2 = \|A^H\|_2 = \|A^T\|_2 = \|\bar{A}\|_2.$$

(2) 因为

$$\|A^H A\|_2^2 = r[(A^H A)^H (A^H A)] = r[(A^H A)^2] = [r(A^H A)]^2,$$

所以

$$\|A^H A\|_2 = \|AA^H\|_2 = \|A\|_2^2.$$

$$(3) \|UA\|_2^2 = r[(UA)^H(UA)] = r[A^H U^H U A] = r(A^H A).$$

定理 5 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则

$$(1) \|A\|_2 = \max_{\|x\|_2=\|y\|_2=1} |y^H Ax|,$$

$$(2) \|A\|_2^2 \leq \|A\|_1 \|A\|_\infty.$$

证明: (1) 因为

$$|y^H Ax| \leq \|y\|_2 \|Ax\|_2 \leq \|y\|_2 \|A\|_2 \|x\|_2 = \|A\|_2,$$

所以,

$$\max_{\|x\|_2=\|y\|_2=1} |y^H A x| \leq \|A\|_2.$$

又因为

$$\|A\|_2 = \max_{\|x\|_2=1} \|Ax\|_2,$$

则存在单位向量 x_0 , 使得

$$\|A\|_2 = \|Ax_0\|_2 > 0.$$

取

$$y_0 = \frac{Ax_0}{\|Ax_0\|_2},$$

因此

$$|y_0^H Ax_0| = \left| \frac{(Ax_0)^H}{\|Ax_0\|_2} Ax_0 \right| = \|Ax_0\|_2 = \|A\|_2,$$

故

$$\max_{\|x\|_2=\|y\|_2=1} |y^H A x| = \|A\|_2.$$

$$(2) \|A\|_2^2 = r(A^H A) \leq \|A^H A\|_1 \leq \|A^H\|_1 \|A\|_1 = \|A\|_1 \|A\|_\infty.$$

广义算子范数

定理 6 设 $\|\cdot\|_a, \|\cdot\|_b$ 都是向量范数, $A \in \mathbf{P}^{n \times n}$, 则

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

叫做 $\mathbf{P}^{n \times n}$ 上的广义算子范数.

定理 7 设 $\|\cdot\|_a, \|\cdot\|_b$ 与 $\|\cdot\|_c$ 都是向量范数, 则

$$\|AB\|_{a,c} \leq \|A\|_{a,b} \|B\|_{b,c}.$$

§6 范数的应用

程光辉

2020 年 4 月 11 日

1 范数的应用

- (1) 矩阵 A 可逆, A 与其扰动矩阵 δA 满足什么条件时, $A + \delta A$ 可逆?
(2) 当 $A + \delta A$ 可逆, A^{-1} 与 $(A + \delta A)^{-1}$ 的近似程度如何估计?

例 1. 设

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 6.00001 \end{pmatrix}, \quad \delta A = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -0.00002 \end{pmatrix},$$

求 A^{-1} , $(A + \delta A)^{-1}$.

解: 计算得

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} 300000.5 & -300000 \\ -100000 & 100000 \end{pmatrix},$$
$$(A + \delta A)^{-1} = \begin{pmatrix} -299999.5 & -300000 \\ 100000 & -100000 \end{pmatrix}.$$

定义 1. 设 A 是可逆矩阵, 称

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

是矩阵 A 的条件数.

定理 1. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $\|A\|_a$ 是从属于向量范数 $\|x\|_a$ 的算子范数, 则当 $\|A\|_a < 1$ 时, $E - A$ 可逆, 且

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

证明：对任意的非零向量 $x \in \mathbb{C}^n$ ，有

$$\begin{aligned}
 \|(E - A)x\|_a &= \|x - Ax\|_a \\
 &\geq \|x\|_a - \|Ax\|_a \\
 &\geq \|x\|_a - \|A\|_a \|x\|_a \\
 &= \|x\|_a (1 - \|A\|_a) \\
 &> 0,
 \end{aligned}$$

即 $(E - A)x \neq 0$ ，所以 $(E - A)$ 可逆。

又因为

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

则

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

进而

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

故

$$(1 - \|A\|_a) \|(E - A)^{-1}\|_a \leq \|E\|_a = 1.$$

整理即

$$\|(E - A)^{-1}\|_a \leq (1 - \|A\|_a)^{-1},$$

得证。

定理 2. 设 A 是可逆, δA 为扰动矩阵, 且 $\|A^{-1}\|_a \|\delta A\|_a < 1$, 则

(1) $A + \delta A$ 可逆;

$$(2) \frac{\|A^{-1} - (A + \delta A)^{-1}\|_a}{\|A^{-1}\|_a} \leq \frac{K(A) \frac{\|\delta A\|_a}{\|A\|_a}}{1 - K(A) \frac{\|\delta A\|_a}{\|A\|_a}}.$$

证明:

(1) 由 $\|A^{-1}\delta A\|_a \leq \|A^{-1}\|_a \|\delta A\|_a < 1$, 可得 $E + A^{-1}\delta A$ 可逆. 进而 $A + \delta A = A(E + A^{-1}\delta A)$, 可得 $A + \delta A$ 可逆.

(2) 由 $(A + \delta A)^{-1} = (E + A^{-1}\delta A)^{-1} A^{-1}$, 可得

$$\begin{aligned}
 \|A^{-1} - (A + \delta A)^{-1}\|_a &= \left\| \left[E - (E + A^{-1}\delta A)^{-1} \right] A^{-1} \right\|_a \\
 &= \|A^{-1}\delta A (E + A^{-1}\delta A)^{-1} A^{-1}\|_a \\
 &\leq \|A^{-1}\delta A\|_a \|(E + A^{-1}\delta A)^{-1}\|_a \|A^{-1}\|_a.
 \end{aligned}$$

结合定理 1, 有

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

得证.

定理 3. 在方程组 $Ax = b$ 中, A 固定且可逆, 令 $b \neq 0$ 且有小扰动, 解方程

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

得

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

证明: 由 $A(x + \delta x) = b + \delta b$, 可得 $A(\delta x) = \delta b$, 于是 $\delta x = A^{-1}\delta b$. 两边取范数有

$$\|\delta x\|_a \leq \|A^{-1}\|_a \|\delta b\|_a.$$

又 $Ax = b$, 则 $\|b\|_a \leq \|A\|_a \|x\|_a$, 移项有

$$\frac{1}{\|x\|_a} \leq \frac{\|A\|_a}{\|b\|_a}.$$

相乘既得结论.

例 2. 方程组

$$\begin{pmatrix} 0.505 & 0.495 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$$

的解为 $(1, 1)^T$. 设 b 有扰动 $\delta b = (0, \varepsilon)^T$, 则方程组

$$\begin{pmatrix} 0.505 & 0.495 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ \varepsilon \end{pmatrix}$$

的解为 $(1 - 49.5\varepsilon, 1 + 50.5\varepsilon)^T$. 计算易得

$$\frac{\|\delta x\|_1}{\|x\|_1} = 50\varepsilon \leq K(A) \frac{\|\delta b\|_1}{\|b\|_1} = 301 \frac{\varepsilon}{3} \approx 100\varepsilon.$$

定理 4. 在 $Ax = b$ 中, b 固定且非零, 令可逆矩阵 A 有小扰动 δA , 则当 $\|A^{-1}\|_a \|\delta A\|_a < 1$ 时, 解方程组

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

得

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

证明: 由定理 2 知, 当 $\|A^{-1}\delta A\|_a < 1$ 时, $A + \delta A$ 可逆, 故方程组 $(A + \delta A)x = b$ 有唯一解, 记 $x^* = x + \delta x$.

$$\begin{aligned} \delta x &= x^* - x \\ &= (A + \delta A)^{-1}b - A^{-1}b \\ &= (E + A^{-1}\delta A)^{-1} A^{-1}b - A^{-1}b \\ &= \left[(E + A^{-1}\delta A)^{-1} - E \right] A^{-1}b \\ &= -A^{-1}\delta A (E + A^{-1}\delta A)^{-1} A^{-1}b \\ &= -A^{-1}\delta A (E + A^{-1}\delta A)^{-1} x, \end{aligned}$$

即

$$\|\delta x\|_a = \left\| -A^{-1}\delta A (E + A^{-1}\delta A)^{-1} x \right\|_a \leq \|A^{-1}\delta A\|_a \left\| (E + A^{-1}\delta A)^{-1} \right\|_a \|x\|_a.$$

再由定理 2, 得

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

例 3. 设

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 6.00001 \end{pmatrix} \quad b = \begin{pmatrix} 8 \\ 8.00001 \end{pmatrix},$$

则方程组 $Ax = b$ 得解为 $(1, 1)^T$. 若 A, b 均有小扰动

$$\delta A = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -0.00002 \end{pmatrix} \quad \delta b = \begin{pmatrix} 0 \\ 0.00001 \end{pmatrix},$$

则方程组 $(A + \delta A)x = b + \delta b$ 的解为 $(10, -2)^T$.

定理 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

$$\frac{\|\delta x\|_a}{\|x\|_a} \leq \frac{K(A)}{1 - K(A) \frac{\|\delta A\|_a}{\|A\|_a}} \left(\frac{\|\delta A\|_a}{\|A\|_a} + \frac{\|\delta b\|_a}{\|b\|_a} \right).$$

作业：用 Matlab 实现以下计算，

例 4. 设

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 6.00001 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 8.00001 \end{pmatrix}, \quad \Delta = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -0.00002 \end{pmatrix},$$

求 A^{-1} , $(A + \Delta)^{-1}$, $(B + \Delta)^{-1}$. 有什么发现?

例 5. 设

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 6.00001 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 2 & 6 \\ 2 & 8.00001 \end{pmatrix},$$

求矩阵 A , B 在算子 1 范数、2 范数和无穷范数意义下的条件数. 有什么发现?

§1 矩阵的三角分解

程光辉

2020 年 4 月 14 日

定义 1 设 A 为 $m \times n$ 复 (实) 矩阵, 如果 $\text{rank}(A) = m$, 则称 A 为行满秩矩阵, 记为 $A \in \mathbf{C}_m^{m \times n} (\mathbf{R}_m^{m \times n})$; 如果 $\text{rank}(A) = n$, 则称 A 为列满秩矩阵, 记为 $A \in \mathbf{C}_n^{m \times n} (\mathbf{R}_n^{m \times n})$.

定义 2 设 U 为 $m \times n$ 复矩阵, 如果 $UU^H = E_m$, 则 U 为行向量单位正交矩阵, 记为 $U \in \mathbf{U}_m^{m \times n}$; 如果 $U^H U = E_n$, 则 U 为列向量组单位正交矩阵, 记为 $U \in \mathbf{U}_n^{m \times n}$.

定义 3 若矩阵

$$R = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix},$$

则称 R 为上三角矩阵;

若矩阵

$$\tilde{R} = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & 1 & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix},$$

则称 \tilde{R} 为单位上三角矩阵.

定义 4 若矩阵

$$L = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix},$$

则称 L 为下三角矩阵;

若矩阵

$$\tilde{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_{21} & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix},$$

则称 \tilde{L} 为单位下三角矩阵.

根据三角矩阵的结构性质, 有如下性质:

- (1) 若上三角矩阵 R 可逆, 则 R^{-1} 也是上三角矩阵, 且对角元是 R 对角元的倒数.
- (2) 两个上三角矩阵 R_1 和 R_2 的乘积 $R_1 R_2$ 也是上三角矩阵, 且对角元是 R_1 和 R_2 对角元之积.

酉矩阵也有类似性质, 如下:

- (1) 酉矩阵 U 的逆 U^{-1} 也是酉矩阵.
- (2) 酉矩阵 U_1 和 U_2 的乘积 $U_1 U_2$ 也是酉矩阵.

定理 1 设 $A \in C_n^{n \times n}$, 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 A 可唯一分解为

$$A = L U_2,$$

其中 L 是正线下三角复矩阵, U_2 是酉矩阵.

证明: 把矩阵 A 按照列划分, 即 $A = (a_1, a_2, \cdots, a_n)$. 因为 $A \in C_n^{n \times n}$ 列满秩, 则 a_1, a_2, \cdots, a_n 线性无关, 对其进行 Gram-Schmidt 正交化和单位化, 有

$$\begin{cases} b_1 = \frac{a_1}{\|a_1\|} \\ b_i = \frac{a_i - \sum_{j=1}^{i-1} (a_i, b_j) b_j}{\|a_i - \sum_{j=1}^{i-1} (a_i, b_j) b_j\|}, \quad i = 2, \cdots, n. \end{cases}$$

记 $r_{11} = \|a_1\|$, $r_{ii} = \|a_i - \sum_{j=1}^{i-1} (a_i, b_j) b_j\|$ 和 $r_{ji} = (a_i, b_j)$, 则有 $a_i = \sum_{j=1}^i r_{ji} b_j$, $i = 1, 2, \cdots, n$.

于是有

$$A = (r_{11} b_1, r_{12} b_1 + r_{22} b_2, \cdots, \sum_{j=1}^n r_{jn} b_j)$$

$$\begin{aligned}
&= (b_1, b_2, \dots, b_n)R \\
&= U_1 R,
\end{aligned}$$

其中

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ 0 & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & r_{nn} \end{bmatrix}.$$

唯一性：设 $A = U_1 R_1 = U_2 R_2$ ，其中 U_1, U_2 是酉矩阵， R_1, R_2 是上三角矩阵。于是有

$$U_2^H U_1 = R_2 R_1^{-1},$$

既是酉矩阵又是上三角矩阵，即为对角矩阵。又根据对角元，知为单位矩阵，即 $R_1 = R_2$ ， $U_1 = U_2$ ，唯一性得证。

推论 1 (矩阵的 QR 分解) 设 $A \in \mathbb{R}_n^{n \times n}$ ，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 A 可唯一分解为

$$A = L Q_2,$$

其中 L 是正线下三角实矩阵， Q_2 是正交矩阵。

例 1 求三阶实矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 3 \end{bmatrix}$ 的 QR 分解。

解：令 $A = (a_1, a_2, a_3)$ ，对 a_1, a_2, a_3 使用 Gram-Schmidt 正交化得

$$\begin{aligned}
b_1 &= a_1 = (1, 1, 1)^T \\
b_2 &= a_2 - \frac{(a_2, b_1)}{(b_1, b_1)} b_1 = a_2 - b_1 = (-1, 0, 1)^T \\
b_3 &= a_3 - \frac{(a_3, b_2)}{(b_2, b_2)} b_2 - \frac{(a_3, b_1)}{(b_1, b_1)} b_1 = a_3 - \frac{1}{2} b_2 - \frac{5}{3} b_1 = \frac{5}{6} (1, -2, 1)^T.
\end{aligned}$$

单位化有

$$\begin{aligned}
\gamma_1 &= \frac{b_1}{\|b_1\|} = \frac{1}{\sqrt{3}} (1, 1, 1)^T \\
\gamma_2 &= \frac{b_2}{\|b_2\|} = \frac{1}{\sqrt{2}} (-1, 0, 1)^T \\
\gamma_3 &= \frac{b_3}{\|b_3\|} = \frac{1}{\sqrt{6}} (1, -2, 1)^T.
\end{aligned}$$

综上, 有

$$\begin{aligned}
 A &= (b_1, b_2, b_3) \begin{bmatrix} 1 & 1 & \frac{5}{3} \\ 0 & 1 & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 &= (\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3) \begin{bmatrix} \sqrt{3} & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{5}{\sqrt{6}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \frac{5}{3} \\ 0 & 1 & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 &= Q \begin{bmatrix} \sqrt{3} & \sqrt{3} & \frac{5}{\sqrt{3}} \\ 0 & \sqrt{2} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 & \frac{5}{\sqrt{6}} \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

推论 2 设 A 是实对称正定矩阵, 则存在唯一的正线上三角实矩阵 R , 使

$$A = R^T R.$$

证明: 因为 A 是实对称正定矩阵, 则存在实可逆矩阵 P 使得

$$A = P^T P.$$

又因推论 1 知, $P = QR$, 其中 Q 是实正交矩阵, R 是正线上三角实矩阵. 进而有

$$A = R^T Q^T Q R = R^T R.$$

(唯一性) 设 $A = R_1^T R_1 = R_2^T R_2$, 其中 R_1, R_2 正线上三角实矩阵, 则

$$(R_1^T)^{-1} R_2^T = R_1 (R_2)^{-1},$$

上式等号左侧为正线下三角矩阵, 等号右侧为上三角矩阵, 即为对角矩阵. 再根据对角元素, 知为单位矩阵, 即有

$$R_1 = R_2,$$

得证.

推论 3 设 A 是正定 Hermitian 矩阵, 则存在唯一的正线上三角复矩阵 R , 使

$$A = R^H R.$$

定理 2 设 $A \in C_n^{n \times n}$, 用 $L, \tilde{L}, R, \tilde{R}$ 和 D 分别表示下三角复矩阵、单位下三角复矩阵、上三角复矩阵、单位上三角复矩阵和对角矩阵, 则下列命题等价:

$$(1) \Delta_k = \det \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1k} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{k1} & a_{k2} & \cdots & a_{kk} \end{pmatrix} \neq 0,$$

(2) A 可唯一地分解为 $A = L\tilde{R}$,

(3) A 可唯一地分解为 $A = \tilde{L}R$,

(4) A 可唯一地分解为 $A = \tilde{L}D\tilde{R}$.

证明: (1) \Rightarrow (2) 利用数学归纳法进行证明.

(i) 若 A 为一阶方阵, 则显然有 $A = (a_{11})(1) = L\tilde{R}$.

(ii) 若 A 为 $n-1$ 阶方阵, 假设有 $A = L_{n-1}\tilde{R}_{n-1}$ 成立.

(iii) 若 A 为 n 阶方阵, 则有

$$\begin{aligned}
 A &= \begin{bmatrix} A_{n-1} & \beta \\ \alpha^T & a_{nn} \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} A_{n-1} & 0 \\ \alpha^T & a_{nn} - \alpha^T A_{n-1}^{-1} \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_{n-1} & A_{n-1}^{-1} \beta \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} L_{n-1} \tilde{R}_{n-1} & 0 \\ \alpha^T & a_{nn} - \alpha^T A_{n-1}^{-1} \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_{n-1} & A_{n-1}^{-1} \beta \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} L_{n-1} & 0 \\ \alpha^T \tilde{R}_{n-1}^{-1} & a_{nn} - \alpha^T A_{n-1}^{-1} \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{R}_{n-1} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_{n-1} & A_{n-1}^{-1} \beta \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} L_{n-1} & 0 \\ \alpha^T \tilde{R}_{n-1}^{-1} & a_{nn} - \alpha^T A_{n-1}^{-1} \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{R}_{n-1} & \tilde{R}_{n-1} A_{n-1}^{-1} \beta \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\
 &= L\tilde{R},
 \end{aligned}$$

得证.

(2) \Rightarrow (1) 由 $A = L\tilde{R}$, 分块得

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} L_{11} & 0 \\ L_{21} & L_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{R}_{11} & \tilde{R}_{12} \\ 0 & \tilde{R}_{22} \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} L_{11} \tilde{R}_{11} & L_{11} \tilde{R}_{12} \\ L_{21} \tilde{R}_{11} & L_{21} \tilde{R}_{12} + L_{22} \tilde{R}_{22} \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

有 $A_{11} = L_{11} \tilde{R}_{11}$, 进而

$$\Delta_k = \det(A_{11}) = \det(L_{11}) \det(\tilde{R}_{11}) = \det(L_{11}) = l_{11} l_{22} \cdots l_{kk} \neq 0.$$

例 2 求 $A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 3 \\ 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 3 \end{bmatrix}$ 的 $\tilde{L}R$ 及 $\tilde{L}D\tilde{R}$ 分解.

解：计算得 $\Delta_1 = 2, \Delta_2 = 5, \Delta_3 = 5$ ，则存在所求分解.

令

$$\tilde{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ l_{21} & 1 & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{bmatrix}, \quad R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ 0 & r_{22} & r_{23} \\ 0 & 0 & r_{33} \end{bmatrix},$$

则

$$\tilde{L}R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ l_{21}r_{11} & l_{21}r_{12} + r_{22} & l_{21}r_{13} + r_{23} \\ l_{31}r_{11} & l_{31}r_{12} + l_{32}r_{22} & l_{31}r_{13} + l_{32}r_{23} + l_{33}r_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 3 \\ 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 3 \end{bmatrix} = A,$$

利用追赶法求解得

$$\tilde{L} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0.5 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}, \quad R = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 3 \\ 0 & 2.5 & -0.5 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2.5 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \tilde{R} = \begin{bmatrix} 1 & -0.5 & 1.5 \\ 0 & 1 & -0.2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

定理 3 设 $A \in \mathbb{C}_n^{m \times n}$ ，则存在 m 阶酉矩阵 U 和 n 阶正线上三角复矩阵 R ，使得

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

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

$$A = \begin{bmatrix} L & 0 \end{bmatrix} U.$$

证明：因为 $A \in \mathbb{C}_n^{m \times n}$ ，则列向量组 a_1, a_2, \dots, a_n 线性无关，添加 $m - n$ 个向量使得

$$a_1, a_2, \dots, a_n, a_{n+1}, \dots, a_m$$

线性无关 (\mathbb{C}^m 空间的一组基).

类似于定理 1 的证明，对其进行 Gram-Schmidt 正交化得

$$\begin{aligned} A &= (a_1, a_2, \dots, a_n) \\ &= (r_{11}b_1, r_{12}b_1 + r_{22}b_2, \dots, \sum_{j=1}^n r_{jn}b_j) \\ &= (b_1, b_2, \dots, b_n, \dots, b_m) \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ 0 & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & r_{nn} \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$= U \begin{bmatrix} R \\ 0 \end{bmatrix},$$

得证.

定理 4 设 $A \in \mathbf{C}_n^{m \times n}$, 则 A 可唯一地分解为

$$A = UR,$$

其中 $U \in \mathbf{U}_n^{m \times n}$, R 是 n 阶正线上三角矩阵; 设 $A \in \mathbf{C}_m^{m \times n}$, 则 A 可唯一地分解为

$$A = LU,$$

其中 L 是 m 阶正线下三角矩阵, $U \in \mathbf{U}_m^{m \times n}$.

证明: (可利用定理 3 的结论证明存在性.)

因为 $A \in \mathbf{C}_n^{m \times n}$, 对 $\forall x \neq 0$, 有 $Ax \neq 0$, 故

$$x^H A^H A x = (Ax)^H (Ax) > 0,$$

则 $A^H A$ 为正定 Hermitian 矩阵. 进而存在正线上三角复矩阵 R , 使得 $A^H A = R^H R$.

令 $U = AR^{-1}$, 则 $U^H U = (AR^{-1})^H (AR^{-1}) = (R^H)^{-1} A^H A R^{-1} = E_n$, 即 $A = UR$ 得证.

(唯一性) 令 $A = U_1 R_1 = U_2 R_2$, 则

$$A^H A = R_1^H U_1^H U_1 R_1 = R_1^H R_1 = R_2^H R_2,$$

根据定理 1 的推论 3 知, $R_1 = R_2$, 进而 $U_1 = U_2$, 得证.

另证: $U_2^H U_1 = R_2 R_1^{-1}$, $U_1^H U_2 = R_1 R_2^{-1}$, 易知上述两个等式左侧矩阵互为共轭转置, 有

$$U_2^H U_1 = R_2 R_1^{-1} = (R_1 R_2^{-1})^H,$$

上式第二个等号左右两侧分别为上三角矩阵和下三角矩阵, 即为对角矩阵. 再根据对角元易证 $R_1 = R_2$, 进而 $U_1 = U_2$, 得证.

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

$$A = U \begin{bmatrix} L & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V.$$

证明: 因为 $A \in \mathbf{C}_r^{m \times n}$, 则存在酉矩阵 P (列初等矩阵的乘积), 使得

$$AP = (\alpha_1, \dots, \alpha_r, \alpha_{r+1}, \dots, \alpha_n),$$

其中 $\alpha_1, \dots, \alpha_r$ 线性无关. 于是存在矩阵 C , 使得

$$(\alpha_{r+1}, \dots, \alpha_n) = (\alpha_1, \dots, \alpha_r)C.$$

再根据定理 3, 有

$$\begin{aligned} AP &= (\alpha_1, \dots, \alpha_r) \begin{bmatrix} E_r & C \end{bmatrix} \\ &= U \begin{bmatrix} R \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_r & C \end{bmatrix} \\ &= U \begin{bmatrix} R & RC \\ 0 & 0 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

令 $B = \begin{bmatrix} R & RC \end{bmatrix} \in \mathbb{C}_r^{r \times n}$, 则 $B = \begin{bmatrix} L & 0 \end{bmatrix} V_1$.
于是有

$$A = U \begin{bmatrix} R & RC \\ 0 & 0 \end{bmatrix} P^{-1} = U \begin{bmatrix} L & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V_1 P^{-1} = U \begin{bmatrix} L & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V,$$

其中 $V = V_1 P^{-1}$.

§2 矩阵的谱分解

程光辉

2020 年 4 月 4 日

定义 1 设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$ 是 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的 k 个互异特征值, 其重数分别为 r_1, r_2, \dots, r_k , 则称 r_i 为矩阵 A 的特征值 λ_i 的代数重复度. 齐次方程组

$$Ax = \lambda_i x \quad (i = 1, 2, \dots, k)$$

的解空间 V_{λ_i} 称为 A 对应于特征值 λ_i 的特征子空间, V_{λ_i} 的维数称为 A 的特征值的几何重复度.

定理 1 矩阵 A 的任意特征值的几何重复度不大于它的代数重复度.

定义 2 若矩阵 A 的每个特征值的几何重复度与它的代数重复度相等, 则称 A 为单纯矩阵.

定理 2 矩阵 A 是单纯矩阵的充要条件是 A 与对角矩阵相似.

定理 3 设矩阵 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是单纯矩阵, 则 A 可分解为一系列幂等矩阵 A_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 的加权和, 即

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

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

证明: 因为 A 是单纯矩阵, 则存在可逆矩阵 P 使得

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

其中 λ_i 是 A 的特征值.

令 $P = (v_1, v_2, \dots, v_n)$, $P^{-1} = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$, 则有

$$A = (v_1, v_2, \dots, v_n) \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1^T \\ w_2^T \\ \vdots \\ w_n^T \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n \lambda_i A_i,$$

其中 $A_i = v_i w_i^T$.

又因为 $P^{-1}P = E_n$, 可知

$$w_i^T v_j = \begin{cases} 1, & j = i, \\ 0, & j \neq i, \end{cases}$$

进而有

$$A_i A_j = v_i w_i^T v_j w_j^T = \begin{cases} v_i w_i^T = A_i, & j = i, \\ O, & j \neq i, \end{cases}$$

故 A_i 为幂等矩阵, 得证.

A_i 的性质:

(1) 幂等性: $A_i^2 = A_i$

(2) 分离性: $A_i A_j = O \quad (i \neq j)$

(3) 可加性: $\sum_{i=1}^n A_i = E_n$

证明: (3)

$$PP^{-1} = (v_1, v_2, \dots, v_n) \begin{bmatrix} w_1^T \\ w_2^T \\ \vdots \\ w_n^T \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n v_i w_i^T = \sum_{i=1}^n A_i = E_n.$$

定理 4 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 它有 k 个相异特征值 $\lambda_i \quad (i = 1, 2, \dots, k)$, 则 A 是单纯矩阵的充要条件是存在 k 个矩阵 $A_i \quad (i = 1, 2, \dots, k)$ 满足

$$(1) \quad A_i A_j = \begin{cases} A_i, & j = i, \\ O, & j \neq i, \end{cases},$$

$$(2) \quad \sum_{i=1}^k A_i = E_n,$$

$$(3) \quad A = \sum_{i=1}^k \lambda_i A_i.$$

定义 3 若 n 阶复矩阵 A 满足

$$AA^H = A^H A,$$

则称矩阵 A 为正规矩阵.

思考: 哪些矩阵属于正规矩阵?

引理 1 若 A 为正规矩阵, 且 A 与 B 酉相似, 则 B 为正规矩阵.

证明: 因为 A 与 B 酉相似, 则存在酉矩阵 U , 使得 $B = U^H A U$, 进而

$$\begin{aligned} BB^H &= (U^H A U)(U^H A U)^H \\ &= U^H A U U^H A^H U \\ &= U^H A A^H U \\ &= U^H A^H A U \quad (A \text{ 为正规矩阵}) \\ &= U^H A^H U U^H A U \\ &= (U^H A U)^H (U^H A U) \\ &= B^H B, \end{aligned}$$

得证.

引理 2 (Schur 分解) 若 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则存在酉矩阵 U , 使得

$$A = U R U^H,$$

其中 R 是一个上三角矩阵, 且对角元为矩阵 A 的特征值.

证明: 对任意的 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 都与 Jordan 标准形相似, 即存在可逆矩阵 P , 使得

$$A = P J P^{-1}.$$

因为 P 可逆, 存在酉矩阵 U 和正线上三角矩阵 R_1 , 使得 $P = U R_1$.

于是有

$$A = P J P^{-1} = U R_1 J R_1^{-1} U^{-1} = U R U^H,$$

其中 $R = R_1 J R_1^{-1}$ 为上三角矩阵, 故得证.

引理 3 设 A 是三角矩阵, 则 A 是正规矩阵充要条件是 A 对角矩阵.

证明: 不妨设

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}.$$

(必要性) 因为 A 是正规矩阵, 则

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{a}_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ \bar{a}_{12} & \bar{a}_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{a}_{1n} & \bar{a}_{2n} & \cdots & \bar{a}_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{a}_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ \bar{a}_{12} & \bar{a}_{22} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{a}_{1n} & \bar{a}_{2n} & \cdots & \bar{a}_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix},$$

比较上式两端矩阵第一行第一列的元素, 有

$$\sum_{i=1}^n a_{1i} \bar{a}_{1i} = \sum_{i=1}^n |a_{1i}|^2 = a_{11} \bar{a}_{11} = |a_{11}|^2,$$

即有

$$a_{1i} = 0, \quad i = 2, 3, \dots, n.$$

依此类推, 即可得证.

(充分性) 直接验证, 显然成立.

定理 5 n 阶复矩阵 A 是正规矩阵的充要条件是 A 与对角矩阵酉相似, 即存在 n 阶酉矩阵 U , 使得

$$A = U \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) U^H,$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 是 A 的 n 个特征值.

证明: (必要性) 由引理 2, 有 $A = URU^H$. 又因为 A 是正规矩阵及引理 1 和引理 3, 有 R 为对角矩阵.

(充分性) 直接由引理 1 得证.

定理 6 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 它有 k 个相异特征值 λ_i ($i = 1, 2, \dots, k$), 则 A 是正规矩阵的充要条件是存在 k 个矩阵 A_i ($i = 1, 2, \dots, k$) 满足

$$(1) \quad A_i A_j = \begin{cases} A_i, & j = i, \\ O, & j \neq i, \end{cases}$$

$$(2) \quad \sum_{i=1}^k A_i = E_n,$$

$$(3) \quad A = \sum_{i=1}^k \lambda_i A_i,$$

$$(4) \quad A_i^H = A_i.$$

证明: (必要性) 因为 A 是正规矩阵, 则

$$\begin{aligned} A &= U \text{diag}(\lambda_1 E_{r_1}, \lambda_2 E_{r_2}, \dots, \lambda_k E_{r_k}) U^H \\ &= (U_1, U_2, \dots, U_k) \begin{bmatrix} \lambda_1 E_{r_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 E_{r_2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_k E_{r_k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_1^H \\ U_2^H \\ \vdots \\ U_k^H \end{bmatrix} \\ &= \sum_{i=1}^k \lambda_i U_i U_i^H \\ &= \sum_{i=1}^k \lambda_i A_i, \end{aligned}$$

其中 $A_i = U_i U_i^H$.

根据 $UU^H = U^H U = E_n$, 有

$$U_i U_j^H = \begin{cases} E_{r_i}, & j = i, \\ O, & j \neq i. \end{cases}$$

于是有

$$A_i A_j = U_i U_i^H U_j U_j^H = \begin{cases} U_i U_i^H = A_i, & j = i, \\ O, & j \neq i, \end{cases}$$

$$\sum_{i=1}^k A_i = \sum_{i=1}^k U_i U_i^H = U U^H = E_n,$$

$$A_i^H = (U_i U_i^H)^H = A_i.$$

(充分性) 只需验证 $AA^H = A^H A$ 即可.

$$\begin{aligned} AA^H &= \left(\sum_{i=1}^k \lambda_i A_i \right) \left(\sum_{j=1}^k \lambda_j A_j \right)^H \\ &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \lambda_i \bar{\lambda}_j A_i A_j^H \\ &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \lambda_i \bar{\lambda}_j A_i A_j \\ &= \sum_{i=1}^k |\lambda_i|^2 A_i. \end{aligned}$$

同理, 可得

$$A^H A = \sum_{i=1}^k |\lambda_i|^2 A_i,$$

故 A 是正规矩阵.

§3 Hermitian 矩阵及其分解

程光辉

2020 年 4 月 4 日

定义 1 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 若 $A^H = A$, 则称 A 为 Hermitian 矩阵; 若 $A^H = -A$, 则称 A 为反 Hermitian 矩阵.

定理 1 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是 Hermitian 矩阵, 则

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

(2) A 的特征值都是实数,

(3) 属于 A 不同特征值的特征向量正交,

(4) A 与矩阵 $\begin{bmatrix} E_p & 0 & 0 \\ 0 & -E_{r-p} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 合同, 其中 $\text{rank}(A) = r$, p 为正惯性指数,

(5) $U^H A U = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, 其中 U 为酉矩阵.

定义 2 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是 Hermitian 矩阵, 对任意非零向量 $x \in \mathbb{C}^n$, 都有

$$f(x) = x^H A x > 0 \quad (\geq 0),$$

则称二次型 $f(x)$ 是正定 (半正定) 二次型, 此时系数矩阵 A 称为正定 (半正定) 矩阵.

定理 2 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是正定 Hermitian 矩阵, 则

(1) $a_{ii} > 0, i = 1, 2, \dots, n$;

(2) A 的特征值 $\lambda_i > 0, i = 1, 2, \dots, n$;

(3) 存在正定矩阵 B , 使得 $A = B^k, k \in \mathbb{Z}^+$;

(4) 存在正线下三角矩阵 L , 使得 $A = LL^H$, (Cholesky 分解);

(5) $\det(A) \leq a_{11}a_{22} \cdots a_{nn} = \prod_{i=1}^n a_{ii}$, (Hadamard 不等式);

(6) A 与单位矩阵合同;

(7) A 的顺序主子式都为正.

证明: (5) 由 (4) 知, 存在正线下三角 $L = (l_{ij})$, 使得 $A = LL^H$, 则矩阵 A 的对角元素为

$$a_{ii} = \sum_{k=1}^i l_{ik} \bar{l}_{ik} = \sum_{k=1}^i |l_{ik}|^2 \geq |l_{ii}|^2, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

又因为

$$\det(A) = \det(LL^H) = \det(L) \det(L^H) = \prod_{i=1}^n l_{ii}^2 \leq \prod_{i=1}^n a_{ii},$$

得证.

定理 3 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是正定 Hermitian 矩阵, $B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是 Hermitian 矩阵, 则存在可逆矩阵 $T \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 使得

$$T^H A T = E_n, \quad T^H B T = \Lambda,$$

其中 Λ 为对角矩阵.

证明: 因为 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是正定 Hermitian 矩阵, 即存在可逆矩阵 P , 使得

$$P^H A P = E_n.$$

令 $Q = P^H B P$, 又因 $B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是 Hermitian 矩阵, 则 Q 也为 Hermitian 矩阵, 故存在酉矩阵 U , 使得

$$U^H Q U = \Lambda,$$

其中 $\Lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 为对角矩阵.

记 $T = P U$, 则有

$$T^H A T = U^H P^H A P U = U^H E_n U = E_n,$$

$$T^H B T = U^H P^H B P U = U^H Q U = \Lambda,$$

故得证.

§4 矩阵的最大秩分解

程光辉

2020 年 4 月 4 日

定理 1 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, 则存在矩阵 $B \in \mathbb{C}_r^{m \times r}$, $D \in \mathbb{C}_r^{r \times n}$, 使得

$$A = BD.$$

证明: 因为 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, 存在酉矩阵 $U \in \mathbb{U}^{m \times m}$, $V \in \mathbb{U}^{n \times n}$ 和 r 阶正线下三角矩阵 L , 使得

$$\begin{aligned} A &= U \begin{bmatrix} L & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V \\ &= U \begin{bmatrix} L \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_r & 0 \end{bmatrix} V \\ &= BD, \end{aligned}$$

其中 $B = U \begin{bmatrix} L \\ 0 \end{bmatrix} \in \mathbb{C}_r^{m \times r}$, $D = \begin{bmatrix} E_r & 0 \end{bmatrix} V \in \mathbb{C}_r^{r \times n}$, 得证.

矩阵最大秩分解的步骤:

(1) 进行行初等变换, 化为简化行阶梯型:

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} 0 \cdots 0 & 1 & \star \cdots \star & 0 & \star \cdots \star & 0 & \star \cdots \star \\ 0 \cdots 0 & 0 & 0 \cdots 0 & 1 & \star \cdots \star & 0 & \star \cdots \star \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 \cdots 0 & 0 & 0 \cdots 0 & 0 & 0 \cdots 0 & 1 & \star \cdots \star \\ 0 \cdots 0 & 0 & 0 \cdots 0 & 0 & 0 \cdots 0 & 0 & 0 \cdots 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 \cdots 0 & 0 & 0 \cdots 0 & 0 & 0 \cdots 0 & 0 & 0 \cdots 0 \end{bmatrix},$$

其中 \star 表示不一定为 0 的元素, \tilde{A} 中非零首元所在的列分别为 i_1, i_2, \dots, i_r .

(2) 由 A 中第 i_1, i_2, \dots, i_r 列构成 $B = (a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_r})$.

(3) 由 \tilde{A} 的非零行构成 D .

思考上述算法的证明? 还有哪些计算最大秩分解算法?

例 1 求矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 & 1 & 4 \\ 2 & 6 & 1 & 0 & 7 \\ 3 & 9 & 3 & 1 & 11 \end{bmatrix}$ 的最大秩分解.

解: (行初等变换) 对矩阵 A 进行行初等变换化为简化行阶梯型, 有

$$A \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 3 & 0 & -\frac{1}{3} & \frac{10}{3} \\ 0 & 0 & 1 & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \tilde{A},$$

则

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \\ 3 & 3 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 0 & -\frac{1}{3} & \frac{10}{3} \\ 0 & 0 & 1 & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

(列初等变换) 对矩阵 A 进行列初等变换化为简化列阶梯型, 有

$$A \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \tilde{A},$$

则

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 & 1 & 4 \\ 2 & 6 & 1 & 0 & 7 \end{bmatrix}.$$

定理 2 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, 且 $A = B_1 D_1 = B_2 D_2$ 均是 A 的最大秩分解, 则

(1) 存在 r 阶可逆矩阵 Q , 使得

$$B_1 = B_2 Q, \quad D_1 = Q^{-1} D_2.$$

(2) $D_1^H (D_1 D_1^H)^{-1} (B_1^H B_1)^{-1} B_1^H = D_2^H (D_2 D_2^H)^{-1} (B_2^H B_2)^{-1} B_2^H$.

注:

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

(2) 若 $B \in \mathbb{C}_r^{m \times r}$, 则 $B^H \in \mathbb{C}_r^{r \times m}$, $B^H B \in \mathbb{C}_r^{r \times r}$, 进而有

$$(B^H B)^{-1} (B^H B) = (B^H B)^{-1} B^H B = E_r.$$

(3) $D \in \mathbb{C}_r^{r \times n}$, 则 $D^H \in \mathbb{C}_r^{n \times r}$, $DD^H \in \mathbb{C}_r^{r \times r}$, 进而有

$$(DD^H)(DD^H)^{-1} = D D^H (DD^H)^{-1} = E_r.$$

证明: (1) 因为 $B_1 D_1 = B_2 D_2$, 则 $B_1 D_1 D_1^H = B_2 D_2 D_1^H$, 进而得

$$B_1 = B_2 D_2 D_1^H (D_1 D_1^H)^{-1} = B_2 Q_1,$$

其中 $Q_1 = D_2 D_1^H (D_1 D_1^H)^{-1}$.

同理可得 $D_1 = (B_1^H B_1)^{-1} B_1^H B_2 D_2 = Q_2 D_2$, 其中 $Q_2 = (B_1^H B_1)^{-1} B_1^H B_2$.

于是有

$$B_1 D_1 = B_2 Q_1 Q_2 D_2 = B_2 D_2,$$

即

$$B_2^H B_2 Q_1 Q_2 D_2 D_2^H = B_2^H B_2 D_2 D_2^H,$$

因此, $Q_1 Q_2 = E_r$, 记 $Q = Q_1$, 则 $Q_2 = Q^{-1}$.

(2) 利用 (1), 有

$$\begin{aligned} D_1^H (D_1 D_1^H)^{-1} (B_1^H B_1)^{-1} B_1^H &= (Q^{-1} D_2)^H [Q^{-1} D_2 (Q^{-1} D_2)^H]^{-1} [(B_2 Q)^H B_2 Q]^{-1} (B_2 Q)^H \\ &= D_2^H (Q^{-1})^H [Q^{-1} D_2 D_2^H (Q^{-1})^H]^{-1} [Q^H B_2^H B_2 Q]^{-1} Q^H B_2^H \\ &= D_2^H (Q^{-1})^H Q^H (D_2 D_2^H)^{-1} Q Q^{-1} (B_2^H B_2)^{-1} (Q^H)^{-1} Q^H B_2^H \\ &= D_2^H (D_2 D_2^H)^{-1} (B_2^H B_2)^{-1} B_2^H, \end{aligned}$$

得证.

§5 矩阵的奇异值分解

程光辉

2020 年 4 月 4 日

定理 1 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, 则有

$$(1) \operatorname{rank}(A) = \operatorname{rank}(A^H A) = \operatorname{rank}(A A^H)$$

(2) $A^H A, A A^H$ 的特征值均为非负实数

(3) $A^H A, A A^H$ 的非零特征值相同.

证明: (1) 因为 $\operatorname{rank}(A^H A) \leq \operatorname{rank}(A)$, 只需证明 $\operatorname{rank}(A^H A) \geq \operatorname{rank}(A)$ 即可.

令 $\operatorname{rank}(A^H A) = r$, 则 $A^H A x = 0$ 的解空间为 $n - r$ 维, 记为 X . 对 $\forall x_1 \in X$, 都有

$$x_1^H A^H A x_1 = (A x_1)^H (A x_1) = 0,$$

即

$$A x_1 = 0.$$

也就是说 $A^H A x = 0$ 的解空间是 $A x = 0$ 的解空间的子空间, 进而有

$$\operatorname{rank}(A^H A) \geq \operatorname{rank}(A),$$

得证.

(2) 设 $A^H A \alpha = \lambda \alpha$, 其中 λ 为任意特征值, α 为对应的特征向量. 于是有

$$(A \alpha, A \alpha) = (\alpha, A^H A \alpha) = (\alpha, \lambda \alpha) = \lambda (\alpha, \alpha) \geq 0,$$

即 $\lambda \geq 0$.

(3) 设 $A^H A$ 的特征值为

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

对应的特征向量分别为 $\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_n$.

因为 $A^H A \alpha_i = \lambda_i \alpha_i (\neq 0)$, $i = 1, 2, \dots, r$, 则

$$(AA^H)A\alpha_i = A(A^H A \alpha_i) = A(\lambda_i \alpha_i) = \lambda_i(A\alpha_i),$$

则 $A^H A$ 的非零特征值 λ_i , $i = 1, 2, \dots, r$ 也是 AA^H 的非零特征值, 对应的特征向量为 $A\alpha_i$.

同理可证, AA^H 的非零特征值也是 $A^H A$ 的非零特征值.

设 y_1, \dots, y_p 是 $A^H A$ 的非零特征值 λ 对应的特征子空间 V_λ 的一组基, 则有 Ay_1, \dots, Ay_p 是 AA^H 的非零特征值 λ 对应的特征向量.

令

$$k_1 Ay_1 + k_2 Ay_2 + \dots + k_p Ay_p = 0,$$

左乘 A^H , 有

$$k_1 A^H Ay_1 + k_2 A^H Ay_2 + \dots + k_p A^H Ay_p = \lambda(k_1 y_1 + k_2 y_2 + \dots + k_p y_p) = 0,$$

即只有 $k_1 = k_2 = \dots = k_p = 0$, 则 Ay_1, \dots, Ay_p 线性无关. 也就是说, $A^H A$ 的特征子空间 V_λ 的维数小于等于 AA^H 的特征子空间 V_λ 的维数.

同理可证, AA^H 的特征子空间 V_λ 的维数小于等于 $A^H A$ 的特征子空间 V_λ 的维数.

综上, 得证.

定义 1 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, $A^H A$ 的特征值为

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

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

定义 2 设 $A, B \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 如果存在酉矩阵 $U \in \mathbb{U}^{m \times m}$ 和 $V \in \mathbb{U}^{n \times n}$, 使得

$$A = UB V,$$

则称 A 与 B 酉等价.

定理 2 若 A 与 B 酉等价, 则 A 与 B 有相同的正奇异值.

证明: 因为 A 与 B 酉等价, 则存在酉矩阵 $U \in \mathbb{U}^{m \times m}$ 和 $V \in \mathbb{U}^{n \times n}$, 使得 $A = UB V$, 进而有

$$AA^H = UB V (UB V)^H = UB V V^H B^H U^H = UBB^H U^H,$$

所以 AA^H 和 BB^H 相似, 有相同的特征值, 即 A 与 B 有相同的正奇异值.

定理 3 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 是矩阵 A 的 r 个正奇异值, 则存在酉矩阵 $U \in \mathbb{U}^{m \times m}$ 和 $V \in \mathbb{U}^{n \times n}$, 使得

$$A = U \begin{bmatrix} D & O \\ O & O \end{bmatrix} V^H,$$

其中 $D = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$.

证明: 因为 $A^H A$ 为 Hermitian 半正定矩阵, 故特征值为 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_r^2, 0, \dots, 0$. 令 v_1, v_2, \dots, v_n 是对应的单位正交特征向量组, 而且

$$\begin{aligned} V_1 &= [v_1, v_2, \dots, v_r] \\ V_2 &= [v_{r+1}, v_{r+2}, \dots, v_n]. \end{aligned}$$

因此, 有 $A^H A V_1 = V_1 D^2$, 进而

$$D^{-1} V_1^H A^H A V_1 D^{-1} = U_1^H U_1 = E_r,$$

其中 $U_1 = A V_1 D^{-1} \in \mathbb{U}_r^{m \times r}$, 即 $D = U_1^H A V_1$, $U_1 D = A V_1$.

另有 $A^H A V_2 = V_2 O$, 使得 $V_2^H A^H A V_2 = O$, 因此 $A V_2 = O$.

选择合适 $U_2 \in \mathbb{U}_{(m-r)}^{m \times (m-r)}$, 使得 $U = [U_1, U_2]$ 为酉矩阵. 于是

$$U^H A V = \begin{bmatrix} U_1^H \\ U_2^H \end{bmatrix} A [V_1, V_2] = \begin{bmatrix} U_1^H A V_1 & U_1^H A V_2 \\ U_2^H A V_1 & U_2^H A V_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D & O \\ U_2^H U_1 D & O \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} D & O \\ O & O \end{bmatrix},$$

从而有

$$A = U \begin{bmatrix} D & O \\ O & O \end{bmatrix} V^H.$$

推论 1 设 $A \in \mathbb{C}_n^{n \times n}$, $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n$ 是矩阵 A 的 n 个正奇异值, 则存在酉矩阵 $U, V \in \mathbb{U}^{n \times n}$, 使得

$$A = U D V^H,$$

其中 $D = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$.

例 1 求矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 的奇异值分解.

解: 求 $A^H A$ 的特征值和特征向量,

$$A^H A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

则特征值为 $\lambda_1 = 5, \lambda_2 = \lambda_3 = 0$. 对应的特征向量为

$$\alpha_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \alpha_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \alpha_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

因此, 有

$$V_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, V_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

构造酉矩阵 U , 有

$$U_1 = AV_1D^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} \\ \frac{2}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}, U_2 = \begin{bmatrix} -\frac{2}{\sqrt{5}} \\ \frac{1}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}, U = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} & -\frac{2}{\sqrt{5}} \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{1}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}.$$

综上, 有

$$A = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} & -\frac{2}{\sqrt{5}} \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{1}{\sqrt{5}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{5} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

引理 1 设 $A \in \mathbf{C}_r^{n \times n}$ 是半正定矩阵, 且 $k \geq 1$ 是给定的整数, 则存在唯一的半正定 Hermitian 矩阵 B 使得 $B^k = A$. 同时还有

$$(1) BA = AB,$$

$$(2) \text{rank}(A) = \text{rank}(B), \text{ 进而若 } A \text{ 正定, 则 } B \text{ 也正定},$$

$$(3) \text{ 若 } A \text{ 是实矩阵, 则 } B \text{ 也实矩阵}.$$

定理 4 设 $A \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$, 则必存在酉矩阵 $U \in \mathbf{U}^{n \times n}$ 与两个正定 Hermitian 矩阵 H_1, H_2 , 使得

$$A = H_1U = UH_2,$$

且这种分解式是唯一的.

证明: (存在性) 因为 $A \in \mathbf{C}_n^{n \times n}$, 所以 $A^H A$ 为正定 Hermitian 矩阵, 则矩阵 A 的奇异值均为正数, 其奇异值分解为

$$A = U_1 D V_1^H = U_1 D U_1^H U_1 V_1^H = H_1 U,$$

其中 $H_1 = U_1 D U_1^H$ 为 Hermitian 正定矩阵, $U = U_1 V_1^H$ 为酉矩阵.

(唯一性) 令 $A = H_{11}U_1 = H_{12}U_2$, 其中 H_{11}, H_{12} 为正定 Hermitian 矩阵, U_1, U_2 为酉矩阵. 因此, 有

$$H_{12}^{-1}H_{11} = U_2U_1^H$$

$$H_{11}^{-1}H_{12} = U_1U_2^H,$$

上面两个等式的右侧矩阵互为共轭转置, 进而

$$H_{12}^{-1}H_{11} = (H_{11}^{-1}H_{12})^H = H_{12}^H (H_{11}^{-1})^H = H_{12}H_{11}^{-1},$$

即

$$H_{11}^2 = H_{12}^2,$$

再由引理 1, 知

$$H_{11} = H_{12}, \quad U_1 = U_2,$$

得证.

推论 2 设 $A \in \mathbf{R}_n^{n \times n}$, 则必存在唯一的正交矩阵 Q 与两个实对称正定矩阵 H_1, H_2 , 使得

$$A = H_1 Q = Q H_2.$$

定理 5 设 $A \in \mathbf{C}_r^{n \times n}$, 则必存在酉矩阵 $U \in \mathbf{U}^{n \times n}$ 与两个半正定 Hermitian 矩阵 H_1, H_2 , 使得

$$A = H_1 U = U H_2.$$

证明: 因为 $A \in \mathbf{C}_r^{n \times n}$, 则由奇异值分解可得

$$A = U_1 \begin{bmatrix} D & O \\ O & O \end{bmatrix} V_1^H = U_1 \begin{bmatrix} D & O \\ O & O \end{bmatrix} U_1^H U_1 V_1^H = H_1 U,$$

其中 $H_1 = U_1 \begin{bmatrix} D & O \\ O & O \end{bmatrix} U_1^H$ 为半正定 Hermitian 矩阵, $U = U_1 V_1^H$ 为酉矩阵.

§1 特征值的估计

程光辉

2020 年 4 月 28 日

1 特征值界的估计

定理 1. (Schur 不等式) 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 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.

证明: 由 Schur 分解知, 存在上三角矩阵 $R = (r_{ij})$ 和酉矩阵 U , 使得 $A = URU^H$. 又由 Frobenius 范数的酉不变性, 知

$$\sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2 = \sum_{i=1}^n |r_{ii}|^2 \leq \sum_{i=1}^n |r_{ii}|^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n |r_{ij}|^2 = \|R\|_F^2 = \|A\|_F^2,$$

证毕.

令

$$B = (b_{ij}) = \frac{1}{2}(A^H + A), \quad C = (c_{ij}) = \frac{1}{2}(A - A^H),$$

A, B, C 的特征值分别为 $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}, \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n\}, \{i\gamma_1, i\gamma_2, \dots, i\gamma_n\}$, 且满足

$$|\lambda_1| \geq |\lambda_2| \geq \dots \geq |\lambda_n|,$$

$$\mu_1 \geq \mu_2 \geq \dots \geq \mu_n,$$

$$\gamma_1 \geq \gamma_2 \geq \dots \geq \gamma_n.$$

定理 2. (Hirsch) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 则

$$(1) |\lambda_i| \leq n \max_{i,j} \{|a_{ij}|\},$$

$$(2) |\operatorname{Re} \lambda_i| \leq n \max_{i,j} \{|b_{ij}|\},$$

$$(3) |\operatorname{Im} \lambda_i| \leq n \max_{i,j} \{|c_{ij}|\}.$$

证明: (1) 由

$$|\lambda_i|^2 \leq \sum_{i=1}^n |\lambda_i|^2 \leq \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \leq n^2 \max_{i,j} \{|a_{ij}|^2\},$$

得 $|\lambda_i| \leq n \max_{i,j} \{|a_{ij}|\}.$

(2)(3) 因为 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 存在上三角矩阵 R 和酉矩阵 U , 使得 $U^H A U = R$, $U^H A^H U = R^H$, 那么

$$\begin{cases} U^H B U = \frac{1}{2} U^H (A^H + A) U = \frac{1}{2} (R^H + R) \\ U^H C U = \frac{1}{2} U^H (A - A^H) U = \frac{1}{2} (R - R^H) \end{cases},$$

由 Frobenius 范数的不变性, 可得

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\lambda_i + \bar{\lambda}_i}{2} \right|^2 + \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{j-1} \frac{|r_{ij}|^2}{2} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |b_{ij}|^2 \\ \sum_{i=1}^n \left| \frac{\lambda_i - \bar{\lambda}_i}{2} \right|^2 + \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^{j-1} \frac{|r_{ij}|^2}{2} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |c_{ij}|^2 \end{cases},$$

所以有

$$\begin{cases} |\operatorname{Re} \lambda_i|^2 \leq \sum_{i=1}^n |\operatorname{Re} \lambda_i|^2 \leq \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |b_{ij}|^2 \leq n^2 \max_{i,j} \{|b_{ij}|^2\} \\ |\operatorname{Im} \lambda_i|^2 \leq \sum_{i=1}^n |\operatorname{Im} \lambda_i|^2 \leq \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |c_{ij}|^2 \leq n^2 \max_{i,j} \{|c_{ij}|^2\} \end{cases},$$

因此,

$$\begin{cases} |\operatorname{Re} \lambda_i| \leq n \max_{i,j} \{|b_{ij}|\} \\ |\operatorname{Im} \lambda_i| \leq n \max_{i,j} \{|c_{ij}|\} \end{cases}$$

证毕.

另证: $Ax = \lambda x$, $\|x\|_2 = 1$, 则 $\operatorname{Re} \lambda = x^H B x$, 由于 B 为 Hermitian 矩阵, 酉相似于对角矩阵, 即有

$$|\operatorname{Re} \lambda| = |x^H B x| \leq \max_i \{|\mu_i|\} \leq n \max_{i,j} \{|b_{ij}|\}.$$

定理 3. (Bendixson) 设 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 则 A 的任一特征值 λ_i 满足

$$|\operatorname{Im} \lambda_i| \leq \sqrt{\frac{n(n-1)}{2}} \max_{i,j} \{|c_{ij}|\}.$$

证明: 因为

$$\sum_{i=1}^n |\operatorname{Im} \lambda_i|^2 \leq \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |c_{ij}|^2 = \sum_{\substack{i,j \\ i \neq j}} |c_{ij}|^2 \leq n(n-1) \max_{i,j} \{|c_{ij}|^2\}.$$

令互为共轭的特征值一共 s 对, 再根据实矩阵复特征值出现一定是成对 (互为共轭), 有

$$2 |\operatorname{Im} \lambda_i|^2 \leq 2 \sum_{i=1}^s |\operatorname{Im} \lambda_i|^2 = \sum_{i=1}^n |\operatorname{Im} \lambda_i|^2 \leq n(n-1) \max_{i,j} \{ |c_{ij}|^2 \},$$

整理即可得证.

定理 4. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, $B, C, \lambda_i, \mu_i, \gamma_i$ 定义同上, 则

$$\mu_n \leq \operatorname{Re} \lambda_i \leq \mu_1, \gamma_n \leq \operatorname{Im} \lambda_i \leq \gamma_1.$$

证明: 由 B 为正规矩阵, 存在酉矩阵 U 使得

$$U^H B U = \operatorname{diag}(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n) = D.$$

因为 $Ax = \lambda_i x$ ($\|x\|_2 = 1$), $(x, Ax) = (x, \lambda_i x) = \lambda_i (x, x) = \lambda_i$, 有 $x^H A x = \lambda_i$ 和 $x^H A^H x = \bar{\lambda}_i$.

于是有

$$\begin{aligned} \operatorname{Re} \lambda_i &= \left(x, \frac{A^H + A}{2} x \right) = (x, Bx) = (x, U D U^H x) \\ &= x^H U D U^H x = y^H D y = \sum_{i=1}^n \mu_i |y_i|^2, \end{aligned}$$

其中 $y = U^H x$, $\|y\|_2 = \|x\|_2 = 1$. 进而可得

$$\sum_{i=1}^n \mu_n |y_i|^2 \leq \operatorname{Re} \lambda_i \leq \sum_{i=1}^n \mu_1 |y_i|^2,$$

故

$$\mu_n \leq \operatorname{Re} \lambda_i \leq \mu_1.$$

同理, 可证 $\gamma_n \leq \operatorname{Im} \lambda_i \leq \gamma_1$.

定理 5. (Browne) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 奇异值为 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n$, 则

$$\sigma_n \leq |\lambda_i| \leq \sigma_1, \quad (i = 1, 2, \dots, n).$$

证明: 因 $A^H A$ 为 Hermitian 矩阵, 存在酉矩阵 U 使得

$$U^H A^H A U = \operatorname{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2) = D.$$

令 $Ax = \lambda_i x$ ($\|x\|_2 = 1$), 则

$$x^H A^H A x = \bar{\lambda}_i \lambda_i x^H x,$$

进而

$$x^H A^H A x = |\lambda_i|^2 x^H x = |\lambda_i|^2.$$

又因为

$$|\lambda_i|^2 = x^H A^H A x = x^H U D U^H x = \sum_{i=1}^n \sigma_i^2 |y_i|^2,$$

其中 $y = U^H x = (y_1, \dots, y_n)^T$, 由范数的酉不变性知 $\|y\|_2 = \|x\|_2 = 1$, 因此

$$\sigma_n^2 = \sigma_n^2 \sum_{i=1}^n |y_i|^2 \leq |\lambda_i|^2 \leq \sigma_1^2 \sum_{i=1}^n |y_i|^2 = \sigma_1^2,$$

两边开方即得证.

定理 6. (Hadamard 不等式) 设 $A = (a_1, \dots, a_n) \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则

$$\prod_{i=1}^n |\lambda_i(A)| = |\det A| \leq \left[\prod_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n |a_{ij}|^2 \right) \right]^{1/2} = \prod_{j=1}^n \|a_j\|_2,$$

且等号成立当且仅当 A 的某一列全为 O , 或 A 的列向量彼此正交.

证明: 1) 设 $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$, 若 a_1, a_2, \dots, a_n 线性相关, 则 $|\det A| = 0$, 则成立.

2) 若 a_1, a_2, \dots, a_n 线性无关, 对其正交化有

$$\left. \begin{aligned} a_1 &= b_1 \\ a_2 &= b_2 + p_{12}b_1 \\ a_3 &= b_3 + p_{13}b_1 + p_{23}b_2 \\ &\dots\dots\dots \\ a_n &= b_n + p_{1n}b_1 + \dots + p_{n-1,n}b_{n-1} \end{aligned} \right\},$$

即

$$A = (b_1, b_2, \dots, b_n) \begin{bmatrix} 1 & p_{12} & \dots & p_{1n} \\ 0 & 1 & \dots & p_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix},$$

两边取行列式有

$$\det A = \det (b_1, b_2, \dots, b_n) = \det B,$$

进而

$$\begin{aligned} \|a_i\|_2^2 &= \|b_i + p_{1i}b_1 + \dots + p_{i-1,i}b_{i-1}\|_2^2 \\ &= \|b_i\|_2^2 + |p_{1i}| \|b_1\|_2^2 + \dots + |p_{i-1,i}| \|b_{i-1}\|_2^2 \\ &\geq \|b_i\|_2^2. \end{aligned}$$

又

$$|\det B|^2 = \det B^H \cdot \det B = \det B^H B = \prod_{j=1}^n \|b_j\|_2^2 \leq \left(\prod_{j=1}^n \|a_j\|_2 \right)^2,$$

故

$$\prod_{i=1}^n |\lambda_i(A)| = |\det A| \leq \left[\prod_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n |a_{ij}|^2 \right) \right]^{1/2} = \prod_{j=1}^n \|a_j\|_2.$$

另解: 若 A 满秩, 则存在酉矩阵 U 和正线上三角矩阵 R , 使得 $A = UR$. 因 Frobenius 范数的酉不变性, 知 $\|a_i\|_2 = \|r_i\|_2$, $i = 1, 2, \dots, n$. 又因

$$|\det A| = |\det UR| = |\det U| \cdot |\det R| = |\det R| \leq \prod_{j=1}^n \|r_j\|_2 = \prod_{j=1}^n \|a_j\|_2,$$

故

$$\prod_{i=1}^n |\lambda_i(A)| = |\det A| \leq \left[\prod_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n |a_{ij}|^2 \right) \right]^{1/2} = \prod_{j=1}^n \|a_j\|_2.$$

§2 圆盘定理

程光辉

2020 年 4 月 28 日

定义 1. 设 $A = (a_{ij}) \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则称

$$S_i = \left\{ z \in \mathbf{C} : |z - a_{ii}| \leq R_i = \sum_{j \neq i} |a_{ij}| \right\}$$

为行盖尔圆盘;

$$G_i = \left\{ z \in \mathbf{C} : |z - a_{ii}| \leq C_i = \sum_{j \neq i} |a_{ji}| \right\}$$

为列盖尔圆盘.

定理 1. (1931, 圆盘定理 1) 设 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则 A 的任一特征值

$$\lambda \in S = \bigcup_{j=1}^n S_j.$$

证明: 因为 $Ax = \lambda x$, ($x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \neq 0$), 则

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j = \lambda x_i \quad (i = 1, 2, \dots, n).$$

令 $|x_k| = \max \{|x_1|, \dots, |x_n|\} > 0$, 那么

$$\sum_{j=1}^n a_{kj} x_j = \lambda x_k,$$

移项得

$$x_k (\lambda - a_{kk}) = \sum_{j \neq k} a_{kj} x_j,$$

两边取模放缩有

$$|x_k| |\lambda - a_{kk}| = \left| \sum_{j \neq k} a_{kj} x_j \right| \leq \sum_{j \neq k} |a_{kj}| |x_j| \leq |x_k| \sum_{j \neq k} |a_{kj}|$$

故

$$|\lambda - a_{kk}| \leq R_k,$$

由于 λ 的任意性, 得证.

例 1. 估计矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 0 \\ -\frac{1}{2} & \frac{3}{2} & i & 0 \\ 0 & -\frac{i}{2} & 5 & -\frac{i}{2} \\ -1 & 0 & 0 & 5i \end{bmatrix}$$

的特征值的分布范围.

解:

$$S_1 : |z - 1| \leq 1;$$

$$S_2 : \left| z - \frac{3}{2} \right| \leq \frac{3}{2};$$

$$S_3 : |z - 5| \leq 1;$$

$$S_4 : |z - 5i| \leq 1.$$

推论 1. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则 A 的任一特征值

$$\lambda \in \bigcup_{i=1}^n G_i.$$

定理 2. (圆盘定理 2) 设 n 阶方阵 $A = (a_{ij})$ 的 n 个盖尔圆盘中有 k 个圆盘的并形成一个连通区域 G , 且它与余下的 $n - k$ 个圆盘都不相交, 则在该区域 G 中恰好有 A 的 k 个特征值.

证明: 把矩阵 A 分解为对角部分和非对角部分的和, 即

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & a_{22} & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & 0 & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} =: D + B.$$

令

$$A_\varepsilon = D + \varepsilon B, \quad \varepsilon \in [0, 1],$$

则

$$R_i(A_\varepsilon) = R_i(\varepsilon B) = \varepsilon R_i(A).$$

设

$$G_k = \bigcup_{i=1}^k \{z \in C : |z - a_{ii}| \leq R_i(A)\},$$

$$G_k(\varepsilon) = \bigcup_{i=1}^k \{z \in C : |z - a_{ii}| \leq R_i(A_\varepsilon) = \varepsilon R_i(A)\},$$

故 $G_k \equiv G_k(1)$.

根据特征多项式知, 矩阵特征值是关于矩阵元素的连续函数, 也就是说 A_ε 的特征值是关于 ε 的连续函数, 即特征值随着 ε 变化的曲线是不间断的. 当 ε 从 0 到 1 变化时, 特征值 $\lambda(A_\varepsilon)$ 从矩阵 A 的对角元素为起点到 A 的对应特征值为终点变化. 因为特征值不会跑到区域外或者消失, 也不会有外面的特征值进入区域 G , 因此, k 个圆盘的并形成连通区域 G 中恰好有 k 个特征值.

推论 2. 设 $A \in C^{n \times n}$, λ 是 A 的任一特征值, 则

$$\lambda \in \left(\bigcup_{i=1}^n S_i \right) \cap \left(\bigcup_{j=1}^n G_j \right).$$

推论 3. 设 n 阶方阵 A 的 n 个盖尔圆盘两两互不相交, 则 A 相似于对角阵.

推论 4. 设 n 阶实阵 A 的 n 个盖尔圆盘两两互不相交, 则 A 特征值全为实数.

令 $D = \text{diag}(p_1, p_2, \dots, p_n)$, ($p_i > 0$), 则

$$D^{-1}AD = \begin{bmatrix} a_{11} & \frac{p_2}{p_1}a_{12} & \cdots & \frac{p_n}{p_1}a_{1n} \\ \frac{p_1}{p_2}a_{21} & a_{22} & \cdots & \frac{p_n}{p_2}a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \frac{p_1}{p_n}a_{n1} & \frac{p_2}{p_n}a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix},$$

进而

$$r_i = \frac{1}{p_i} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}| p_j, \quad Q_i = \{z \in C : |z - a_{ii}| \leq r_i\},$$

$$t_j = p_j \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n \frac{|a_{ij}|}{p_i}, \quad P_j = \{z \in C : |z - a_{jj}| \leq t_j\}.$$

定理 3. 设 $A \in C^{n \times n}$, λ 是 A 的任一特征值, 则

$$\lambda \in \left(\bigcup_{i=1}^n Q_i \right) \cap \left(\bigcup_{j=1}^n P_j \right).$$

例 2. 估计矩阵 $A = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.01 & 0.12 \\ 0.01 & 0.8 & 0.13 \\ 0.01 & 0.02 & 0.4 \end{bmatrix}$ 的特征值范围.

解: 行盖尔圆为

$$S_1 : |z - 0.9| \leq 0.13;$$

$$S_2 : |z - 0.8| \leq 0.14;$$

$$S_3 : |z - 0.4| \leq 0.03.$$

先令 $D = \text{diag}(1, 1, 0.1)$, 对 A 进行相似变换有 $D^{-1}AD$, 其行盖尔圆为

$$S_1 : |z - 0.9| \leq 0.022$$

$$S_2 : |z - 0.8| \leq 0.023$$

$$S_3 : |z - 0.4| \leq 0.3.$$

两者结合得更好估计.

定义 2. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 若 A 行对角占优, 则

$$|a_{ii}| \geq R_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}|, \quad (i = 1, 2, \dots, n);$$

若 A 列对角占优, 则

$$|a_{ii}| \geq C_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ji}|, \quad (i = 1, 2, \dots, n);$$

若 A 行严格对角占优, 则

$$|a_{ii}| > R_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}|, \quad (i = 1, 2, \dots, n);$$

若 A 列严格对角占优, 则

$$|a_{ii}| > C_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ji}|, \quad (i = 1, 2, \dots, n).$$

定理 4. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 行 (或列) 严格对角占优, 则

(1) A 可逆, 且 $\lambda_i \in \bigcup_{i=1}^n S_i$, ($S_i = \{z \in \mathbb{C} : |z - a_{ii}| \leq |a_{ii}|\}$);

(2) 若 A 的所有主对角元都是正数, 则 A 的特征值都有正实部;

(3) 若 A 为 *Hermitian* 矩阵, 且所有主对角元都为正数, 则 A 的特征值都为正数.

证明: (1) 因为 A 行严格对角占优, 则有 $R_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n |a_{ij}| < |a_{ii}|$, 则

$$\lambda_i \in \bigcup_{i=1}^n S_i, \quad (S_i = \{z \in C : |z - a_{ii}| < |a_{ii}|\});$$

显然 $0 \notin S_i$, 所以 0 不是其特征值, 即可逆.

(2) 因为 $a_{ii} > 0, |\lambda - a_{ii}| < |a_{ii}|$, 则 A 的特征值都有正实部.

(3) $A^H = A$, 则 A 得特征值都是实数, 所以 A 的特征值都有正数.

§4 Hermitian 矩阵特征值的变分特征

程光辉

2020 年 4 月 28 日

定义 1. 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 *Hermitian* 矩阵, $x \in \mathbb{C}^n$, 称

$$R(x) = \frac{x^H A x}{x^H x}, \quad x \neq 0$$

为 A 的 *Rayleigh* 商.

若 $\|x\| = 1$, 则 *Rayleigh* 商变为

$$R(x) = x^H A x.$$

为了下文方便, 给出如下结论和记号:

若 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 *Hermitian* 矩阵, 则存在酉矩阵 $U = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ 使得 $A = U \Lambda U^H$, 其中 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, 且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$.

引理 1. 若 $W = \text{span}\{u_r, \dots, u_s\}$, 其中 $1 \leq r \leq s \leq n$, 则对 $\forall x \in W$, $\|x\| = 1$, 有

$$\lambda_s \leq x^H A x \leq \lambda_r.$$

证明: 对 $\forall x \in W$, $\|x\| = 1$, 有

$$x = \sum_{i=r}^s k_i u_i, \quad \sum_{i=r}^s |k_i|^2 = 1.$$

进而

$$x^H A x = x^H \sum_{i=r}^s k_i A u_i = x^H \sum_{i=r}^s k_i \lambda_i u_i = \sum_{i=r}^s |k_i|^2 \lambda_i.$$

又因 $\lambda_s \leq \lambda_i \leq \lambda_r$, $i = r, \dots, s$, 则有

$$\lambda_s = \lambda_s \sum_{i=r}^s |k_i|^2 \leq x^H A x = \sum_{i=r}^s |k_i|^2 \lambda_i \leq \lambda_r \sum_{i=r}^s |k_i|^2 = \lambda_r,$$

得证.

定理 1. (Rayleigh -Ritz) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 Hermitian 矩阵, 则

$$(1) \lambda_n x^H x \leq x^H A x \leq \lambda_1 x^H x, \quad (\forall x \in \mathbb{C}^n),$$

$$(2) \lambda_{\max} = \lambda_1 = \max_{x \neq 0} R(x) = \max_{x^H x = 1} x^H A x,$$

$$(3) \lambda_{\min} = \lambda_n = \min_{x \neq 0} R(x) = \min_{x^H x = 1} x^H A x.$$

证明: (1) 直接由引理 1, 即可得证.

(2) 取 x 为 λ_1 对应的特征向量, 即可.

(3) 取 x 为 λ_n 对应的特征向量, 即可.

定理 2. (Courant -Fischer) 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 Hermitian 矩阵, 特征值为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, k 为给定的正整数, 且 $1 \leq k \leq n$, 则

$$\begin{aligned} \max_{V, \dim(V)=k} \min_{x \in V, \|x\|=1} R(x) &= \lambda_k, \\ \min_{V, \dim(V)=n-k+1} \max_{x \in V, \|x\|=1} R(x) &= \lambda_k. \end{aligned}$$

证明: 设 A 的特征值 λ_i 对应的单位特征向量为 u_i . 考虑如下子空间

$$T = \text{span}\{u_k, \dots, u_n\},$$

则 $\dim(T) = n - (k - 1) = n - k + 1$.

设 V 是 \mathbb{C}^n 上任意的子空间, 且 $\dim(V) = k$. 因为

$$\dim(T) + \dim(V) = n - k + 1 + k = n + 1,$$

则有 $\dim(T \cap V) \geq 1$. 对 $\forall x \in T \cap V$, 且 $\|x\| = 1$, 因 $x \in T$, 由引理 1 知

$$\lambda_k \geq x^H A x.$$

又因 $x \in V$, 则有

$$x^H A x \geq \min_{v \in V, \|v\|=1} v^H A v.$$

进而有

$$\lambda_k \geq \min_{v \in V, \|v\|=1} v^H A v.$$

上式除了 $\dim(V) = k$ 外, 没有任何限制, 于是

$$\lambda_k \geq \max_{V, \dim(V)=k} \min_{x \in V, \|x\|=1} x^H A x.$$

下面证明上面不等式的方向. 记 $W = \text{span}\{u_1, \dots, u_k\}$, 由引理 1 知, 若 $w \in W$, 且 $\|w\| = 1$, 有

$$w^H A w \geq \lambda_k = u_k^H A u_k.$$

因此, 对 $\forall w \in W$, $\|w\| = 1$, 有

$$\min_{w \in W, \|w\|=1} w^H A w \geq \lambda_k = u_k^H A u_k.$$

设 V 是 \mathbb{C}^n 上任意的子空间, 且 $\dim(V) = k$, 则有

$$\max_{V, \dim(V)=k} \min_{x \in V, \|x\|=1} x^H A x \geq \min_{w \in W, \|w\|=1} w^H A w \geq \lambda_k = u_k^H A u_k.$$

综上, 不等式大于等于小于等于同时成立, 即

$$\max_{V, \dim(V)=k} \min_{x \in V, \|x\|=1} R(x) = \lambda_k.$$

同理, 可证另外一个等式.

定理 3. (Weyl) 设 $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 *Hermitian* 矩阵, 则 $\forall k = 1, 2, \dots, n$, 有

$$\lambda_k(A) + \lambda_n(B) \leq \lambda_k(A + B) \leq \lambda_k(A) + \lambda_1(B).$$

证明: 对 $\forall x \in \mathbb{C}^n$, 且 $\|x\| = 1$ 有

$$\lambda_n(B) \leq x^H B x \leq \lambda_1(B),$$

所以

$$\begin{aligned} \lambda_k(A + B) &= \max_{V, \dim(V)=k} \min_{x \in V, \|x\|=1} x^H (A + B) x \\ &= \max_{V, \dim(V)=k} \min_{x \in V, \|x\|=1} (x^H A x + x^H B x) \\ &\geq \max_{V, \dim(V)=k} \min_{x \in V, \|x\|=1} (x^H A x + \lambda_n(B)) \\ &= \lambda_k(A) + \lambda_n(B). \end{aligned}$$

类似可证不等式另外一侧.

§1 矩阵序列与矩阵级数

程光辉

2020 年 5 月 10 日

设 $m \times n$ 的矩阵序列为 $\{A^{(k)}\}$, 其中

$$A^{(k)} = \begin{bmatrix} a_{11}^{(k)} & a_{12}^{(k)} & \cdots & a_{1n}^{(k)} \\ a_{21}^{(k)} & a_{22}^{(k)} & \cdots & a_{2n}^{(k)} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1}^{(k)} & a_{m2}^{(k)} & \cdots & a_{mn}^{(k)} \end{bmatrix}, \quad k = 1, 2, \dots$$

定义 1 设 $A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)}) \in C^{m \times n}$, 若对 $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$ 有 $\lim_{k \rightarrow \infty} a_{ij}^{(k)} = a_{ij}$, 则称矩阵序列 $\{A^{(k)}\}$ 收敛于 A , 记为 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} = A$.

定理 1 设 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} = A, \lim_{k \rightarrow \infty} B^{(k)} = B, \alpha, \beta \in C$, 则

(1) $\lim_{k \rightarrow \infty} (\alpha A^{(k)} + \beta B^{(k)}) = \alpha A + \beta B,$

(2) $\lim_{k \rightarrow \infty} A^{(k)} B^{(k)} = AB,$

(3) 当 $A^{(k)}$ 与 A 都可逆时, $\lim_{k \rightarrow \infty} (A^{(k)})^{-1} = A^{-1}.$

定理 2 设 $\|\cdot\|$ 是 $C^{m \times n}$ 上的任一矩阵范数, $C^{m \times n}$ 中矩阵序列 $\{A^{(k)}\}$ 收敛于 A 的充要条件是

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^{(k)} - A\| = 0.$$

定义 2 设 $A \in C^{n \times n}$, 若 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = O$, 则称 A 为收敛矩阵.

定理 3 设 $A \in C^{n \times n}$, 则 A 为收敛矩阵的充要条件是 $r(A) < 1$.

证明: (必要性) 存在可逆矩阵 P , 使得 A 相似于 Jordan 标准型, 即

$$A = PJP^{-1} = P \text{diag}(J_{r_1}(\lambda_1), J_{r_2}(\lambda_2), \dots, J_{r_s}(\lambda_s))P^{-1},$$

则有

$$A^k = PJ^kP^{-1} = P \text{diag}(J_{r_1}^k(\lambda_1), J_{r_2}^k(\lambda_2), \dots, J_{r_s}^k(\lambda_s))P^{-1}.$$

若 A 为收敛矩阵, 则 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = O$, 等价于 $\lim_{k \rightarrow \infty} J_{r_i}^k(\lambda_i) = O, i = 1, 2, \dots, s$.
 即有 $J_{r_i}^k(\lambda_i)$ 的对角线元素 $|\lambda_i| < 1, i = 1, 2, \dots, s$, 则 $r(A) < 1$.

(充分性) $\lim_{k \rightarrow \infty} J^k = O$ 等价于 $\lim_{k \rightarrow \infty} J_{r_i}^k(\lambda_i) = O, i = 1, 2, \dots, s$, 而

$$J_{r_i}^k(\lambda_i) = \begin{bmatrix} f_k(\lambda_i) & f'_k(\lambda_i) & \dots & \frac{f_k^{(r_i-1)}(\lambda_i)}{(r_i-1)!} \\ 0 & f_k(\lambda_i) & \dots & \frac{f_k^{(r_i-2)}(\lambda_i)}{(r_i-2)!} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & f_k(\lambda_i) \end{bmatrix}, \quad k > r_i,$$

其中 $f_k(\lambda_i) = \lambda_i^k$.

因为 r_i 为固定常数, 当 $|\lambda_i| \leq r(A) < 1$ 时, 有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} f_k^{(l)}(\lambda_i) = 0, \quad l = 0, 1, \dots, r_i - 1.$$

定义 3 设矩阵序列 $\{A^{(k)}\}$, 称

$$\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)} = A^{(1)} + A^{(2)} + \dots + A^{(k)} + \dots,$$

为矩阵级数, $S^{(N)} = \sum_{k=1}^N A^{(k)}$ 为矩阵级数的部分和. 如果 $\lim_{N \rightarrow \infty} S^{(N)} = S$, 则称级数收敛. 不收敛的矩阵级数称为是发散的.

定义 4 设矩阵序列 $A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)}) \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 如果 mn 个数项级数

$$\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}, i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$$

都绝对收敛, 则称矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$ 绝对收敛.

定理 4 在 $\mathbb{C}^{m \times n}$ 中, 矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$ 绝对收敛的充要条件是正项级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \|A^{(k)}\|$ 收敛, 其中 $\|\cdot\|$ 是任意矩阵范数.

证明: (必要性) 因为矩阵级数 $\sum_{k=1}^{\infty} A^{(k)}$ 绝对收敛, 则存在正数 M , 使得

$$\sum_{k=1}^N |a_{ij}^{(k)}| \leq M, \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n.$$

从而

$$\sum_{k=1}^N \|A^{(k)}\|_{m_1} = \sum_{k=1}^N \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}^{(k)}| \right) \leq mnM,$$

故 $\sum_{k=1}^N \|A^{(k)}\|_{m_1}$ 收敛. 再根据范数的等价性和正项级数的比较判别法知, 正项级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \|A^{(k)}\|$ 收敛.

(充分性) 因正项级数 $\sum_{k=1}^{\infty} \|A^{(k)}\|$ 收敛, 故 $\sum_{k=1}^{\infty} \|A^{(k)}\|_{m_1}$ 收敛, 即有

$$|a_{ij}^{(k)}| \leq \|A^{(k)}\|_{m_1}, \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad j = 1, 2, \dots, n,$$

故由级数比较判别法知, $\sum_{k=1}^{\infty} a_{ij}^{(k)}, i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$ 绝对收敛, 得证.

定理 5 n 方阵 A 的幂级数 (*Neumann* 级数)

$$\sum_{k=0}^{\infty} A^k = E + A + A^2 + \dots$$

收敛的充要条件是 $r(A) < 1$, 且收敛时, 其和为 $(E - A)^{-1}$.

证明: (必要性) 因为 $\sum_{k=0}^{\infty} A^k$ 收敛, 则

$$\sum_{k=0}^{\infty} (A^k)_{ij}, \quad i, j = 1, 2, \dots, n,$$

收敛, 进而 $\lim_{k \rightarrow \infty} (A^k)_{ij} = 0, i, j = 1, 2, \dots, n$, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} A^k = O$, 于是 $r(A) < 1$.

(充分性) 因为 $r(A) < 1$, 故 $E - A$ 可逆. 又因

$$(E + A + A^2 + \dots + A^k)(E - A) = E - A^{k+1},$$

所以

$$E + A + A^2 + \dots + A^k = (E - A)^{-1} - A^{k+1}(E - A)^{-1}.$$

当 $k \rightarrow \infty$ 时, 有 $A^{k+1}(E - A)^{-1} \rightarrow O$, 即

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

定理 6 设幂级数

$$f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k$$

的收敛半径为 r , 如果方阵 A 满足 $r(A) < r$, 则矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k$ 绝对收敛; 若 $r(A) > r$ 则发散.

§2 矩阵函数

程光辉

2020 年 5 月 10 日

定义 1 设幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k$ 的收敛半径为 r , 且当 $|z| < r$ 时, 幂级数收敛于 $f(z)$, 即

$$f(z) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k z^k, \quad |z| < r.$$

如果方阵 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 满足 $r(A) < r$, 则称收敛的矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k$ 的和为矩阵函数, 记为 $f(A)$, 即

$$f(A) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k.$$

把 $f(A)$ 的方阵 A 换为 At , t 为参数, 则有

$$f(At) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k (At)^k.$$

若 $A \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 则常用的矩阵函数:

$$(1) e^A = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{k!} A^k,$$

$$(2) \sin A = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k+1)!} A^{2k+1},$$

$$(3) \cos A = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k)!} A^{2k},$$

$$(4) (E - A)^{-1} = \sum_{k=0}^{\infty} A^k, \quad r(A) < 1,$$

$$(5) \ln(E + A) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(k+1)} A^{k+1}, \quad r(A) < 1.$$

常用矩阵函数的性质:

$$(1) e^{iA} = \cos A + i \sin A,$$

$$(2) \cos A = \frac{1}{2}(e^{iA} + e^{-iA}),$$

$$(3) \sin A = \frac{1}{2i}(e^{iA} - e^{-iA}),$$

$$(4) \cos(-A) = \cos A, \quad \sin(-A) = -\sin A.$$

矩阵函数的计算方法:

(1) 利用相似对角化 (只对单纯矩阵有用)

(2) Jordan 标准型法 (计算困难)

(3) 数项级数求和法 (不具有通用性)

1. 利用相似对角化

设 $A = P \operatorname{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) P^{-1} = P D P^{-1}$, 则

$$\begin{aligned} f(A) &= \sum_{k=0}^{\infty} a_k A^k \\ &= P \left(\sum_{k=0}^{\infty} a_k D^k \right) P^{-1} \\ &= P \operatorname{diag} \left(\sum_{k=0}^{\infty} a_k \lambda_1^k, \dots, \sum_{k=0}^{\infty} a_k \lambda_n^k \right) P^{-1} \\ &= P \operatorname{diag} (f(\lambda_1), \dots, f(\lambda_n)) P^{-1}. \end{aligned}$$

例 1 设

$$A = \begin{bmatrix} 4 & 6 & 0 \\ -3 & -5 & 0 \\ -3 & -6 & 1 \end{bmatrix},$$

求 e^{At} .

解: 计算步骤为

- 计算特征值: $\lambda_1 = -2, \lambda_2 = \lambda_3 = 1$.
- 计算特征向量: $x_1 = [-1 \ 1 \ 1]^T, \quad x_2 = [-2 \ 1 \ 0]^T, \quad x_3 = [0 \ 0 \ 1]^T$.
- 构造矩阵:

$$P = \begin{bmatrix} -1 & -2 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

- 写出计算值:

$$\begin{aligned} e^{At} &= P \begin{bmatrix} e^{-2t} & 0 & 0 \\ 0 & e^t & 0 \\ 0 & 0 & e^t \end{bmatrix} P^{-1} \\ &= \begin{bmatrix} 2e^t - e^{-2t} & 2e^t - 2e^{-2t} & 0 \\ e^{2t} - e^{-t} & 2e^{-2t} - e^t & 0 \\ e^{-2t} - e^t & 2e^{-2t} - 2e^t & e^t \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

2. Jordan 标准型方法

设 $P^{-1}AP = J = \text{diag}(J_1, \dots, J_s)$, 则 $A = PJP^{-1} = P\text{diag}(J_1, \dots, J_s)P^{-1}$, 进而

$$f(A) = P \left(\sum_{k=0}^{\infty} a_k J^k \right) P^{-1} = P \text{diag}(f(J_1), \dots, f(J_s)) P^{-1},$$

其中

$$\begin{aligned} f(J_i) &= \sum_{k=0}^{\infty} a_k J_i^k \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} a_k \begin{bmatrix} \lambda_i^k & C_k^1 \lambda_i^{k-1} & \dots & C_k^{r_i-1} \lambda_i^{k-(r_i-1)} \\ & \lambda_i^k & & \vdots \\ & & \ddots & C_k^1 \lambda_i^{k-1} \\ & & & \lambda_i^k \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} f(\lambda_i) & \frac{1}{1!} f'(\lambda_i) & \dots & \frac{1}{(r_i-1)!} f^{(r_i-1)}(\lambda_i) \\ & f(\lambda_i) & \dots & \frac{1}{(r_i-2)!} f^{(r_i-2)}(\lambda_i) \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & f(\lambda_i) \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

其中 r_i 是特征值 λ_i 的代数重数.

例 2 设

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

求 $\sin A$.

解: (1) 化为 Jordan 标准型: $J_1 = \mathbf{1}$, $J_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$.

(2) 计算 $\sin J_i$:

$$\sin J_1 = \sin 1, \quad \sin J_2 = \begin{bmatrix} \sin 1 & \frac{1}{1!} \cos 1 \\ 0 & \sin 1 \end{bmatrix},$$

则

$$\sin A = \begin{bmatrix} \sin 1 & 0 & 0 \\ 0 & \sin 1 & \cos 1 \\ 0 & 0 & \sin 1 \end{bmatrix}.$$

例 3 求 $\sin A$, 其中

$$A = \begin{bmatrix} \pi & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\pi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

解: (1) 化为 Jordan 标准型: $J_1 = \pi, \quad J_2 = -\pi, \quad J_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}.$

(2) 计算 $\sin J_i$:

$$\sin J_1 = 0, \quad \sin J_2 = 0, \quad \sin J_3 = \begin{bmatrix} \sin 0 & \frac{1}{1!} \cos 0 \\ 0 & \sin 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

则

$$\sin A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

3. 数项级数求和法

定理 1 哈密顿-凯莱定理: 设 A 是数域 P 上的一个 $n \times n$ 矩阵, $f(\lambda) = |\lambda E - A| = \lambda^n - b_{n-1}\lambda^{n-1} - \dots - b_1\lambda - b_0$ 是 A 的特征多项式, 则

$$f(A) = A^n - b_{n-1}A^{n-1} - \dots - b_1A - b_0E = O.$$

于是有

$$A^n = b_{n-1}A^{n-1} + \dots + b_1A + b_0E,$$

进而

$$\begin{cases} A^{n+1} = b_{n-1}^{(1)}A^{n-1} + \dots + b_1^{(1)}A + b_0^{(1)}E \\ \dots\dots\dots \\ A^{n+l} = b_{n-1}^{(l)}A^{n-1} + \dots + b_1^{(l)}A + b_0^{(l)}E \\ \dots\dots\dots \end{cases}$$

所以

$$\begin{aligned}
 f(A) &= \sum_{k=0}^{\infty} c_k A^k \\
 &= (c_0 E + c_1 A + \cdots + c_{n-1} A^{n-1}) \\
 &\quad + c_n (b_{n-1} A^{n-1} + \cdots + b_1 A + b_0 E) + \cdots \\
 &= (c_0 + \sum_{l=0}^{\infty} c_{n+l} b_0^{(l)}) E + (c_1 + \sum_{l=0}^{\infty} c_{n+l} b_1^{(l)}) A \\
 &\quad + (c_{n-1} + \sum_{l=0}^{\infty} c_{n+l} b_{n-1}^{(l)}) A^{n-1}.
 \end{aligned}$$

例 4 求 $\sin A$, 其中

$$A = \begin{bmatrix} \pi & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\pi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

解: 特征多项式为 $\det(\lambda E - A) = \lambda^4 - \pi^2 \lambda^2$, 所以有 $A^4 = \pi^2 A^2$, $A^5 = \pi^2 A^3$, $A^7 = \pi^4 A^3$, \dots , 于是有

$$\begin{aligned}
 \sin A &= A - \frac{1}{3!} A^3 + \frac{1}{5!} A^5 - \frac{1}{7!} A^7 + \frac{1}{9!} A^9 - \cdots \\
 &= A - \frac{1}{3!} A^3 + \frac{1}{5!} \pi^2 A^3 - \frac{1}{7!} \pi^4 A^3 + \frac{1}{9!} \pi^6 A^3 - \cdots \\
 &= A - \left(\frac{1}{3!} - \frac{1}{5!} \pi^2 + \frac{1}{7!} \pi^4 - \frac{1}{9!} \pi^6 + \cdots \right) A^3 \\
 &= A + \frac{\sin \pi - \pi}{\pi^3} A^3 \\
 &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

矩阵函数的一些性质:

- (1) 如果 $AB = BA$, 则 $e^A e^B = e^B e^A = e^{A+B}$.
- (2) $e^A e^{-A} = E$.
- (3) $(e^A)^m = e^{mA}$.

(4) 如果 $AB = BA$, 则

$$\begin{aligned}\cos(A + B) &= \cos A \cos B - \sin A \sin B, \\ \sin(A + B) &= \sin A \cos B + \cos A \sin B.\end{aligned}$$

§1 单边逆矩阵

程光辉

2019 年 12 月 2 日

定义 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 如果有 $G \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得

$$GA = E_n,$$

则称 G 为 A 的左逆矩阵, 记为 $G = A_L^{-1}$.

如果有 $G \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得

$$AG = E_m,$$

则称 G 为 A 的右逆矩阵, 记为 $G = A_R^{-1}$.

定理 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

- (1) A 左可逆的充要条件是 A 为列满秩矩阵;
- (2) A 右可逆的充要条件是 A 为行满秩矩阵.

证明: (1) 充分性: 因 A 为列满秩矩阵, 则 $A^H A$ 为满秩矩阵, 进而

$$(A^H A)^{-1} A^H A = GA = E_n,$$

其中 $G = (A^H A)^{-1} A^H$ 为矩阵 A 的左逆.

必要性: 因为 $A_L^{-1} A = E_n$, 则

$$\text{rank}(A) \geq \text{rank}(A_L^{-1} A) = \text{rank}(E_n) = n,$$

因此, $\text{rank}(A) = n$, 即 A 为列满秩矩阵.

推论 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

- (1) A 左可逆的充要条件是 $N(A) = \{0\}$;
- (2) A 右可逆的充要条件是 $R(A) = \mathbb{C}^m$.

证明: (1) 充分性: 因为 $N(A) = \{0\}$, 则 $Ax = 0$ 只有零解, 系数矩阵列满秩, 即 A 左可逆的.

必要性: A 左可逆, 则 $A_L^{-1}A = E$, 对 $\forall x \in N(A)$, 有

$$x = Ex = A_L^{-1}Ax = A_L^{-1}0 = 0,$$

即 $N(A) = \{0\}$.

初等变换求左 (右) 逆矩阵:

$$(1) P \begin{bmatrix} A & E_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_n & G \\ O & \star \end{bmatrix};$$

$$(2) \begin{bmatrix} A \\ E_n \end{bmatrix} Q = \begin{bmatrix} E_m & O \\ G & \star \end{bmatrix}.$$

例 1 设矩阵 A 为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

求 A 的一个左逆矩阵 A_L^{-1} .

解: 经行初等变换, 有

$$\begin{bmatrix} A & E_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\text{因此, } A_L^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

例 2 设矩阵 A 为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix},$$

求 A 的一个右逆矩阵 A_R^{-1} .

解: 经列初等变换, 有

$$\begin{bmatrix} A \\ E_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 2 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & -3 \\ 0 & -1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

因此, $A_R^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 0 & -1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$.

定理 2 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 是左可逆矩阵, 则

$$G = \begin{bmatrix} A_1^{-1} - BA_2A_1^{-1} & B \end{bmatrix} P$$

是 A 的左逆矩阵, 其中 $B \in \mathbb{C}^{n \times (m-n)}$ 的任意矩阵, 行初等变换矩阵 P 满足 $PA = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix}$, A_1 是 n 阶可逆矩阵.

证明: 直接验证, 即

$$GA = \begin{bmatrix} A_1^{-1} - BA_2A_1^{-1} & B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \end{bmatrix} = E_n.$$

定理 3 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 是右可逆矩阵, 则

$$G = Q \begin{bmatrix} A_1^{-1} - A_1^{-1}A_2D \\ D \end{bmatrix}$$

是 A 的右逆矩阵, 其中 $D \in \mathbb{C}^{(n-m) \times m}$ 的任意矩阵, 列初等变换矩阵 Q 满足 $AQ = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 \end{bmatrix}$, A_1 是 m 阶可逆矩阵.

定理 4 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 是左可逆矩阵, A_L^{-1} 是 A 的左逆矩阵, 则方程组 $Ax = b$ 有解的充要条件是

$$(E_m - AA_L^{-1})b = 0. \quad (1)$$

若 (1) 成立, 则方程组 $Ax = b$ 有唯一解

$$x = (A^H A)^{-1} A^H b.$$

证明: (必要性) 设 x_0 是方程组 $Ax = b$ 的解, 则

$$(AA_L^{-1})b = (AA_L^{-1})(Ax_0) = A(A_L^{-1}A)x_0 = AE_n x_0 = Ax_0 = b,$$

进而有 $(E_m - AA_L^{-1})b = 0$.

(充分性) 因为 $(E_m - AA_L^{-1})b = 0$, 故有 $AA_L^{-1}b = b$, 即方程组 $Ax = b$ 有解 $A_L^{-1}b$.

(唯一性) 设 x_0, x_1 是 $Ax = b$ 的解, 则 $A(x_0 - x_1) = b - b = 0$. 又因为 A 为列满秩矩阵, 故只有零解, 即 $x_0 = x_1$.

定理 5 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 是右可逆矩阵, 则方程组 $Ax = b$ 对任何 $b \in \mathbb{C}^m$ 都有解, 若 $b \neq 0$, 则方程组的解可表示为

$$x = A_R^{-1}b.$$

证明: 因为 $b = E_m b = A A_R^{-1} b = (A A_R^{-1})b$, 故 $x = A_R^{-1}b$ 是 $Ax = b$ 的解.

§2 广义逆矩阵 A^-

程光辉

2019 年 12 月 6 日

定义 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 如果存在矩阵 $G \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得

$$AGb = b, \quad \forall b \in R(A),$$

则称 G 为 A 的广义逆矩阵, 记为 $G = A^-$.

定理 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则 A 存在广义逆矩阵的充要条件是存在 $G \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 满足

$$AGA = A.$$

证明: (必要性) 对 $\forall u \in \mathbb{C}^n$, 则 $b = Au \in R(A)$. 因 $AGb = b$, 故

$$AGAu = AGb = b = Au,$$

由于 u 的任意性 (可取单位矩阵的列向量), 故 $AGA = A$.

(充分性) 对 $\forall b \in R(A)$, 则存在 $u \in \mathbb{C}^n$ 使得 $b = Au$. 因

$$b = Au = AGAu = AGb,$$

故 G 为 A 的广义逆矩阵.

推论 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 且 A^- 是 A 的一个广义逆矩阵, 则

$$\text{rank}(A^-) \geq \text{rank}(A).$$

证明: 因为

$$\text{rank}(A) = \text{rank}(AA^-A) \leq \text{rank}(AA^-) \leq \text{rank}(A^-),$$

故得证.

定义 2 $A\{1\} = \{G | AGA = A, \forall G \in \mathbb{C}^{n \times m}\}.$

定理 2 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 且 A^- 是 A 的任意广义逆矩阵, 则

$$\begin{aligned} A\{1\} &= \{G | G = A^- + U - A^-AUAA^-, \forall U \in \mathbb{C}^{n \times m}\} \\ &= \{G | G = A^- + (E_n - A^-A)V + W(E_m - AA^-), \forall V, W \in \mathbb{C}^{n \times m}\}. \end{aligned}$$

证明: 若两个集合互相包含, 则这两个集合相等.

对 $\forall G \in A\{1\}$, 则 $AGA = A$, 于是有

$$G = A^- + G - A^- - A^-A(G - A^-)AA^- = A^- + U - A^-AUAA^-,$$

其中 $U = G - A^-$, 进而 $A\{1\} \subset \{G | G = A^- + U - A^-AUAA^-, \forall U \in \mathbb{C}^{n \times m}\}$.

对 $\forall M \in \{G | G = A^- + U - A^-AUAA^-, \forall U \in \mathbb{C}^{n \times m}\}$, 则存在 $U \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得

$$M = A^- + U - A^-AUAA^-,$$

进而

$$\begin{aligned} AMA &= A(A^- + U - A^-AUAA^-)A \\ &= AA^-A + AUA - AA^-AUAA^-A \\ &= A + AUA - AUA \\ &= A. \end{aligned}$$

因此, $\{G | G = A^- + U - A^-AUAA^-, \forall U \in \mathbb{C}^{n \times m}\} \subset A\{1\}$, 得证.

定理 3 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $\lambda \in \mathbb{C}$ 非零, 则

- (1) $(A^T)^- = (A^-)^T$, $(A^H)^- = (A^-)^H$;
- (2) AA^- , A^-A 都是幂等矩阵, 且 $\text{rank}(A) = \text{rank}(AA^-) = \text{rank}(A^-A)$;
- (3) $\lambda^{-1}A^-$ 为 λA 的广义逆矩阵;
- (4) 设 $S \in \mathbb{C}^{m \times m}$ 是可逆矩阵, $T \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 是可逆矩阵, 且 $B = SAT$, 则 $T^{-1}A^-S^{-1}$ 是 B 的广义逆矩阵;
- (5) $R(AA^-) = R(A)$, $N(A^-A) = N(A)$.

证明: (1) 因为 $AA^-A = A$, 所以 $A^T = A^T(A^-)^T A^T$, 即 $(A^T)^- = (A^-)^T$.

同理, $(A^H)^- = (A^-)^H$.

(2) 因 $(AA^-)^2 = AA^-AA^- = AA^-$, 故是幂等矩阵.

因 $\text{rank}(A) \geq \text{rank}(AA^-) \geq \text{rank}(AA^-A) = \text{rank}(A)$, 故

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

同理, 可证 $\text{rank}(A) = \text{rank}(A^-A)$.

$$(3) (\lambda A)(\lambda^{-1}A^-)(\lambda A) = (\lambda\lambda^{-1}\lambda)AA^-A = \lambda A.$$

(4) 因 $BT^{-1}A^-S^{-1}B = SATT^{-1}A^-S^{-1}SAT = SAA^-AT = SAT = B$, 则 $T^{-1}A^-S^{-1}$ 是 B 的广义逆矩阵.

(5) 显然有 $R(AA^-) \subset R(A)$, $N(A) \subset N(A^-A)$, 又因

$$\text{rank}(A) = \text{rank}(AA^-) = \text{rank}(A^-A),$$

故 $R(AA^-)$ 和 $R(A)$ 的基相同, $N(A)$ 和 $N(A^-A)$ 的基相同, 即 $R(AA^-) = R(A)$, $N(A^-A) = N(A)$.

(另证:) 对 $\forall b \in R(A)$, 则存在 $x \in C^n$, 使得 $b = Ax$. 因为 $AA^-A = A$, 则有

$$b = Ax = AA^-Ax = AA^-y \in R(AA^-),$$

其中 $y = Ax$. 由 b 的任意性, 有 $R(AA^-) \supset R(A)$.

推论 2 设 $A \in C^{m \times n}$, 则

(1) $\text{rank}(A) = n$ 的充要条件是 $A^-A = E_n$;

(2) $\text{rank}(A) = m$ 的充要条件是 $AA^- = E_m$.

证明: (1) (充分性) 由定理 3(2) 知, $\text{rank}(A) = \text{rank}(A^-A) = \text{rank}(E_n) = n$.

(必要性) 因为 $\text{rank}(A) = \text{rank}(A^-A) = n$, 则 A^-A 是 n 阶可逆矩阵, 即有

$$E_n = (A^-A)(A^-A)^{-1} = A^-(AA^-A)(A^-A)^{-1} = (A^-A)(A^-A)(A^-A)^{-1} = A^-A.$$

引理 1 设 $A \in C^{m \times n}$, 且 $P \in C^{m \times m}$ 和 $Q \in C^{n \times n}$ 都是可逆矩阵, 则

$$Q(PAQ)^-P \in A\{1\}.$$

证明: 因 P 和 Q 都是可逆矩阵, $PAQ(PAQ)^-PAQ = PAQ$, 所以 $AQ(PAQ)^-PA = A$, 即

$$Q(PAQ)^-P \in A\{1\}.$$

引理 2 设 $A = \begin{bmatrix} A_{11} & O \\ O & A_{22} \end{bmatrix} \in C^{m \times n}$, 则存在 X_{12}, X_{21} 满足 $A_{11}X_{12}A_{22} = O$, $A_{22}X_{21}A_{11} = O$, 使得

$$\begin{bmatrix} A_{11}^- & X_{12} \\ X_{21} & A_{22}^- \end{bmatrix} \in A\{1\}.$$

证明：直接验证即可.

$$\begin{aligned}
A \begin{bmatrix} A_{11}^- & X_{12} \\ X_{21} & A_{22}^- \end{bmatrix} A &= \begin{bmatrix} A_{11} & O \\ O & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{11}^- & X_{12} \\ X_{21} & A_{22}^- \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{11} & O \\ O & A_{22} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} A_{11} A_{11}^- & A_{11} X_{12} \\ A_{22} X_{21} & A_{22} A_{22}^- \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{11} & O \\ O & A_{22} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} A_{11} A_{11}^- A_{11} & A_{11} X_{12} A_{22} \\ A_{22} X_{21} A_{11} & A_{22} A_{22}^- A_{22} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} A_{11} & O \\ O & A_{22} \end{bmatrix} \\
&= A.
\end{aligned}$$

定理 4 设 $A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 有

(1) 如果 A_{11}^{-1} 存在, 则存在 X_{12}, X_{21} 满足

$$\begin{aligned}
X_{12}(A_{22} - A_{21}A_{11}^{-1}A_{12}) &= O, \\
(A_{22} - A_{21}A_{11}^{-1}A_{12})X_{21} &= O,
\end{aligned}$$

使得

$$\begin{bmatrix} E_r & -A_{11}^{-1}A_{12} \\ O & E_{n-r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{11}^{-1} & X_{12} \\ X_{21} & (A_{22} - A_{21}A_{11}^{-1}A_{12})^- \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_r & O \\ -A_{21}A_{11}^{-1} & E_{m-r} \end{bmatrix} \in A\{1\}.$$

(2) 如果 A_{22}^{-1} 存在, 则存在 Y_{12}, Y_{21} 满足

$$\begin{aligned}
Y_{21}(A_{11} - A_{12}A_{22}^{-1}A_{21}) &= O, \\
(A_{11} - A_{12}A_{22}^{-1}A_{21})Y_{12} &= O,
\end{aligned}$$

使得

$$\begin{bmatrix} E_r & O \\ -A_{22}^{-1}A_{21} & E_{n-r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (A_{11} - A_{12}A_{22}^{-1}A_{21})^- & Y_{12} \\ Y_{21} & A_{22}^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_r & -A_{12}A_{22}^{-1} \\ O & E_{m-r} \end{bmatrix} \in A\{1\}.$$

证明: (1) 因为

$$\begin{bmatrix} E_r & O \\ -A_{21}A_{11}^{-1} & E_{m-r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_r & -A_{11}^{-1}A_{12} \\ O & E_{n-r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} & O \\ O & A_{22} - A_{21}A_{11}^{-1}A_{12} \end{bmatrix},$$

利用引理 1 和引理 2, 即可得证.

(2) 同 (1) 的证明.

§3 自反广义逆矩阵

程光辉

2020 年 5 月 15 日

定义 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 如果存在矩阵 $G \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得

$$AGA = A, GAG = G$$

同时成立, 则称 G 为 A 的自反广义逆矩阵, 记为 $G = A_r^-$.

例 1 设 $A = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r) \in \mathbb{U}_r^{m \times r}$, 即 $\alpha_i^H \alpha_j = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (i, j = 1, 2, \dots, r)$,
则 A^H 为 A 的自反广义逆.

例 2 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 是行满秩矩阵, 则 A 的右逆矩阵 A_R^{-1} 为 A 的一个自反广义逆.

定理 1 任何矩阵都有自反广义逆矩阵.

证明: (1) 若 $A = O$, 则 $A_r^- = O$, 显然成立.

(2) 对 $A \neq O$, 不妨设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, 则存在可逆矩阵 P, Q , 使得

$$A = P \begin{bmatrix} E_r & O \\ O & O \end{bmatrix} Q,$$

取

$$G = Q^{-1} \begin{bmatrix} E_r & X \\ Y & YX \end{bmatrix} P^{-1},$$

直接验证即可.

定理 2 设 $X, Y \in \mathbb{C}^{n \times m}$ 均为 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 的广义逆矩阵, 则

$$Z = XAY$$

是 A 的自反广义逆矩阵.

证明: 因为 X, Y 是 A 的广义逆矩阵, 则 $AXA = A, AYA = A$, 进而有

$$AZA = \underline{AXAY}A = AYA = A,$$

和

$$ZAZ = X\underline{AYAX}AY = X\underline{AXAY} = XAY = Z,$$

得证.

定理 3 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, A^- 是 A 的广义逆矩阵, 则 A^- 是 A 的自反广义逆矩阵的充要条件是

$$\text{rank}(A) = \text{rank}(A^-).$$

证明: (必要性) 因为 A^- 是 A 的自反广义逆矩阵, 即有

$$AA^-A = A, A^-AA^- = A^-,$$

因此,

$$\text{rank}(A) = \text{rank}(AA^-A) \leq \text{rank}(A^-) \leq \text{rank}(A^-AA^-) \leq \text{rank}(A),$$

即

$$\text{rank}(A) = \text{rank}(A^-).$$

(充分性) 因为 $AA^-A = A$, 且 $\text{rank}(A) = \text{rank}(A^-)$, 因此

$$\text{rank}(A) = \text{rank}(A^-A) = \text{rank}(A^-).$$

又由 $R(A^-A) \subset R(A^-)$, 得 $R(A^-A) = R(A^-)$, 故存在 $X \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得 $A^- = A^-AX$.

因为

$$A = AA^-A = AA^-AXA = AXA,$$

即 X 为 A 的广义逆矩阵, 由定理 2 知, A^- 为 A 的自反广义逆矩阵.

定理 4 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $X \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 则下列任意两个等式成立都可推导得第三个等式成立.

(1) $\text{rank}(A) = \text{rank}(X);$

(2) $AXA = A;$

(3) $XAX = X.$

定理 5 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

$$X = (A^H A)^- A^H, Y = A^H (A A^H)^-$$

都是 A 的自反广义逆矩阵.

证明: 因为 $\text{rank}(A^H) = \text{rank}(A^H A)$, $R(A^H A) \subset R(A^H)$, 则有 $R(A^H) = R(A^H A)$, 于是存在矩阵 $D \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得

$$A^H = A^H A D,$$

即 $A = D^H A^H A$.

因为

$$A X A = A (A^H A)^- A^H A = D^H A^H A (A^H A)^- A^H A = D^H A^H A = A,$$

所以 X 是 A 的广义逆矩阵.

又因

$$\text{rank}(A) \leq \text{rank}(X) = \text{rank}\left((A^H A)^- A^H\right) \leq \text{rank}(A^H) = \text{rank}(A),$$

即 $\text{rank}(A) = \text{rank}(X)$, 由定理 3 知, X 是 A 的自反广义逆矩阵.

定理 6 设 AA_r^- 和 $A_r^- A$ 都是幂等矩阵.

证明: 直接验证即可.

$$(AA_r^-)^2 = AA_r^- AA_r^- = AA_r^-,$$

即 AA_r^- 是幂等矩阵.

同理, 可证 $A_r^- A$ 是幂等矩阵.

§5 $M - P$ 广义逆矩阵 A^+

程光辉

2020 年 5 月 22 日

定义 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 如果存在矩阵 $G \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 使得

$$AGA = A, GAG = G, (GA)^H = GA, (AG)^H = AG,$$

同时成立, 则称 G 为 A 的 $M - P$ 广义逆矩阵, 记为 $G = A^+$.

定理 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $A = BD$ 是 A 的最大秩分解, 则

$$G = D^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H$$

是 A 的广义逆矩阵 A^+ .

证明: (1) 若 $\text{rank}(A) = 0$, 即 $A = O$, 则 $A^+ = O$.

(2) 若 $\text{rank}(A) > 0$, 则存在最大秩分解 $A = BD$. 又因 $\text{rank}(B^H B) = \text{rank}(DD^H) = \text{rank}(A)$, 所以 $B^H B$, DD^H 都是可逆的. 下面直接验证.

$$\begin{aligned}AGA &= BDD^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H BD \\&= BD \\&= A.\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}GAG &= D^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H BDD^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H \\&= D^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H \\&= G.\end{aligned}$$

$$(GA)^H = A^H G^H$$

$$\begin{aligned}
&= D^H B^H B \left[(B^H B)^{-1} \right]^H \left[(DD^H)^{-1} \right]^H D \\
&= D^H B^H B (B^H B)^{-1} (DD^H)^{-1} D \\
&= D^H (DD^H)^{-1} D \\
&= D^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H B D \\
&= GA.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
(AG)^H &= G^H A^H \\
&= B \left[(B^H B)^{-1} \right]^H \left[(DD^H)^{-1} \right]^H DD^H B^H \\
&= B (B^H B)^{-1} (DD^H)^{-1} DD^H B^H \\
&= B (B^H B)^{-1} B^H \\
&= BDD^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H \\
&= AG.
\end{aligned}$$

综上, G 是 A 的 $M-P$ 广义逆矩阵 A^+ .

定理 2 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则 A^+ 是唯一的.

证明: 令 A_1^+, A_2^+ 都是 A 的 $M-P$ 广义逆, 则

$$\begin{aligned}
A_1^+ &= A_1^+ A A_1^+ \\
&= A_1^+ (A A_2^+ A) A_1^+ \\
&= A_1^+ (A A_2^+) (A A_1^+) \\
&= A_1^+ (A A_2^+)^H (A A_1^+)^H \\
&= A_1^+ (A_2^+)^H A^H (A_1^+)^H A^H \\
&= A_1^+ (A_2^+)^H (A A_1^+ A)^H \\
&= A_1^+ (A_2^+)^H (A)^H \\
&= A_1^+ (A A_2^+)^H \\
&= A_1^+ A A_2^+ \quad (\text{考虑左侧结合, 重复上述步骤.}) \\
&= A_2^+ A A_2^+ \\
&= A,
\end{aligned}$$

得证.

定理 3 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

- (1) $(A^+)^+ = A$;
(2) $(A^T)^+ = (A^+)^T$, $(A^H)^+ = (A^+)^H$;
(3) $A^+ = (A^H A)^+ A^H = A^H (A A^H)^+$;
(4) $R(A^+) = R(A^H)$;
(5) $AA^+ = P_{R(A)}$, $A^+A = P_{R(A^H)}$;
(6) $R(A) = R(A^H)$ 的充要条件是 $AA^+ = A^+A$.

证明: (1) 显然成立;

(2) 设 $A = BD$ 是矩阵 A 的最大秩分解, 则 $A^T = D^T B^T$ 是矩阵 A^T 的最大秩分解. 于是有

$$\begin{aligned}
(A^+)^T &= \left[D^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H \right]^T \\
&= (B^H)^T \left[(B^H B)^{-1} \right]^T \left[(DD^H)^{-1} \right]^T (D^H)^T \\
&= (B^T)^H \left[(B^H B)^T \right]^{-1} \left[(DD^H)^T \right]^{-1} (D^T)^H \\
&= (B^T)^H [B^T (B^T)^H]^{-1} [D^T (D^T)^H]^{-1} (D^T)^H \\
&= (A^T)^+.
\end{aligned}$$

类似可证明 $(A^H)^+ = (A^+)^H$.

(3) 设 $A = BD$ 是矩阵 A 的最大秩分解, 则 $A^H A = D^H B^H B D = B_1 D_1$ 是矩阵 $A^H A$ 的最大秩分解, 其中 $B_1 = D^H$ 列满秩, $D_1 = B^H B D$ 行满秩. 进而

$$\begin{aligned}
(A^H A)^+ A^H &= [D_1^H (D_1 D_1^H)^{-1} (B_1^H B_1)^{-1} B_1^H] (BD)^H \\
&= (B^H B D)^H [(B^H B D)(B^H B D)^H]^{-1} (DD^H)^{-1} DD^H B^H \\
&= D^H B^H B (B^H B D D^H B^H B)^{-1} B^H \\
&= D^H B^H B (B^H B)^{-1} (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H \\
&= D^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H \\
&= A^+.
\end{aligned}$$

类似, 可证另外一个等式.

(4) 因 A^+ 是 A 的自反广义逆, 则 $\text{rank}(A^+) = \text{rank}(A) = \text{rank}(A^H)$. 又由 (3) 知, $R(A^+) \subset R(A^H)$, 进而 $R(A^+) = R(A^H)$.

(5) 因 A^+ 是 A 的自反广义逆, 则 AA^+ 和 A^+A 都是幂等矩阵, 即

$$AA^+ = P_{R(AA^+)}, \quad A^+A = P_{R(A^+A)}.$$

又因 $\mathbf{R}(AA^+) = \mathbf{R}(A)$, $\mathbf{R}(A^+A) = \mathbf{R}(A^+)$, $\mathbf{R}(A^+) = \mathbf{R}(A^H)$, 故

$$AA^+ = \mathbf{P}_{\mathbf{R}(A)}, \quad A^+A = \mathbf{P}_{\mathbf{R}(A^H)}.$$

(6) 充分性: 因 $AA^+ = A^+A$, 结合 (5) 的证明, 则

$$\mathbf{R}(A) = \mathbf{R}(AA^+) = \mathbf{R}(A^+A) = \mathbf{R}(A^+) = \mathbf{R}(A^H).$$

必要性: 因 $\mathbf{R}(A) = \mathbf{R}(A^H)$, $AA^+ = \mathbf{P}_{\mathbf{R}(A)}$, $A^+A = \mathbf{P}_{\mathbf{R}(A^H)}$, 则

$$AA^+ = A^+A.$$

定理 4 设 $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 则有

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

$$(2) (A^H A)^+ = A^+(AA^H)^+ A = A^H (AA^H)^+ (A^H)^+;$$

$$(3) AA^+ = (AA^H)(AA^H)^+ = (AA^H)^+(AA^H);$$

$$A^+A = (A^H A)(A^H A)^+ = (A^H A)^+(A^H A).$$

证明: (1) 设 $A = BD$ 是矩阵 A 的最大秩分解, 则 $A^H A = D^H B^H B D = B_1 D_1$ 是矩阵 $A^H A$ 的最大秩分解, 其中 $B_1 = D^H$ 列满秩, $D_1 = B^H B D$ 行满秩. 于是有

$$\begin{aligned} (A^H A)^+ &= D_1^H (D_1 D_1^H)^{-1} (B_1^H B_1)^{-1} B_1^H \\ &= (B^H B D)^H [(B^H B D)(B^H B D)^H]^{-1} (D D^H)^{-1} D \\ &= D^H B^H B (B^H B D D^H B^H B)^{-1} (D D^H)^{-1} D \\ &= D^H B^H B (B^H B)^{-1} (D D^H)^{-1} (B^H B)^{-1} (D D^H)^{-1} D \\ &= D^H (D D^H)^{-1} (B^H B)^{-1} (D D^H)^{-1} D \\ &= [D^H (D D^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H] [B (B^H B)^{-1} (D D^H)^{-1} D] \\ &= A^+(A^H)^+. \end{aligned}$$

类似, 可证另外一个等式.

(2) 定理 3 知, $(A^H)^+ = (A^+)^H = [A^H (AA^H)^+]^H = (AA^H)^+ A^H$. 又由 (1) 知, $(A^H A)^+ = A^+(A^H)^+$, 进而

$$(A^H A)^+ = A^+(A^H)^+ = A^+ (AA^H)^+ A^H.$$

类似, 可证另外一个等式.

(3) 由定理 3(3), 知

$$AA^+ = A [A^H (AA^H)^+] = (AA^H) (AA^H)^+.$$

又因为

$$\begin{aligned}
 (AA^H)(AA^H)^+ &= \left[(AA^H)(AA^H)^+ \right]^H \\
 &= \left[(AA^H)^+ \right]^H (AA^H)^H \\
 &= (AA^H)^+ AA^H \\
 &= AA^+.
 \end{aligned}$$

故有

$$AA^+ = (AA^H)(AA^H)^+ = (AA^H)^+(AA^H).$$

类似，可证另外一个等式.

定理 5 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times l}$, $B \in \mathbb{C}^{l \times n}$, 则

$$(AB)^+ = B^+A^+ \Leftrightarrow \mathbf{R}(A^H AB) \subset \mathbf{R}(B) \text{ 且 } \mathbf{R}(BB^H A^H) \subset \mathbf{R}(A^H).$$

§6 A^+ 的计算方法

程光辉

2019 年 12 月 17 日

1 最大秩分解

引理 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 则

(1) 如果 A 是行满秩矩阵, 则 $A^+ = A^H(AA^H)^{-1}$;

(2) 如果 A 是列满秩矩阵, 则 $A^+ = (A^H A)^{-1} A^H$.

证明: (1) 因为 $A \in \mathbb{C}_m^{m \times n}$, 则 $A = E_m A$ 是矩阵 A 的最大秩分解, 于是有

$$A^+ = A^H (AA^H)^{-1} (E_m^H E_m)^{-1} E_m^H = A^H (AA^H)^{-1}.$$

(2) 类似 (1) 的证明.

定理 1 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$, $A = BD$ 是 A 的最大秩分解, 则

$$A^+ = D^+ B^+.$$

证明: 因为 $A = BD$ 是 A 的最大秩分解, 由引理 1 可得

$$A^+ = D^H (DD^H)^{-1} (B^H B)^{-1} B^H = D^+ B^+.$$

例 1 设矩阵 A 为

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 2 & 1 & 4 \\ 2 & 6 & 1 & 0 & 7 \\ 3 & 9 & 3 & 1 & 11 \end{pmatrix},$$

求 A 的 $M-P$ 广义逆矩阵 A^+ .

解: (1) 求 A 的最大秩分解 $A = BD$,

$$B = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \\ 3 & 3 \end{pmatrix}, \quad D = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 0 & -\frac{1}{3} & \frac{10}{3} \\ 0 & 0 & 1 & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix}.$$

(2) 计算 B^+ 和 D^+ ,

$$B^+ = (B^H B)^{-1} B^H = -\frac{1}{9} \begin{pmatrix} -4 & 5 & 1 \\ 5 & -1 & 1 \end{pmatrix},$$

$$D^+ = D^H (D D^H)^{-1} = \frac{9}{290} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 3 & 0 \\ 0 & 1 \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{10}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix}.$$

(3) 计算 $A^+ = D^+ B^+$,

$$A^+ = \frac{3}{290} \begin{pmatrix} -32 & 34 & 2 \\ -96 & 102 & 6 \\ 329 & -268 & 61 \\ 230 & -190 & 40 \\ 3 & 24 & 27 \end{pmatrix}.$$

例 2 举例说明下列结论不成立:

(1) $(AB)^+ = B^+ A^+$.

(2) $(A^k)^+ = (A^+)^k$, 其中 k 是正整数.

(3) 若 P, Q 为可逆矩阵, $(PAQ)^+ = Q^{-1} A^+ P^{-1}$.

解: (1) 令 $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \end{pmatrix}$, $B = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$, 则有 $AB = (1)$, $(AB)^+ = (1)$.

因为 A 行满秩, 则 $A^+ = A^H (A A^H)^{-1} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$. 因为 B 列满秩, 则 $B^+ =$

$$(B^H B)^{-1} B^H = \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

于是有 $B^+ A^+ = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} \end{pmatrix} \neq (AB)^+$.

(2) 令 $A = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$, 则 A 为幂等矩阵.

$$A = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 \end{pmatrix} \text{ 是其最大秩分解, 则 } A^+ = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}.$$

于是有

$$(A^2)^+ = A^+ = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 0 \end{pmatrix},$$

$$(A^+)^2 = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 0 \end{pmatrix},$$

则有 $(A^2)^+ \neq (A^+)^2$.

(3) 令 $A = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$, $P = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, $Q = (1)$, 则有

$$A^+ = (A^H A)^{-1} A^H = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 \end{pmatrix},$$

$$(PAQ)^+ = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}^+ = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 2 & 1 \end{pmatrix},$$

$$Q^{-1} A^+ P^{-1} = (1) \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix},$$

显然有 $(PAQ)^+ \neq Q^{-1} A^+ P^{-1}$.

2 奇异值分解法

定理 2 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$ 的奇异值分解为

$$A = U \begin{pmatrix} D_r & O \\ O & O \end{pmatrix} V^H = U D V^H,$$

则有

$$(1) A^+ = V D^+ U^H;$$

$$(2) \|A^+\|_F^2 = \sum_{i=1}^r \frac{1}{\sigma_i^2};$$

$$(3) \|A^+\|_2 = \frac{1}{\min_{1 \leq i \leq r} \{\sigma_i\}}.$$

证明: (1) 直接验证. (2) 和 (3) 利用范数的酉不变性.

定理 3 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, λ_i ($i = 1, 2, \dots, r$) 是 AA^H 的 r 个非零特征值, α_i ($i = 1, 2, \dots, r$) 是 AA^H 对应于 λ_i 单位正交的特征向量, 记 $\Delta_r = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_r)$, $U_1 = (\alpha_1, \dots, \alpha_r)$, 则有

$$A^+ = A^H U_1 \Delta_r^{-1} U_1^H.$$

证明: 设 $A \in \mathbb{C}_r^{m \times n}$ 的奇异值分解为

$$A = U \begin{pmatrix} D_r & O \\ O & O \end{pmatrix} V^H,$$

则有

$$\begin{aligned} AA^H &= U \begin{pmatrix} D_r & O \\ O & O \end{pmatrix} V^H V \begin{pmatrix} D_r^H & O \\ O & O \end{pmatrix} U^H \\ &= U \begin{pmatrix} \Delta_r & O \\ O & O \end{pmatrix} U^H, \end{aligned}$$

于是有

$$\begin{aligned} (AA^H)^+ &= U \begin{pmatrix} \Delta_r & O \\ O & O \end{pmatrix}^+ U^H \\ &= (U_1 \ U_2) \begin{pmatrix} \Delta_r^{-1} & O \\ O & O \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_1^H \\ U_2^H \end{pmatrix} \\ &= U_1 \Delta_r^{-1} U_1^H. \end{aligned}$$

即

$$A^+ = A^H (AA^H)^+ = A^H U_1 \Delta_r^{-1} U_1^H.$$

例 3 设矩阵 A 为

$$A = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & -2 \end{pmatrix},$$

求 A 的 $M-P$ 广义逆矩阵 A^+ .

解: 求 AA^H 的特征值和非零特征值对应的单位正交特征向量,

$$AA^H = \begin{pmatrix} 2 & -4 \\ -4 & 8 \end{pmatrix},$$

则特征值为 $\lambda_1 = 10, \lambda_2 = 0$. 进而 $\lambda_1 = 10$ 对应的单位特征向量为 $\alpha_1 = \left(\frac{1}{\sqrt{5}} \quad -\frac{2}{\sqrt{5}} \right)^T$, 即 $U_1 = \alpha_1$.

由定理 3, 得

$$A^+ = A^H U_1 \Delta_r^{-1} U_1^H = \begin{pmatrix} -1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 1 & -2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} \\ -\frac{2}{\sqrt{5}} \end{pmatrix} \left(\frac{1}{10} \right) \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} & -\frac{2}{\sqrt{5}} \end{pmatrix}.$$

§7 广义逆矩阵的应用

程光辉

2020 年 1 月 1 日

1 矩阵方程的通解

定理 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $B \in \mathbb{C}^{p \times q}$, $D \in \mathbb{C}^{m \times q}$, 则矩阵方程

$$AXB = D$$

有解的充要条件是存在 A^- 和 B^- , 使得

$$AA^-DB^-B = D$$

成立. 在有解的条件下, 矩阵方程 $AXB = D$ 的通解为

$$X = A^-DB^- + Y - A^-AYBB^-, \quad \forall Y \in \mathbb{C}^{n \times p}.$$

证明: (必要性) 设 X 为 $AXB = D$ 的解, 因为 $AA^-A = A$, $BB^-B = B$, 则有

$$D = AXB = AA^-AXBB^-B = AA^-DB^-B.$$

(充分性) 因为 $D = AA^-DB^-B$, 故 $X = A^-DB^-$ 是 $AXB = D$ 的解.

下面证明在有解情况下的通解. 因为

$$\begin{aligned} A(A^-DB^- + Y - A^-AYBB^-)B &= AA^-DB^-B + AYB - AA^-AYBB^-B \\ &= D + AYB - AYB \\ &= D, \end{aligned}$$

因此, $X = A^-DB^- + Y - A^-AYBB^-$ 是 $AXB = D$ 的解.

设 G 是 $AXB = D$ 的任一解, 即 $AGB = D$, 进而

$$G = A^-DB^- + G - A^-DB^- = A^-DB^- + G - A^-AGBB^-,$$

故矩阵方程 $AXB = D$ 的通解为

$$X = A^-DB^- + Y - A^-AYBB^-, \quad \forall Y \in \mathbb{C}^{n \times p}.$$

推论 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $D \in \mathbb{C}^{m \times p}$, 则矩阵方程 $AX = D$ 有解的充要条件是存在 A^- , 使得

$$AA^-D = D$$

成立. 在有解的条件下, 矩阵方程 $AX = D$ 的通解为

$$X = A^-D + Y - A^-AY, \quad \forall Y \in \mathbb{C}^{n \times p}.$$

推论 2 设 $B \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $D \in \mathbb{C}^{p \times n}$, 则矩阵方程 $XB = D$ 有解的充要条件是存在 B^- , 使得

$$DB^-B = D$$

成立. 在有解的条件下, 矩阵方程 $XB = D$ 的通解为

$$X = DB^- + Y - YBB^-, \quad \forall Y \in \mathbb{C}^{p \times m}.$$

推论 3 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $b \in \mathbb{C}^m$, 则线性方程组 $Ax = b$ 有解的充要条件是存在 A^- , 使得

$$AA^-b = b$$

成立. 在有解的条件下, 线性方程组 $Ax = b$ 的通解为

$$x = A^-b + (E_n - A^-A)u, \quad \forall u \in \mathbb{C}^n.$$

2 相容方程的最小范数解

定义 1 方程组 $Ax = b$ 有解, 则称此方程组为相容方程组; 否则, 称为不相容方程组.

定义 2 设方程组 $Ax = b$ 有解, 将所有的解中范数最小的解称为最小范数解.

令 $A\{1, 3\} = \{G | AGA = A, (GA)^H = GA\}$.

定理 2 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $D \in A\{1, 3\}$, 则 Db 是相容方程组 $Ax = b$ 的最小范数解, 并且方程组的最小范数解唯一.

证明: 设 x_0 是 $Ax = b$ 的任意解, $D \in A\{1, 3\}$, 则有 $ADA = A$, 进而

$$b = Ax_0 = ADAx_0 = ADb,$$

于是有 Db 是 $Ax = b$ 的解. 根据定理 1 的推论 3 知, $Ax = b$ 的通解为

$$x = Db + (E - DA)u, \quad \forall u \in \mathbb{C}^n.$$

对任意解 x_0 有,

$$\begin{aligned}\|x_0\|_2^2 &= \|Db + (E - DA)u\|_2^2 \\ &= (Db + (E - DA)u)^H (Db + (E - DA)u) \\ &= \|Db\|_2^2 + \|(E - DA)u\|_2^2 + (Db)^H (E - DA)u + u^H (E - DA)^H Db. \quad (1)\end{aligned}$$

又由 $Ax_0 = b$ 得

$$\begin{aligned}(Db)^H (E - DA)u &= (DAx_0)^H (E - DA)u \\ &= x_0^H (DA)^H (E - DA)u \\ &= x_0^H DA(E - DA)u \\ &= x_0^H (DA - DADA)u \\ &= 0,\end{aligned}$$

所以由 (1) 式可得

$$\|x_0\|_2^2 = \|Db\|_2^2 + \|(E - DA)u\|_2^2 \geq \|Db\|_2^2,$$

则 Db 是相容方程组 $Ax = b$ 的最小范数解.

唯一性显然.

定理 3 设 $A \in C^{m \times n}$, $D \in C^{n \times m}$, $\forall b \in C^m$, 则 Db 是相容方程组 $Ax = b$ 的最小范数解, 则必有 $D \in A\{1, 3\}$.

证明: 设 $A = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$, 则 $\alpha_i \in R(A)$. 设 $G \in A\{1, 3\}$, 则 $G\alpha_i$ 是 $Ax = \alpha_i$ 的最小范数解. 由定理 2 知最小范数解是唯一的, 则有

$$D\alpha_i = G\alpha_i, \quad \forall i = 1, 2, \dots, n,$$

即 $DA = GA$, 进而 $ADA = AGA = A$, $(DA)^H = (GA)^H = GA = DA$, 于是有 $D \in A\{1, 3\}$.

3 不相容方程组的解

如果 $Ax = b$ 是不相容方程组, 令 $f(x) = \|Ax - b\|_2^2$, 存在 x_0 使得 $f(x_0)$ 最小, 称 x_0 为方程组的最小二乘解, 这种问题称为最小二乘解问题.

令 $A\{1, 4\} = \{G | AGA = A, (AG)^H = AG\}$.

定理 4 设 $A \in C^{m \times n}$, $G \in A\{1, 4\}$, 则 Gb 是不相容方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解.

证明：因为

$$\begin{aligned}
\|Ax - b\|_2^2 &= \|Ax - AGb + AGb - b\|_2^2 \\
&= (Ax - AGb + AGb - b)^H (Ax - AGb + AGb - b) \\
&= \|Ax - AGb\|_2^2 + \|AGb - b\|_2^2 \\
&\quad + (Ax - AGb)^H (AGb - b) + (AGb - b)^H (Ax - AGb). \quad (2)
\end{aligned}$$

又由 $(AG)^H = AG$, 有

$$\begin{aligned}
(AGb - b)^H (Ax - AGb) &= (b^H (AG)^H - b^H) (Ax - AGb) \\
&= (b^H AG - b^H) (Ax - AGb) \\
&= b^H AGAx - b^H Ax - b^H AGAGb + b^H AGb \\
&= 0,
\end{aligned}$$

因此, 由式 (2) 可得

$$\|Ax - b\|_2^2 = \|Ax - AGb\|_2^2 + \|AGb - b\|_2^2 \geq \|AGb - b\|_2^2,$$

即 Gb 是不相容方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解.

引理 1 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, x 是不相容方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解的充要条件是 $Ax = AGb$, $\forall G \in A\{1, 4\}$.

证明：(必要性) 对 $\forall G \in A\{1, 4\}$, $\forall x \in \mathbb{C}^n$, 由定理 4 证明知,

$$\|Ax - b\|_2^2 = \|Ax - AGb\|_2^2 + \|AGb - b\|_2^2 = \|AGb - b\|_2^2,$$

则 $Ax = AGb$.

(充分性) 若 $Ax = AGb$, 则 $\|Ax - b\|_2^2 = \|AGb - b\|_2^2$, 即 x 是不相容方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解.

定理 5 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, $G \in A\{1, 4\}$, 不相容方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解的通解是 $x = Gb + (E - A^-A)u$, $\forall u \in \mathbb{C}^n$.

证明：令 x 是不相容方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解, 则有 $Ax = AGb$, 即 x 是相容方程组 $A(x - Gb) = 0$ 的解. 再由推论 3, 知通解为

$$x - Gb = (E - A^-A)u, \quad \forall u \in \mathbb{C}^n,$$

即

$$x = Gb + (E - A^-A)u, \quad \forall u \in \mathbb{C}^n.$$

定义 3 设 x_0 是不相容方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解, 若对方程组的任意最小二乘解 \bar{x} , 均有

$$\|x_0\|_2 \leq \|\bar{x}\|_2,$$

则称 x_0 是不相容方程组 $Ax = b$ 的最佳最小二乘解, 简称最佳逼近解.

定理 6 设 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 不相容方程组 $Ax = b$ 的最佳逼近解是 $x = A^+b$.

例 1 用广义逆矩阵方法判断线性方程组

$$\begin{cases} 2x_1 + 4x_2 + x_3 + x_4 = 3 \\ x_1 + 2x_2 - x_3 + 2x_4 = 0 \\ -x_1 - 2x_2 - 2x_3 + x_4 = 3 \end{cases}$$

是否有解? 如果有解, 求通解和最小范数解; 如果无解, 求最小二乘解和最佳逼近解.

解: 令系数矩阵和右端向量为

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 4 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & -1 & 2 \\ -1 & -2 & -2 & 1 \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} 3 \\ 0 \\ 3 \end{pmatrix},$$

则线性方程组即为 $Ax = b$.

因为 $A^+ \in A\{1, 3\}$ 且 $A^+ \in A\{1, 4\}$, 再由定理 2 和定理 4 知, 可利用 A^+b 判断方程组解的类型, 所以首先计算 A^+b .

矩阵 A 的最大秩分解为 $A = BD$, 其中

$$B = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & -1 \\ -1 & -2 \end{pmatrix}, \quad D = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}$$

则

$$A^+ = D^H(DD^H)^{-1}(B^HB)^{-1}B^H = \frac{1}{33} \begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 \\ 4 & 2 & -2 \\ 1 & -5 & -6 \\ 1 & 6 & 5 \end{pmatrix}.$$

又因为

$$AA^+b = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix} \neq b,$$

故 $Ax = b$ 是不相容方程组.

于是有不相容方程组 $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 的最小二乘解的通解为

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}^+\mathbf{b} + (\mathbf{E} - \mathbf{A}^+\mathbf{A})\mathbf{u} = \frac{1}{11} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ -5 \\ 6 \end{pmatrix} + (\mathbf{E} - \mathbf{A}^+\mathbf{A})\mathbf{u}, \quad \forall \mathbf{u} \in \mathbb{C}^4,$$

最佳逼近解为

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}^+\mathbf{b} = \frac{1}{11} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ -5 \\ 6 \end{pmatrix}.$$