

## Lecture 2 矩阵运算与向量范数 — 2025.09.16

教授：邵美悦

Scribe: 老人机

你们的线性代数白学了！

—— smy

## 1 大纲

1. 矩阵运算
2. 向量范数

## 2 矩阵运算

矩阵求导 我们约定如下记号：

- 设有向量值映照  $\mathbf{f} : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ ，我们记  $\mathbf{f}'(\mathbf{x})$  为其关于  $\mathbf{x}$  的导数，且形状为  $\mathbb{R}^{m \times n}$ ，即为 Jacobi 矩阵  $D\mathbf{f}(\mathbf{x})$  的转置  $(D\mathbf{f})^T(\mathbf{x})$ ，记其 Hessian 矩阵为  $\mathbf{f}''(\mathbf{x})$  或  $\mathbf{H}_f(\mathbf{x})$ ；
- 设有多元函数  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ，仿照向量值映照，我们记  $\mathbf{f}'(\mathbf{x})$  为其关于  $\mathbf{x}$  的导数，且形状为  $\mathbb{R}^n$ ，即为梯度  $\nabla f(\mathbf{x})$ ，亦为 Jacobi 矩阵的转置  $(Df)^T(\mathbf{x})$ ；
- 设有矩阵函数  $f : \mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}$ ，我们记  $f'(\mathbf{X})$  为其关于矩阵  $\mathbf{X}$  的导数，且形状为  $\mathbb{R}^{m \times n}$ ，即为梯度  $\nabla f(\mathbf{X})$ 。

下面我们给出一些常用的矩阵求导公式。

**命题 2.1.** 设有多元函数  $h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ，向量值映照  $\mathbf{f} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n, g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ ，且满足

$$h(\mathbf{x}) = \mathbf{f}(\mathbf{x})^T \mathbf{g}(\mathbf{x}) = \langle \mathbf{f}(\mathbf{x}), \mathbf{g}(\mathbf{x}) \rangle,$$

则其导数满足

$$h'(\mathbf{x}) = \mathbf{f}'(\mathbf{x})\mathbf{g}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}'(\mathbf{x})\mathbf{f}(\mathbf{x}).$$

即我们仍可以使用积的求导法则：前导后不导，后导前不导。

证明. 我们可以将内积形式的函数  $h$  写成如下求和形式:

$$h(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n f_i(\mathbf{x})g_i(\mathbf{x}).$$

然后, 两边对  $\mathbf{x}$  求导, 得到

$$\mathbf{h}'(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (\mathbf{f}'_i(\mathbf{x})g_i(\mathbf{x}) + \mathbf{g}'_i(\mathbf{x})f_i(\mathbf{x})).$$

现在, 我们将其还原为矩阵形式. 注意到  $\mathbf{h}'(\mathbf{x}), \mathbf{f}'_i(\mathbf{x}), \mathbf{g}'_i(\mathbf{x})$  都是向量  $\mathbb{R}^n$ , 而  $f_i(\mathbf{x}), g_i(\mathbf{x})$  都是标量, 因此我们可以将上式看成对  $\mathbf{f}'_i(\mathbf{x})$  和  $\mathbf{g}'_i(\mathbf{x})$  的线性组合. 因此, 我们可以将上式写成

$$\mathbf{h}'(\mathbf{x}) = \mathbf{f}'(\mathbf{x})\mathbf{g}(\mathbf{x}) + \mathbf{g}'(\mathbf{x})\mathbf{f}(\mathbf{x}).$$

而上式在形式上正好符合积的求导法则. □

**命题 2.2.** 设有向量值映照  $\mathbf{f}: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ , 有  $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{A}\mathbf{x}$ , 则其导数为  $\mathbf{f}'(\mathbf{x}) = \mathbf{A}^T$ .

证明. 我们将向量值映照  $\mathbf{f}$  看成对  $\mathbf{A}$  的各个列向量  $\mathbf{A}_i$  的线性组合, 即

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \mathbf{A}_i x_i.$$

于是, 两边对  $x_i$  求偏导, 可有

$$\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial x_i}(\mathbf{x}) = \mathbf{A}_i.$$

于是, 我们可以将  $\mathbf{f}'(\mathbf{x})$  写成

$$\mathbf{f}'(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial x_1}\right)^T(\mathbf{x}) \\ \left(\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial x_2}\right)^T(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ \left(\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial x_n}\right)^T(\mathbf{x}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1^T \\ \mathbf{A}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{A}_n^T \end{bmatrix} = \mathbf{A}^T.$$

□

利用上面的求导法则, 我们可以验证如下结论:

- 设有  $f(\mathbf{x}) = \mathbf{y}^T \mathbf{x}, \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ , 则  $\mathbf{f}'(\mathbf{x}) = \mathbf{y}'_x \mathbf{x} + \mathbf{x}'_x \mathbf{y} = \mathbf{y}$ .
- 设有  $f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x}, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ , 则  $\mathbf{f}'(\mathbf{x}) = \mathbf{x}'_x \mathbf{x} + \mathbf{x}'_x \mathbf{x} = 2\mathbf{x}$ .

- 设有  $f(x) = x^T A x$ ,  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , 则  $f'(x) = x'_x(Ax) + (Ax)'_x x = (A + A^T)x$ , 二阶导数为  $f''(x) = (A + A^T)^T = A + A^T$ .

下面我们补充一个重要的结论。

**命题 2.3.** 设  $U, V \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , 则有

$$\text{tr}(U^T V) = \text{vec}(U)^T \text{vec}(V) = \sum_{i,j} u_{ij} v_{ij}.$$

证明. 直接展开即可。 □

由上面这个结论我们可以获得一些矩阵函数的求导公式:

- 命题 2.4.**
- 设有矩阵函数  $f: \mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}$ , 且  $f(X) = \text{tr}(A^T X)$ ,  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , 则  $f'(X) = A$ ;
  - 设有矩阵函数  $g: \mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}$ , 且  $g(X) = \text{tr}(X^T X)$ , 则有  $g'(X) = 2X$ ;
  - 设有矩阵函数  $h: \mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}$ , 且  $h(X) = \text{tr}(X^T A X)$ ,  $A \in \mathbb{R}^{m \times m}$ , 则有  $h'(X) = (A + A^T)X$ .

证明.

$$\begin{aligned} f(X) &= \langle \text{vec}(A), \text{vec}(X) \rangle, & f'(X) &= A; \\ g(X) &= \langle \text{vec}(X), \text{vec}(X) \rangle, & g'(X) &= 2X; \\ h(X) &= \langle \text{vec}(AX), \text{vec}(X) \rangle, & h'(X) &= (A + A^T)X. \end{aligned}$$

□

我们还可以获得多元函数、向量值映照和矩阵函数的无限小增量公式。

**定理 2.5.** (多元函数、向量值映照、矩阵函数的无限小增量公式) 设有多元函数  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ , 向量值映照  $g: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$ , 矩阵函数  $h: \mathbb{R}^{m \times n} \rightarrow \mathbb{R}$ , 则有

- 多元函数的无限小增量公式

$$f(x + \Delta x) = f(x) + (f'(x))^T \Delta x + \frac{1}{2} \Delta x^T f''(x) \Delta x + o(\|\Delta x\|_2^2);$$

- 向量值映照的无限小增量公式 (更高阶的结果可以参考力学数学-谢锡麟老师的《现代张量分析及其在连续介质力学中的应用》, 或报名他的超难暑期课学习相关内容)

$$g(x + \Delta x) = g(x) + (g'(x))^T \Delta x + O(\|\Delta x\|_2);$$

- 矩阵函数的无限小增量公式

$$h(X + \Delta X) = h(X) + \text{tr}((h'(X))^T \Delta X) + O(\|\Delta X\|_2).$$

**矩阵运算补充** 我们补充一些常用的矩阵运算。

**Hadamard 积** 设  $A, B \in \mathbb{C}^{m \times n}$ , 则它们的 Hadamard 积定义为

$$A \circ B = (a_{ij}b_{ij})_{m \times n}.$$

容易验证, Hadamard 乘积满足交换律、结合律和分配律, 并与数乘相容, 存在零元与单位元。

那么, Hadamard 乘积有什么用呢? 我们可以用它来离散化表示二元函数的乘积。

**例 2.6.** 设有二元函数  $f(x, y), g(x, y) \in \mathbb{R}, x \in \mathcal{D}_x, y \in \mathcal{D}_y$ , 如果我们用网格对  $\mathcal{D}_x \times \mathcal{D}_y$  进行覆盖, 取网格中的一个长方形, 则对长方形上的节点  $(x_i, y_i)$ , 我们可以定义矩阵  $F = [f(x_i, y_j)]_{m \times n}, G = [g(x_i, y_j)]_{m \times n}$ , 然后节点上的函数乘积就可以用  $F$  和  $G$  的 Hadamard 积来表示, 即

$$F \circ G = [f(x_i, y_j)g(x_i, y_j)]_{m \times n}.$$

另外一个用途是 Schur 乘积定理, 在此我们仅仅给出定理的内容, 证明留待后续课程。

**定理 2.7.** (Schur 乘积定理) 设  $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ , 则有

- 若  $A \succeq 0, B \succeq 0$ , 则  $A \circ B \succeq 0$ ;
- 若  $A \succ 0, B \succ 0$ , 则  $A \circ B \succ 0$ .

**Kronecker 积** 设  $A \in \mathbb{C}^{m \times n}, B \in \mathbb{C}^{p \times q}$ , 则它们的 Kronecker 积定义为

$$A \otimes B = \begin{bmatrix} a_{11}B & a_{12}B & \cdots & a_{1n}B \\ a_{21}B & a_{22}B & \cdots & a_{2n}B \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1}B & a_{m2}B & \cdots & a_{mn}B \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{mp \times nq}.$$

那么它有哪些运算性质呢?

(1) 结合律:  $A \otimes (B \otimes C) = (A \otimes B) \otimes C$ .

证明. 要证明这个结论, 我们需要先引入分块矩阵的 Kronecker 乘积。

设有  $A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}$ , 则  $A \otimes B$  可以写成

$$A \otimes B = \begin{bmatrix} A_{11} \otimes B & A_{12} \otimes B \\ A_{21} \otimes B & A_{22} \otimes B \end{bmatrix}.$$

上面这个结论是显然的, 把每一项都展开后就是 Kronecker 乘积的定义。

现在，我们来证明结合律。设  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ,  $\mathbf{B} \in \mathbb{C}^{p \times q}$ ,  $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{r \times s}$ , 则

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

如果我们将它看作是分块矩阵，利用分块矩阵的 Kronecker 乘积，我们可以得到

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

现在，我们来计算  $\mathbf{A} \otimes (\mathbf{B} \otimes \mathbf{C})$ ，我们将  $(\mathbf{B} \otimes \mathbf{C})$  视为一个整体，则有

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

这和上面的结果完全相同，因此我们证明了结合律。 □

(2) 分配律：

$$(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \otimes \mathbf{C} = \mathbf{A} \otimes \mathbf{C} + \mathbf{B} \otimes \mathbf{C};$$

$$\mathbf{A} \otimes (\mathbf{B} + \mathbf{C}) = \mathbf{A} \otimes \mathbf{B} + \mathbf{A} \otimes \mathbf{C}.$$

证明. 直接展开即可。 □

(3)  $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{C} \otimes \mathbf{D}) = (\mathbf{AC}) \otimes (\mathbf{BD})$ .

证明. 利用分块矩阵的技巧。我们对  $\mathbf{A}$  进行行分块，对  $\mathbf{C}$  进行列分块，则有

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 \\ \mathbf{A}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{A}_m \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_1 & \mathbf{C}_2 & \cdots & \mathbf{C}_n \end{bmatrix}.$$

于是，我们可以将  $A \otimes B$  和  $C \otimes D$  写成

$$A \otimes B = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1^T \otimes B \\ \mathbf{a}_2^T \otimes B \\ \vdots \\ \mathbf{a}_m^T \otimes B \end{bmatrix}, \quad C \otimes D = \begin{bmatrix} \mathbf{c}_1 \otimes D & \mathbf{c}_2 \otimes D & \cdots & \mathbf{c}_n \otimes D \end{bmatrix}.$$

现在，我们来计算  $(A \otimes B)(C \otimes D)$ ，有

$$\begin{aligned} (A \otimes B)(C \otimes D) &= \begin{bmatrix} (\mathbf{a}_1^T \otimes B)(\mathbf{c}_1 \otimes D) & (\mathbf{a}_1^T \otimes B)(\mathbf{c}_2 \otimes D) & \cdots & (\mathbf{a}_1^T \otimes B)(\mathbf{c}_n \otimes D) \\ (\mathbf{a}_2^T \otimes B)(\mathbf{c}_1 \otimes D) & (\mathbf{a}_2^T \otimes B)(\mathbf{c}_2 \otimes D) & \cdots & (\mathbf{a}_2^T \otimes B)(\mathbf{c}_n \otimes D) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ (\mathbf{a}_m^T \otimes B)(\mathbf{c}_1 \otimes D) & (\mathbf{a}_m^T \otimes B)(\mathbf{c}_2 \otimes D) & \cdots & (\mathbf{a}_m^T \otimes B)(\mathbf{c}_n \otimes D) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} (\mathbf{a}_1^T \mathbf{c}_1)(BD) & (\mathbf{a}_1^T \mathbf{c}_2)(BD) & \cdots & (\mathbf{a}_1^T \mathbf{c}_n)(BD) \\ (\mathbf{a}_2^T \mathbf{c}_1)(BD) & (\mathbf{a}_2^T \mathbf{c}_2)(BD) & \cdots & (\mathbf{a}_2^T \mathbf{c}_n)(BD) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ (\mathbf{a}_m^T \mathbf{c}_1)(BD) & (\mathbf{a}_m^T \mathbf{c}_2)(BD) & \cdots & (\mathbf{a}_m^T \mathbf{c}_n)(BD) \end{bmatrix} \\ &= (AC) \otimes (BD). \end{aligned}$$

在倒数第二个等号中，我们将  $(\mathbf{a}_i^T \otimes B)(\mathbf{c}_j \otimes D)$  进行了展开，化简得到了  $(\mathbf{a}_i^T \mathbf{c}_j)(BD)$ ，而在最后一个等号中，我们将上面的矩阵重新组合成了 Kronecker 乘积的形式。□

(4) 转置：  $(A \otimes B)^T = A^T \otimes B^T$ .

证明.

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

于是，利用分块矩阵的转置，我们可以得到

$$\begin{aligned}
 (\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^T &= \begin{bmatrix} (a_{11}\mathbf{B})^T & (a_{21}\mathbf{B})^T & \cdots & (a_{m1}\mathbf{B})^T \\ (a_{12}\mathbf{B})^T & (a_{22}\mathbf{B})^T & \cdots & (a_{m2}\mathbf{B})^T \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ (a_{1n}\mathbf{B})^T & (a_{2n}\mathbf{B})^T & \cdots & (a_{mn}\mathbf{B})^T \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} a_{11}\mathbf{B}^T & a_{21}\mathbf{B}^T & \cdots & a_{m1}\mathbf{B}^T \\ a_{12}\mathbf{B}^T & a_{22}\mathbf{B}^T & \cdots & a_{m2}\mathbf{B}^T \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{1n}\mathbf{B}^T & a_{2n}\mathbf{B}^T & \cdots & a_{mn}\mathbf{B}^T \end{bmatrix} \\
 &= \mathbf{A}^T \otimes \mathbf{B}^T.
 \end{aligned}$$

对于复矩阵，我们只需将上面的转置换成共轭转置即可，即  $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^H = \mathbf{A}^H \otimes \mathbf{B}^H$ . □

(5) 逆：若  $\mathbf{A}, \mathbf{B}$  可逆，则  $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} \otimes \mathbf{B}^{-1}$ .

证明. 利用 Kronecker 乘积的矩阵乘法性质，我们有

$$(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{A}^{-1} \otimes \mathbf{B}^{-1}) = (\mathbf{A}\mathbf{A}^{-1}) \otimes (\mathbf{B}\mathbf{B}^{-1}) = \mathbf{I} \otimes \mathbf{I} = \mathbf{I}.$$

因此， $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} \otimes \mathbf{B}^{-1}$ . □

(5) 没有交换律：一般情况下， $\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} \neq \mathbf{B} \otimes \mathbf{A}$ ，但我们可以利用置换矩阵将二者互相转换。

下面我们展示 Kronecker 乘积的一个重要应用：它可以把矩阵方程转化为向量方程。

**例 2.8.** 设有  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times m}, \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}, \mathbf{C} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ，定义

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{C} \\ \mathbf{O} & \mathbf{B} \end{bmatrix}.$$

若  $\text{spec}(\mathbf{A}) \cap \text{spec}(\mathbf{B}) = \emptyset$ ，则  $\mathbf{M}$  可相似对角化，且  $\text{spec}(\mathbf{M}) = \text{spec}(\mathbf{A}) \cup \text{spec}(\mathbf{B})$ .

证明. 设有初等矩阵  $\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{X} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} \end{bmatrix}$ ，根据其初等变换的意义，我们可以轻松地得到它的逆阵

$$\mathbf{P}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & -\mathbf{X} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} \end{bmatrix}.$$

这是因为  $\mathbf{P}$  的操作是将下方的行左乘上  $\mathbf{X}$  加到上方，而其逆变换  $\mathbf{P}^{-1}$  的操作自然就是将下方的行左乘  $-\mathbf{X}$  加到上方。

现在，我们来计算  $P^{-1}MP$ ：

$$P^{-1}MP = \begin{bmatrix} A & -AX + XB + C \\ O & B \end{bmatrix}.$$

如果它能够相似对角化，则需要满足存在  $X \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ，使得

$$AX - XB = C.$$

这是一个矩阵方程，叫做 Sylvester 方程。先给出结论：我们可以利用 Kronecker 乘积将其转化为向量方程。这样，我们就可以利用求解线性方程组的方法来求解  $X$ 。

我们先一列一列地看这个矩阵方程。设  $C = [c_1, \dots, c_n]$ ,  $c_i \in \mathbb{C}^m, \forall i \in \{1, \dots, n\}$ 。

对左边，我们同样要提取出列。先看第一项  $AX$ ，如果我们设  $X = [x_1, \dots, x_n]$ ，那么它的第  $i$  列就是  $Ax_i$ 。对于第二项  $XB$ ，如果我们设  $B = [b_1, \dots, b_n]$ ，那么它的第  $i$  列就是  $Xb_i$ ；但我们并不喜欢这个形式，我们希望将  $X$  的各个列向量分离开来，这样才方便我们稍后将这个矩阵方程转化为向量方程——我们可以将  $Xb_i$  视为  $X$  的各个列向量的线性组合，即

$$Xb_i = \sum_{j=1}^n x_j b_{ji}.$$

于是，我们可以将矩阵方程的第  $i$  列写成

$$Ax_i - \sum_{j=1}^n x_j b_{ji} = c_i.$$

当然，这个形式是极不美观的，我们希望将其写成一个线性方程组  $Pd = f$  的形式。那么这里的未知数项自然是由  $X$  的各列拼在一起构成的，常数项自然是由  $C$  的各列拼在一起构成的。为方便起见，我们定义

$$\text{vec}(X) = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{mn}, \quad \text{vec}(C) = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{mn}.$$

来表示  $X$  和  $C$  各列的拼接。现在，我们的任务就是要构造出系数矩阵，使得向量方程与原来的矩阵方程等价。

首先，我们注意到  $\text{vec}(X) \in \mathbb{C}^{mn}$ ，因此系数矩阵一定要是  $\mathbb{C}^{mn \times mn}$  阶矩阵。但是我们的  $A$  是  $m$  阶矩阵， $B$  是  $n$  阶矩阵，因此我们需要对它们进行扩展。一个自然的想法就是利用 Kronecker 乘积来扩展它们，即使用  $\star \otimes \star$  来扩展它们。



先看  $\mathbf{A}$ ，我们需要的分量方程组是  $\mathbf{A}\mathbf{x}_i$ 。如果我们拿  $\star \otimes \star$  乘上  $\text{vec}(\mathbf{X})$ ，从分块矩阵的角度看，结果一定需要是

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}\mathbf{x}_1 \\ \mathbf{A}\mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{A}\mathbf{x}_n \end{bmatrix}.$$

试想，如果  $A$  是一个常数而非矩阵， $x_i$  是一个数而非向量，那么我们可以直接将  $A$  这个常数提取出来；但如果我们想要将系数写成一个矩阵呢？我们就可以将其写作  $A\mathbf{I}$ ，将其展开，就有

$$\begin{bmatrix} A & & & \\ & A & & \\ & & \ddots & \\ & & & A \end{bmatrix}.$$

现在， $\mathbf{A}$  是一个矩阵， $\mathbf{x}_i$  是一个向量，我们很自然地能够猜想：我们的系数矩阵会不会也长上面这样呢？答案是肯定的，这就是 Kronecker 乘积  $\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{A}$  的形式。现在，我们来验证一下这一形式是否符合我们的需求：

$$(\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{A})\text{vec}(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & & & \\ & \mathbf{A} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \mathbf{A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}\mathbf{x}_1 \\ \mathbf{A}\mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{A}\mathbf{x}_n \end{bmatrix}.$$

显然，我们的目标达成了。

接下来，我们来处理  $\mathbf{B}$  这一项。我们需要的分量方程组是  $\sum_{j=1}^n \mathbf{x}_j b_{ji}$ 。仿照上面的方法，如果我们把  $x_i$  看成一个数而非一个向量，那么上面这个式子就是内积的表达式，即  $\mathbf{b}_i^T \mathbf{x}$ 。现在我们把  $i$  去掉，写成一个完整的矩阵形式，我们就有

$$\begin{bmatrix} \mathbf{b}_1^T \\ \mathbf{b}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{b}_n^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \mathbf{B}^T \mathbf{x} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^n b_{j1}x_j \\ \sum_{j=1}^n b_{j2}x_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^n b_{jn}x_j \end{bmatrix}$$

现在，我们把  $\mathbf{x}_i$  看成一个向量而非一个数，那么我们就需要对系数矩阵进行修正，但系数矩阵的形式肯定还是类似的。我们先把  $\mathbf{B}^T$  完整展开，观察一下它的结构：

$$\mathbf{B}^T = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{21} & \cdots & b_{n1} \\ b_{12} & b_{22} & \cdots & b_{n2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{1n} & b_{2n} & \cdots & b_{nn} \end{bmatrix}.$$

如果我们单看第一行，即  $\mathbf{b}_1^T = [b_{11}, \dots, b_{n1}]$ ，我们最终需要的结果是

$$b_{11}\mathbf{x}_1 + b_{21}\mathbf{x}_2 + \dots + b_{n1}\mathbf{x}_n.$$

在这里，我们需要每个  $b_{j1}$  都去乘上  $\mathbf{x}_j$ ，因此我们可以将  $b_{j1}$  扩展成  $b_{j1}\mathbf{I}_m$  的形式，将系数矩阵的第一行重新写为

$$[b_{11}\mathbf{I}_m, b_{21}\mathbf{I}_m, \dots, b_{n1}\mathbf{I}_m].$$

这样，我们拿新的系数矩阵的第一行去乘  $\text{vec}(\mathbf{X})$ ，就可以得到我们想要的结果了。同理，我们可以将系数矩阵的第  $i$  行写成

$$[b_{1i}\mathbf{I}_m, b_{2i}\mathbf{I}_m, \dots, b_{ni}\mathbf{I}_m].$$

于是，我们可以将系数矩阵写成

$$\begin{bmatrix} b_{11}\mathbf{I}_m & b_{21}\mathbf{I}_m & \cdots & b_{n1}\mathbf{I}_m \\ b_{12}\mathbf{I}_m & b_{22}\mathbf{I}_m & \cdots & b_{n2}\mathbf{I}_m \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{1n}\mathbf{I}_m & b_{2n}\mathbf{I}_m & \cdots & b_{nn}\mathbf{I}_m \end{bmatrix} = \mathbf{B}^T \otimes \mathbf{I}_m.$$

这样我们就构造出了第二个系数矩阵。

我们将两个系数矩阵相减，就得到了最终的系数矩阵：

$$\mathbf{P} = (\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{A}) - (\mathbf{B}^T \otimes \mathbf{I}_m).$$

于是，矩阵方程  $\mathbf{AX} - \mathbf{XB} = \mathbf{C}$  就等价于向量方程

$$(\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}^T \otimes \mathbf{I}_m) \text{vec}(\mathbf{X}) = \text{vec}(\mathbf{C}).$$

我们要判断  $\mathbf{M}$  是否可相似对角化，其实就是要判断上面这个向量方程是否有解、有多少解。

直接将其解出肯定是不易的，但我们可以通过分析系数矩阵的秩，来判断其解的个数。由于相似变换不改变矩阵的秩，我们可以考虑先对系数矩阵进行相似变化，得到一个更简单的矩阵，然后再分析这个矩阵的秩。

首先，根据上节课的结论，我们知道  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}^T$  都可以相似上三角化，即

$$\mathbf{U}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{U} = \mathbf{T}_1, \quad \mathbf{V}^{-1}\mathbf{B}^T\mathbf{V} = \mathbf{T}_2,$$

利用这两个式子，我们可以对系数矩阵做进一步化简：

$$\begin{aligned} \mathbf{I}_n \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}^T \otimes \mathbf{I}_m &= \mathbf{I}_n \otimes (\mathbf{U}\mathbf{T}_1\mathbf{U}^{-1}) - (\mathbf{V}\mathbf{T}_2\mathbf{V}^{-1}) \otimes \mathbf{I}_m \\ &= (\mathbf{V}\mathbf{I}_n\mathbf{V}^{-1}) \otimes (\mathbf{U}\mathbf{T}_1\mathbf{U}^{-1}) - (\mathbf{V}\mathbf{T}_2\mathbf{V}^{-1}) \otimes (\mathbf{U}\mathbf{I}_m\mathbf{U}^{-1}) \\ &= (\mathbf{V} \otimes \mathbf{U})(\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{T}_1 - \mathbf{T}_2 \otimes \mathbf{I}_m)(\mathbf{V}^{-1} \otimes \mathbf{U}^{-1}) \\ &= (\mathbf{V} \otimes \mathbf{U})(\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{T}_1 - \mathbf{T}_2 \otimes \mathbf{I}_m)(\mathbf{V} \otimes \mathbf{U})^{-1}. \end{aligned}$$

在第一个等号中，我们利用了 Schur 分解  $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{T}_1\mathbf{U}^{-1}, \mathbf{B}^T = \mathbf{V}\mathbf{T}_2\mathbf{V}^{-1}$ ；在第二个等号中，我们将  $\mathbf{I}$  重新写成三个矩阵的乘积，意在使用性质 Kronecker 乘积的积等于积的 Kronecker 乘积；在第三个等号中，我们正是运用了这个性质；在第四个等号中，我们利用了逆的 Kronecker 乘积等于 Kronecker 乘积的逆这个性质。

在上面的操作中，我们相当于将系数矩阵相似化了，而相似变换并不改变矩阵的秩，因此我们只需要分析中间的矩阵  $\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{T}_1 - \mathbf{T}_2 \otimes \mathbf{I}_m$  的秩就可以了。

现在，我们来分析  $\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{T}_1 - \mathbf{T}_2 \otimes \mathbf{I}_m$  的结构。注意到  $\mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2$  都是上三角阵，因此  $\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{T}_1, \mathbf{T}_2 \otimes \mathbf{I}_m$  都是上三角阵，其差自然也是上三角阵。对于上三角阵，其秩要等与其非零行的个数，非零行的个数也就是非零特征值的个数。所以，我们只需要关心这个矩阵有多少个非零特征值即可。由于  $\text{spec}(\mathbf{A}) \cap \text{spec}(\mathbf{B}) = \emptyset$ ， $\mathbf{T}_1$  和  $\mathbf{T}_2$  没有相同的特征值，因此矩阵  $\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{T}_1$  和  $\mathbf{T}_2 \otimes \mathbf{I}_m$  的特征值没有重复，因此矩阵  $\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{T}_1 - \mathbf{T}_2 \otimes \mathbf{I}_m$  没有零特征值，从而满秩，因此向量方程  $(\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{A} - \mathbf{B}^T \otimes \mathbf{I}_m)\text{vec}(\mathbf{X}) = \text{vec}(\mathbf{C})$  有唯一解，亦即矩阵方程  $\mathbf{AX} - \mathbf{XB} = \mathbf{C}$  有唯一解，亦即矩阵  $\mathbf{M}$  可相似对角化，且方式唯一。

由于  $\mathbf{M}$  的相似矩阵的对角线块就是  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$ ，因此  $\text{spec}(\mathbf{M}) = \text{spec}(\mathbf{A}) \cup \text{spec}(\mathbf{B})$ 。

□

现在，我们来总结一下这道例题。我们通过引入 Kronecker 乘积，将矩阵方程转化为了向量方程。这样，我们就可以利用线性方程组的理论来分析矩阵方程的解的情况。然后，我们通过对系数矩阵进行相似变换，将其化简为一个更容易分析的矩阵。最后，我们通过分析这个矩阵的特征值，得出了矩阵方程解的情况，从而证明了  $\mathbf{M}$  可相似对角化。

其中，最困难的一步在于如何将矩阵方程转化为向量方程。下面我们给出一个结论，它能够帮我们更快地将矩阵方程转化为向量方程。

**定理 2.9.** 向量化操作符具有如下性质：设有  $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times m}, \mathbf{B} \in \mathbb{C}^{n \times n}, \mathbf{X} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ ，则有

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

证明. 仿照上面例题中的方法。我们先分析  $\mathbf{AXB}$  每一列的行为，然后再考虑向量化之后会出现什么形式。设  $\mathbf{B} = [\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_n]$ ，则  $\mathbf{AXB}$  的第  $i$  列为

$$\mathbf{AXB}_i = \sum_{j=1}^n \mathbf{AX}b_{ji}.$$

我们希望将其表示为  $\mathbf{X}$  的各个列向量的线性组合，因此我们设  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]$ ，则有

$$\mathbf{AXB}_i = \sum_{j=1}^n b_{ji} \mathbf{Ax}_j.$$

取  $i = 1$ ，上式变为

$$\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{b}_1 = b_{11}\mathbf{A}\mathbf{x}_1 + b_{21}\mathbf{A}\mathbf{x}_2 + \cdots + b_{n1}\mathbf{A}\mathbf{x}_n.$$

按照分块矩阵的观点，我们可以设新矩阵的第一行为

$$[b_{11}\mathbf{A}, b_{21}\mathbf{A}, \cdots, b_{n1}\mathbf{A}].$$

那么，在乘上  $\text{vec}(\mathbf{X})$  之后我们就可以得到  $\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{b}_1$ . 同理，我们可以将新矩阵的第  $i$  行写成

$$[b_{1i}\mathbf{A}, b_{2i}\mathbf{A}, \cdots, b_{ni}\mathbf{A}].$$

于是，我们可以将新矩阵写成

$$\begin{bmatrix} b_{11}\mathbf{A} & b_{21}\mathbf{A} & \cdots & b_{n1}\mathbf{A} \\ b_{12}\mathbf{A} & b_{22}\mathbf{A} & \cdots & b_{n2}\mathbf{A} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ b_{1n}\mathbf{A} & b_{2n}\mathbf{A} & \cdots & b_{nn}\mathbf{A} \end{bmatrix} = \mathbf{B}^T \otimes \mathbf{A}.$$

这样，我们就得到了

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

□

运用这个结论，我们可以把矩阵  $\mathbf{A}\mathbf{X}$  写成  $\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{I}_n$ ，在向量化后就是  $(\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{A})\text{vec}(\mathbf{X})$ ；而对矩阵  $\mathbf{X}\mathbf{B}$ ，我们可以将其重新写为  $\mathbf{I}_m\mathbf{X}\mathbf{B}$ ，在向量化之后就是  $(\mathbf{B}^T \otimes \mathbf{I}_m)\text{vec}(\mathbf{X})$ . 因此，我们可以直接写出矩阵方程  $\mathbf{A}\mathbf{X} - \mathbf{X}\mathbf{B} = \mathbf{C}$  对应的向量方程为

$$((\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{A}) - (\mathbf{B}^T \otimes \mathbf{I}_m))\text{vec}(\mathbf{X}) = \text{vec}(\mathbf{C}).$$

下面我们给出 Kronecker 乘积的另一个重要应用：它可以用于证明代数数可以构成一个数域。

首先，我们来回顾一下代数数的定义。对于  $\alpha \in \mathbb{C}$ ，如果存在一个首系数为 1，其余各项系数均为有理数的多项式  $f(x)$ ，使得  $f(\alpha) = 0$ ，则称  $\alpha$  为代数数。

**例 2.10.** 证明：代数数构成一个数域。

**证明.** 要证明这个结论，我们只需要证明代数数对加法、乘法和除法封闭即可。

我们只需要证明对任意代数数  $\alpha, \beta$ ， $\alpha + \beta, -\beta, \alpha \times \beta, \frac{1}{\beta}$  为代数数即可。

回顾上节课的内容，若  $\alpha, \beta$  分别是多项式  $f(x), g(x)$  的根，则  $\alpha, \beta$  分别是  $f(x), g(x)$  对应的 Frobenius 友阵的特征值。

我们设  $\alpha$  是  $A \in \mathbb{Q}^{m \times m}$  的特征值,  $\beta$  是  $B \in \mathbb{Q}^{n \times n}$  的特征值。即有

$$\begin{cases} Ax = x\alpha \\ By = y\beta \end{cases}.$$

注意到:  $(I_n \otimes A + B \otimes I_m) \in \mathbb{Q}^{mn \times mn}$  的特征值是  $\alpha + \beta$ , 对应的特征向量为  $y \otimes x$ ; 我并不知道是怎么注意到的, 但我们可以对这个结论进行验证:

$$\begin{aligned} (I_n \otimes A + B \otimes I_m)(y \otimes x) &= (I_n \otimes A)(y \otimes x) + (B \otimes I_m)(y \otimes x) \\ &= (I_n y) \otimes (Ax) + (By) \otimes (I_m x) \\ &= y \otimes (\alpha x) + (\beta y) \otimes x = (\alpha + \beta)(y \otimes x). \end{aligned}$$

注意到:  $(-B)y = y(-\beta)$ , 因此  $-\beta$  是  $-B$  的特征值,  $-\beta$  是代数数。这个还是可以注意到的。

注意到:  $A \otimes B \in \mathbb{Q}^{mn \times mn}$  的特征值是  $\alpha\beta$ , 特征向量是  $x \otimes y$ ; 我并不知道是怎么注意到的, 但我们可以对这个结论进行验证:

$$\begin{aligned} (A \otimes B)(x \otimes y) &= (Ax) \otimes (By) \\ &= (\alpha x) \otimes (\beta y) \\ &= (\alpha\beta)(x \otimes y). \end{aligned}$$

注意到:  $\beta$  是有理系数多项式  $x^n + a_{n-1}x^{n-1} + \cdots + a_0 = 0$  的根, 即有

$$\beta^n + a_{n-1}\beta^{n-1} + \cdots + a_0 = 0.$$

如果我们两边同时乘上  $\beta^{-n}$ , 则有

$$1 + a_{n-1}\beta^{-1} + a_{n-2}\beta^{-2} + \cdots + a_0\beta^{-n} = 0.$$

再将两边同时乘上  $(-a_0^{-1})$ , 则有

$$(\beta^{-1})^n + (-a_0^{-1}a_{n-1})(\beta^{-1})^{n-1} + \cdots + (-a_0^{-1}a_1)(\beta^{-1}) + (-a_0^{-1}) = 0.$$

因此  $\beta^{-1}$  也是代数数。 □

### 3 向量范数

在数值计算中, 我们经常需要衡量向量的大小, 这就需要用到向量范数的概念。

**定义 3.1.** 设  $x \in \mathbb{C}^n$ , 如果一个映射  $\|\cdot\|: \mathbb{C}^n \rightarrow \mathbb{R}$  满足以下条件, 则称其为一个向量范数:

- 非负性:  $\|\mathbf{x}\| \geq 0$ , 当且仅当  $\mathbf{x} = \mathbf{0}$  时等号成立;
- 齐次性:  $\|\alpha\mathbf{x}\| = |\alpha|\|\mathbf{x}\|, \forall \alpha \in \mathbb{C}$ ;
- 三角不等式:  $\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x}\| + \|\mathbf{y}\|, \forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{C}^n$ .

例 3.2. 常见的向量范数有以下几种:

- $\infty$ -范数:  $\|\mathbf{x}\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$ ;
- 1-范数:  $\|\mathbf{x}\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$ ;
- 2-范数:  $\|\mathbf{x}\|_2 = (\sum_{i=1}^n |x_i|^2)^{\frac{1}{2}}$ .

我们最常用的就是 2-范数, 它也就是欧几里得距离。1-范数和  $\infty$ -范数在某些情况下也会用到。在物流配送中, 假设一个城市有多个配送点, 每个配送点需要配送的货物量可视为向量的元素。1-范数可以用来计算总的货物配送量, 方便物流公司提前规划车辆的运载能力、安排配送资源等。比如, 某物流公司负责向 5 个不同的超市送货, 每个超市的订货量分别为  $x_1, \dots, x_5$ , 则

$$\|\mathbf{x}\|_1 = |x_1| + |x_2| + |x_3| + |x_4| + |x_5|$$

就表示总的配送量。在图像识别中, 当比较两幅图像的差异时, 可以将图像的像素值差异构成一个向量。无穷范数表示两幅图像在所有像素点上差异的最大值。比如, 在检测图像的篡改时, 计算原始图像和疑似篡改图像对应像素点的差值向量, 通过分析其无穷范数, 能快速判断是否存在某个像素区域的差异过大, 进而确定图像是否被篡改以及篡改的严重程度。

将上面三种范数进行推广, 我们可以得到  $p$ -范数的概念。

定义 3.3. 设  $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^n$ ,  $p \geq 1$ , 则  $p$ -范数定义为

$$\|\mathbf{x}\|_p = \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}.$$

请注意, 当  $p < 1$  时, 我们可以验证上面这个函数并不满足三条范数公理, 因此不是范数。

现在我们总结一下向量范数的性质:

- (1) (等价性) 任何两种范数等价, 即对任意两种范数  $f_1, f_2$ , 存在常数  $m, M > 0$ , 使得

$$mf_1(\mathbf{x}) \leq f_2(\mathbf{x}) \leq Mf_1(\mathbf{x}), \forall \mathbf{x} \in \mathbb{C}^n.$$

证明. 我们只需要证明任何范数  $f$  都与 1-范数等价即可。设  $\mathcal{D} = \{\mathbf{x} : \|\mathbf{x}\|_1 = 1\}$ , 则有  $\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|_1} \in \mathcal{D}$ . 由于  $\mathcal{D}$  是一个闭集, 因此  $f(\mathbf{x})$  在  $\mathcal{D}$  上有最小值  $m$  和最大值  $M$ . 因此, 我们有

$$m \leq f\left(\frac{\mathbf{x}}{\|\mathbf{x}\|_1}\right) = \frac{f(\mathbf{x})}{\|\mathbf{x}\|_1} \leq M, \forall \mathbf{x} \in \mathbb{C}^n.$$

于是，我们有

$$m\|\mathbf{x}\|_1 \leq f(\mathbf{x}) \leq M\|\mathbf{x}\|_1, \forall \mathbf{x} \in \mathbb{C}^n.$$

因此任何范数都与 1-范数等价，亦即任何两种范数等价。  $\square$

(2) (收敛性) 依范数收敛等价于依坐标收敛。

证明. 在本部分证明中，下标表示第几个向量，上标表示向量的第几个元素。

依坐标收敛  $\Rightarrow$  依范数收敛：设有  $\mathbf{x}_k \rightarrow \mathbf{x}$ ，则对任意  $\varepsilon > 0$ ，存在  $N_\varepsilon \in \mathbb{N}$ ，有

$$|x_k^i - x^i| < \varepsilon, \forall i \in \{1, \dots, n\}, k > N_\varepsilon.$$

于是， $\mathbf{x}_k - \mathbf{x}$  的 1-范数为

$$\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_k^i - x^i| < n\varepsilon.$$

因此， $\mathbf{x}_k \rightarrow \mathbf{x}$  依 1-范数收敛，亦即依任何范数收敛。

依范数收敛  $\Rightarrow$  依坐标收敛：设有  $\mathbf{x}_k \rightarrow \mathbf{x}$  依范数收敛，则对任意  $\varepsilon > 0$ ，存在  $N_\varepsilon \in \mathbb{N}$ ，有

$$\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}\|_\infty < \varepsilon, \forall k > N_\varepsilon.$$

亦即

$$\max_{1 \leq i \leq n} |x_k^i - x^i| < \varepsilon, \forall k > N_\varepsilon.$$

因此， $|x_k^i - x^i| < \varepsilon, \forall i \in \{1, \dots, n\}, k > N_\varepsilon$ . 亦即  $\mathbf{x}_k \rightarrow \mathbf{x}$  依坐标收敛。  $\square$

(3) (连续性) 范数是关于坐标的连续函数。

证明. 设有  $\mathbf{x}_k \rightarrow \mathbf{x}$ ，则对任意  $\varepsilon > 0$ ，存在  $N_\varepsilon \in \mathbb{N}$ ，有

$$\|\mathbf{x}_k - \mathbf{x}\| < \varepsilon, \forall k > N_\varepsilon.$$

我们先来推导一个不等式：

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| \geq \left| \|\mathbf{x}\| - \|\mathbf{y}\| \right|.$$

由三角不等式，我们有

$$\begin{aligned} \|\mathbf{x}\| &= \|(\mathbf{x} - \mathbf{y}) + \mathbf{y}\| && \leq \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| + \|\mathbf{y}\| \\ \|\mathbf{y}\| &= \|(\mathbf{y} - \mathbf{x}) + \mathbf{x}\| && \leq \|\mathbf{y} - \mathbf{x}\| + \|\mathbf{x}\| = \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| + \|\mathbf{x}\| \end{aligned}$$

移项即得上面的不等式。

于是，我们有

$$||\boldsymbol{x}_k| - |\boldsymbol{x}|| \leq \|\boldsymbol{x}_k - \boldsymbol{x}\| < \varepsilon, \forall k > N_\varepsilon.$$

因此， $\|\boldsymbol{x}_k\| \rightarrow \|\boldsymbol{x}\|$ .

□