

第一章 线性空间上的线性算子

§ 1 线性空间

1.1 线性空间的定义及基本性质

一、数环与数域

定义 1-1 设 Z 为非空数集且其中任何两个相同或互异的数之和、差与积仍属于 Z (即数集关于加、减、乘法运算封闭), 则说 Z 是一个**数环**.

根据数环的定义有:

1° 只含一个 0 的数集 $Z = \{0\}$ 显然是个数环, 而且是最小的数环;

2° 任何数环 Z 必含有 0. 因为若 $a \in Z$, 则 $a - a = 0 \in Z$;

3° 若 $a \in Z$, 则 $-a \in Z$. 因为 $0 - a = -a \in Z$.

定义 1-2 如果 P 是至少含有两个互异数的数环, 并且其中任何两个数 a 与 b 之商 ($b \neq 0$) 仍属于 P (换言之, 数集关于四则运算都封闭), 则说 P 是一个**数域**.

根据数域的定义有:

1° 任何数域 P 中必含有 0 与 1, 因为 P 中至少有一个数 $a \neq 0$, 而 $a/a = 1 \in P$;

2° 若 $a \neq 0$, 则 $1/a = a^{-1} \in P$.

★ 全体整数 (包括 0) 组成一个数域;

全体有理数组成一个数域, 叫做有理数域, 记为 Q ;

全体实数组成一个数域, 叫做实数域, 记为 R ;

全体复数组成一个数域, 叫做复数域, 记为 C .

二、线性空间

定义 1-3 设 V 是一个非空集合*, P 是一个数域. 如果 V 满足如下两个条件:

1. 在 V 中定义一个封闭的加法运算, 即当 $\vec{x}, \vec{y} \in V$ 时, 有唯一的和 $\vec{x} + \vec{y} \in V$, 并且加法运算满足四条性质:

(1) $\vec{x} + \vec{y} = \vec{y} + \vec{x}$ (交换律);

* 前提条件, 证明时不可缺.

$$(2) \vec{x} + (\vec{y} + \vec{z}) = (\vec{x} + \vec{y}) + \vec{z} \quad (\text{结合律});$$

$$(3) \text{ 存在零元素 } \vec{0} \in V, \text{ 对于 } V \text{ 中任何一个元素 } \vec{x} \text{ 都有 } \vec{x} + \vec{0} = \vec{x}^*;$$

$$(4) \text{ 存在负元素, 即对任一元素 } \vec{x} \in V, \text{ 存在一元素 } \vec{y} \in V, \text{ 使 } \vec{x} + \vec{y} = \vec{0}, \text{ 且称 } \vec{y} \text{ 为 } \vec{x} \text{ 的负元素, 记为 } -\vec{x}, \text{ 于是有 } \vec{x} + (-\vec{x}) = \vec{0}.$$

2. 在 V 中定义一个封闭的数乘运算 (数与元素的乘法), 即当 $\vec{x} \in V, \lambda \in P$ 时, 有唯一的 $\lambda\vec{x} \in V$, 且数乘运算满足四条性质:

$$(5) (\lambda + \mu)\vec{x} = \lambda\vec{x} + \mu\vec{x} \quad (\text{分配律});$$

$$(6) \lambda(\vec{x} + \vec{y}) = \lambda\vec{x} + \lambda\vec{y} \quad (\text{数因子分配律});$$

$$(7) \lambda(\mu\vec{x}) = (\lambda\mu)\vec{x} \quad (\text{结合律});$$

$$(8) 1 \cdot \vec{x} = \vec{x}.$$

其中 $\vec{x}, \vec{y}, \vec{z}$ 表示 V 中任意元素; λ, μ 是数域 P 中任意数; 1 是数域 P 中的单位数.

这时, 我们说 V 是数域 P 上的线性空间.

★ 不是线性空间的例子:

① 次数等于 $n(n \geq 1)$ 的多项式的集合, 关于通常的多项式加法与数乘运算是不能构成线性空间的. 举例: $f(x) = x^n + x, g(x) = -x^n + 1$, 则 $f(x) + g(x) = x + 1$ 不属于原来集合;

② 平面上全体向量组成的集合, 对于通常意义下的向量加法和如下定义的数乘 $k \cdot \vec{\alpha} = \vec{0}$ 虽然对两种运算都封闭, 但不满足运算规律 (8).

例: 设数域为 R , 集合为 $V = \{\vec{\alpha} | \vec{\alpha} = (\xi_1, \xi_2), \xi_i \in R\}$. 对于 $\vec{\alpha} = (\xi_1, \xi_2), \vec{\beta} = (\eta_1, \eta_2)$ 及 $k \in R$, 指定两种线性运算如下:

$$(1) \text{ 加法运算 } \vec{\alpha} + \vec{\beta} = (\xi_1 + \eta_1, \xi_2 + \eta_2) \quad \text{数乘运算 } k \circ \vec{\alpha} = (k\xi_1, \xi_2)$$

$$(2) \text{ 加法运算 } \vec{\alpha} \oplus \vec{\beta} = (\xi_1 + \eta_1, \xi_2 + \eta_2 + \xi_1\eta_1)$$

$$\text{数乘运算 } k \odot \vec{\alpha} = (k\xi_1, k\xi_2 + \frac{1}{2}k(k-1)\xi_1^2)$$

分别判断 V 是否构成 R 上的线性空间.

* 确定线性空间中零元素的方法: 设 $\vec{y} \in V$ 满足 $\vec{x} + \vec{y} = \vec{0} (\forall \vec{x} \in V)$, 则 $\vec{y} = \vec{0}$.

解：在运算方式（1）之下，考虑 $\vec{\alpha} = (1, 1) \in V$ 及 $k, l \in R$.

$$\because (k+l) \circ \vec{\alpha} = (k+l, 1), \quad k \circ \vec{\alpha} + l \circ \vec{\alpha} = (k, 1) + (l, 1) = (k+l, 2)$$

$\therefore (k+l) \circ \vec{\alpha} \neq k \circ \vec{\alpha} + l \circ \vec{\alpha}$ 即元素对数乘运算的分配律不成立，故 V 不能构成 R 上的线性空间.

在运算方式（2）之下，显然 $\vec{\alpha} \oplus \vec{\beta} \in V, k \odot \vec{\alpha} \in V$ ，及线性运算封闭. 再设 $\vec{\gamma} = (t_1, t_2) \in V, l \in R$ ，则有

$$\begin{aligned} \vec{\alpha} \oplus (\vec{\beta} \oplus \vec{\gamma}) &= (\xi_1, \xi_2) \oplus (\eta_1 + t_1, \eta_2 + t_2 + \xi_1 t_1) \\ &= (\xi_1 + (\eta_1 + t_1), \xi_2 + (\eta_2 + t_2 + \xi_1 t_1) + \xi_1(\eta_1 + t_1)) \\ \textcircled{1} \quad &= ((\xi_1 + \eta_1) + t_1, (\xi_2 + \eta_2 + \xi_1 \eta_1) + t_2 + (\xi_1 + \eta_1)t_1) \\ &= (\xi_1 + \eta_1, \xi_2 + \eta_2 + \xi_1 \eta_1) \oplus (t_1, t_2) = (\vec{\alpha} \oplus \vec{\beta}) \oplus \vec{\gamma} \\ \textcircled{2} \quad \vec{\alpha} \oplus \vec{\beta} &= (\xi_1 + \eta_1, \xi_2 + \eta_2 + \xi_1 \eta_1) = (\eta_1 + \xi_1, \eta_2 + \xi_2 + \eta_1 \xi_1) = \vec{\beta} \oplus \vec{\alpha}; \end{aligned}$$

③ 对于任意的 $\vec{\alpha} \in V$ ，由 $\vec{\alpha} \oplus \vec{\beta} = \vec{\alpha}$ 可得 $(\xi_1 + \eta_1, \xi_2 + \eta_2 + \xi_1 \eta_1) = (\xi_1, \xi_2)$ ，即 $\xi_1 + \eta_1 = \xi_1$ ， $\xi_2 + \eta_2 + \xi_1 \eta_1 = \xi_2$ ，解之得 $\eta_1 = 0, \eta_2 = 0$ ，于是得 $\vec{0} = (0, 0)$ ，满足 $\vec{\alpha} \oplus \vec{0} = \vec{\alpha}$ ；

④ 对于任意的 $\vec{\alpha} \in V$ ，由 $\vec{\alpha} \oplus \vec{\beta} = \vec{0}$ 可得 $(\xi_1 + \eta_1, \xi_2 + \eta_2 + \xi_1 \eta_1) = (0, 0)$ ，即 $\xi_1 + \eta_1 = 0$ ， $\xi_2 + \eta_2 + \xi_1 \eta_1 = 0$ ，解之得 $\eta_1 = -\xi_1, \eta_2 = \xi_1^2 - \xi_2$ ，于是 $-\vec{\alpha} = (-\xi_1, \xi_1^2 - \xi_2)$ 满足 $\vec{\alpha} \oplus (-\vec{\alpha}) = \vec{0}$ ；

$$\begin{aligned} \because k \odot (\vec{\alpha} + \vec{\beta}) &= k \odot (\xi_1 + \eta_1, \xi_2 + \eta_2 + \xi_1 \eta_1) \\ \textcircled{5} \quad &= (k(\xi_1 + \eta_1), k(\xi_2 + \eta_2 + \xi_1 \eta_1) + \frac{1}{2}k(k-1)(\xi_1 + \eta_1)^2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} k \odot \vec{\alpha} \oplus k \odot \vec{\beta} &= (k\xi_1, k\xi_2 + \frac{1}{2}k(k-1)\xi_1^2) \oplus (k\eta_1, k\eta_2 + \frac{1}{2}k(k-1)\eta_1^2) \\ &= (k\xi_1 + k\eta_1, k\xi_2 + \frac{1}{2}k(k-1)\xi_1^2 + k\eta_2 + \frac{1}{2}k(k-1)\eta_1^2 + (k\xi_1)(k\eta_1)) \\ &= (k(\xi_1 + \eta_1), k(\xi_2 + \eta_2) + \frac{1}{2}k(k-1)(\xi_1^2 + \eta_1^2) + k^2\xi_1\eta_1) \\ &= (k(\xi_1 + \eta_1), k(\xi_2 + \eta_2 + \xi_1\eta_1) + \frac{1}{2}k(k-1)(\xi_1 + \eta_1)^2) \end{aligned}$$

$$\therefore k \odot (\vec{\alpha} + \vec{\beta}) = k \odot \vec{\alpha} \oplus k \odot \vec{\beta};$$

$$\textcircled{6} \because (k+l) \odot \vec{\alpha} = ((k+l)\xi_1, (k+l)\xi_2 + \frac{1}{2}(k+l)(k+l-1)\xi_1^2),$$

$$\begin{aligned} k \odot \vec{\alpha} \oplus l \odot \vec{\alpha} &= (k\xi_1, k\xi_2 + \frac{1}{2}k(k-1)\xi_1^2) \oplus (l\xi_1, l\xi_2 + \frac{1}{2}l(l-1)\xi_1^2) \\ &= (k\xi_1 + l\xi_1, k\xi_2 + \frac{1}{2}k(k-1)\xi_1^2 + l\xi_2 + \frac{1}{2}l(l-1)\xi_1^2 + (k\xi_1)(l\xi_1)) \\ &= ((k+l)\xi_1, (k+l)\xi_2 + \frac{1}{2}(k+l)(k+l-1)\xi_1^2) \end{aligned}$$

$$\therefore (k+l) \odot \vec{\alpha} = k \odot \vec{\alpha} \oplus l \odot \vec{\alpha};$$

$$\textcircled{7} \because (kl) \odot \vec{\alpha} = ((kl)\xi_1, (kl)\xi_2 + \frac{1}{2}(kl)(kl-1)\xi_1^2),$$

$$\begin{aligned} k \odot (l \odot \vec{\alpha}) &= k \odot (l\xi_1, l\xi_2 + \frac{1}{2}l(l-1)\xi_1^2) = (kl\xi_1, kl\xi_2 + \frac{1}{2}kl(l-1)\xi_1^2 + \frac{1}{2}k(k-1)(l\xi_1)^2) \\ &= ((kl)\xi_1, (kl)\xi_2 + \frac{1}{2}(kl)(kl-1)\xi_1^2) \end{aligned}$$

$$\therefore (kl) \odot \vec{\alpha} = k \odot (l \odot \vec{\alpha})$$

$$\textcircled{8} 1 \odot \vec{\alpha} = (1 \times \xi_1, 1 \times \xi_2 + \frac{1}{2} \times 1 \times (1-1) \times \xi_1^2) = (\xi_1, \xi_2) = \vec{\alpha}$$

故在运算方式(2)下 V 构成 R 上的线性空间*.

三、线性空间的基本性质

性质 1 线性空间的零元素是唯一的.

性质 2 任一元素的负元素是唯一的.

性质 3 设 $\lambda, 0, -1, 1 \in P$, $\vec{x}, -\vec{x}, \vec{0} \in V$, 则 1、 $0\vec{x} = \vec{0}$; 2、 $(-1)\vec{x} = -\vec{x}$; 3、 $\lambda\vec{0} = \vec{0}$;

4、若 $\lambda\vec{x} = \vec{0}$, 则 $\lambda = 0$ 或 $\vec{x} = \vec{0}$.

证明: $\because \vec{x} + 0\vec{x} = 1\vec{x} + 0\vec{x} = (1+0)\vec{x} = \vec{x}$, $\therefore 0\vec{x} = \vec{0}$;

$\because \vec{x} + (-1)\vec{x} = 1\vec{x} + (-1)\vec{x} = [1+(-1)]\vec{x} = 0\vec{x} = \vec{0}$, $\therefore (-1)\vec{x} = -\vec{x}$;

假设 $\lambda \neq 0$ 且 $\vec{x} \neq \vec{0}$, 那么 $\vec{x} = 1\vec{x} = (\lambda \frac{1}{\lambda})\vec{x} = \frac{1}{\lambda}(\lambda\vec{x}) = \vec{0}$, 与假设矛盾, 故 $\lambda \neq 0$ 与

$\vec{x} = \vec{0}$ 不能同时成立.

* 对于一个具体的线性空间, 如果指定的线性运算方式不是通常的, 那么, 相应的零元素和负元素可能与通常的形式不同; 另外, 线性空间的定义离不开数域, 对不同的数域, 同一个集合能构成线性空间, 也可能不构成线性空间. 如: 复数集合 C 既是复数域 C 上的线性空间 (记为 V_C), 又是实数域 R 上的线性空间 (记为 V_R), $(1, i)$ 在 V_C 中线性相关, 在 V_R 中线性无关.

定义 1-4 只含一个元素的线性空间叫做**零空间**，显然，这个元素便是零元。

四、线性空间的基、维数与坐标

★ 根据线性空间的定义，有限个向量组成的集合，总不能满足加法及数乘运算的封闭性，所以除只由一个零向量构成的零空间 $\{\vec{0}\}$ 外，一般线性空间都有无穷多个向量。

如果 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_r (r \geq 1)$ 为线性空间 V 中一组向量， k_1, k_2, \dots, k_r 是数域 P 中的数，那么向量 $\vec{x} = k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \dots + k_r \vec{x}_r$ 称为向量 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_r$ 的一个**线性组合**，有时也说向量 \vec{x} 可用向量 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_r$ **线性表示**。如果 k_1, k_2, \dots, k_r 不全为零，且使 $k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \dots + k_r \vec{x}_r = \vec{0}$ ，则称向量组 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_r$ **线性相关**，否则就称其**线性无关**。换句话说，只有在 $k_1 = k_2 = \dots = k_r = 0$ 时才成立，称 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_r$ 线性无关。

显然，如果 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_r$ 中有一为零元，则这 r 个元素必然是线性相关的*。

根据定义， R^n 中的两个向量组 $\begin{cases} \vec{\varepsilon}_1 = (1, 0, \dots, 0) \\ \vec{\varepsilon}_2 = (0, 1, \dots, 0) \\ \dots\dots\dots \\ \vec{\varepsilon}_n = (0, 0, \dots, 1) \end{cases}$ 及 $\begin{cases} \vec{\varepsilon}'_1 = (1, 1, \dots, 1, 1) \\ \vec{\varepsilon}'_2 = (0, 1, \dots, 1, 1) \\ \dots\dots\dots \\ \vec{\varepsilon}'_n = (0, 0, \dots, 0, 1) \end{cases}$ 都是线性无关的。

例：讨论 $R^{2 \times 2}$ 的矩阵组 $A_1 = \begin{bmatrix} a & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 1 & a \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, A_3 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ a & 1 \end{bmatrix}, A_4 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & a \end{bmatrix}$ 的线性相关性。

解：设有一组数 $k_1, k_2, k_3, k_4 \in R$ ，使得 $k_1 A_1 + k_2 A_2 + k_3 A_3 + k_4 A_4 = O$ ，即得

$$\begin{cases} ak_1 + k_2 + k_3 + k_4 = 0 \\ k_1 + ak_2 + k_3 + k_4 = 0 \\ k_1 + k_2 + ak_3 + k_4 = 0 \\ k_1 + k_2 + k_3 + ak_4 = 0 \end{cases}, \text{ 该齐次线性方程组的系数行列式为}$$

$$\begin{vmatrix} a & 1 & 1 & 1 \\ 1 & a & 1 & 1 \\ 1 & 1 & a & 1 \\ 1 & 1 & 1 & a \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 3+a & 1 & 1 & 1 \\ 3+a & a & 1 & 1 \\ 3+a & 1 & a & 1 \\ 3+a & 1 & 1 & a \end{vmatrix} = (a+3) \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & a & 1 & 1 \\ 1 & 1 & a & 1 \\ 1 & 1 & 1 & a \end{vmatrix} = (a+3) \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & a-1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & a-1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & a-1 \end{vmatrix} \\ = (a+3)(a-1)^3$$

* 可假设 $\vec{x}_i = \vec{0} (1 \leq i \leq n), \Rightarrow \exists k_i \neq 0$ 满足条件。

根据克拉默法则, 当 $a \neq -3$ 且 $a \neq 1$ 时, 齐次线性方程组只有零解, 从而 A_1, A_2, A_3, A_4 线性无关; 当 $a = -3$ 或 $a = 1$ 时, 齐次线性方程组有非零解, 从而 A_1, A_2, A_3, A_4 线性相关.

$$f_1(t) = a + t + t^2 + t^3$$

例: 讨论 $P[t]_3$ 的多项式组 $f_2(t) = 1 + at + t^2 + t^3$ 的线性相关性.

$$f_3(t) = 1 + t + 2t^2 + t^3$$

解: 取 $P[t]_3$ 的简单基 $1, t, t^2, t^3$, $f_i(t) (i=1, 2, 3)$ 在该基下的坐标依次为 $\vec{\beta}_1 = \begin{pmatrix} a \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$, $\vec{\beta}_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ a \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$,

$$\vec{\beta}_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \therefore A = \begin{pmatrix} a & 1 & 1 \\ 1 & a & 1 \\ 1 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a & 1 \\ 1 & 1 & 2 \\ a & 1 & 1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & a-1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ a-1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & a-1 & 0 \\ a-1 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

\therefore 当 $a \neq 1$ 时 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, $R(A) = 3$, 从而 $f_1(t), f_2(t), f_3(t)$ 线性无关; 当 $a = 1$ 时

$R(A) = 2$, 从而 $f_1(t), f_2(t), f_3(t)$ 线性相关.

例: 设 V 是数域 R 上所有实函数构成的线性空间, 讨论 V 中元素组 t, e^t, e^{2t} 的线性相关性.

解: 设一组数 $k_1, k_2, k_3 \in R$ 使得 $k_1 t + k_2 e^t + k_3 e^{2t} = 0$, 该式两端对 t 求一阶和二阶导数,

$$\begin{cases} tk_1 + e^t k_2 + e^{2t} k_3 = 0 \\ k_1 + e^t k_2 + 2e^{2t} k_3 = 0 \\ e^t k_2 + 4e^{2t} k_3 = 0 \end{cases}$$

联立后得到

$$\begin{vmatrix} t & e^t & e^{2t} \\ 1 & e^t & 2e^{2t} \\ 0 & e^t & 4e^{2t} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} t & e^t & e^{2t} \\ 1-t & 0 & e^{2t} \\ -t & 0 & 3e^{2t} \end{vmatrix} = e^{3t}(2t-3), \quad \text{当 } t = \frac{3}{2} \text{ 时, 方程组有非零解, 即 } t, e^t, e^{2t}$$

线性无关, 当 $t \neq \frac{3}{2}$ 时, 方程组只有零解, 即 t, e^t, e^{2t} 线性相关.

命题 1-1 $r \geq 2$ 时, V 中的向量组 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_r$ 线性相关的充要条件是其中至少有一个向量可由向量组中其余向量线性表示; 而线性无关的充要条件则是其中每一个向量都不能由向量

量组中其余向量线性表示.

命题 1-2 若 V 中向量组的子向量线性相关, 则该向量组也线性相关.

命题 1-3 若 V 中某向量组线性无关, 则其任一子向量组也线性无关.

定义 1-5 设 V 是数域 P 上的线性空间, $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ ($n \geq 1$) 是属于 V 的任意 n 个向量, 如果它满足:

(1) $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 线性无关;

(2) V 中任一向量 \vec{x} 均可由 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 来线性表示, 则称 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 是 V 的一组基 (或基底), 并称 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 为基向量.

线性空间 V 的基向量所含向量的个数 n , 称为线性空间 V 的维数, 记为 $\dim V = n$, 并称 V 为 n 维线性空间, 可简记为 V^n . *

维数实际上就是 V 中线性无关向量组中向量的最大个数; 而基只不过是 V 中的最大线性无关组而已.

一个线性空间的基不是唯一的, 线性空间里不同基所含向量的个数是相等的, 即线性空间的维数是确定的.

例: 求实数域上全体 n 阶实对称矩阵构成的线性空间 $S^{n \times n}$ 的基与维数.

解: 选取 $S^{n \times n}$ 中的一组矩阵: $F_{ii} = E_{ii}$ ($i=1, 2, \dots, n$), $F_{ij} = E_{ij} + E_{ji}$ ($i < j, i, j=1, 2, \dots, n$)

设 $A = (a_{ij})_{n \times n} \in S^{n \times n}$, 则有 $a_{ij} = a_{ji}$, 从而 $A = \sum_{i \leq j} a_{ij} F_{ij}$. 有一组数

$$k_{ij} (i \leq j, i, j=1, 2, \dots, n) \text{ 使得 } \sum_{i \leq j} k_{ij} F_{ij} = O, \text{ 即有 } \begin{pmatrix} k_{11} & k_{12} & \cdots & k_{1n} \\ k_{12} & k_{22} & \cdots & k_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ k_{1n} & k_{2n} & \cdots & k_{nn} \end{pmatrix} = O, \text{ 则必有}$$

$k_{ij} = 0$ ($i \leq j, i, j=1, 2, \dots, n$), 从而矩阵组 $F_{11}, F_{12}, \dots, F_{1n}, F_{22}, F_{23}, \dots, F_{nn}$ 线性无关. 由

定义可知, 该矩阵组是 $S^{n \times n}$ 的一个基, 且

$$\dim S^{n \times n} = n + (n-1) + \cdots + 2 + 1 = \frac{n(n+1)}{2}.$$

例: 全体 $m \times n$ 阶实矩阵的集合构成一个实线性空间 (对于矩阵加法和数对矩阵的数乘运算), 求其维数.

解: 一个直接的方法就是找一个最大线性无关组, 其元素尽可能简单.

令 E_{ij} 为这样的一个 $m \times n$ 阶矩阵, 其 (i, j) 位元素为 1, 其余元素为零.

* 通常求维数的方法: 若 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 线性无关, $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 即为一组基, 维数 n ; 若 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 线性相关, 则求它的一个最大无关组.

显然，这样的矩阵共有 mn 个，构成一个具有 mn 个元素的线性无关元素组 $\{E_{11}, E_{12}, \dots, E_{1n}; E_{21}, E_{22}, \dots, E_{2n}; \dots; E_{m1}, E_{m2}, \dots, E_{mn}\}$ 。另一方面，还需说明元素个数最大。对于任意的 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ ，都可由以上元素组线性表示， $A = \sum_{i,j} a_{ij} E_{ij}$

即 $\{E_{ij} | i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, n\}$ 构成了最大线性无关元素组，所以该空间的维数为 mn 。

定理 1-1 设 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 是 V^n 的一组基，对于任何向量 $\vec{x} \in V^n$ ，则它可唯一地用 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 线性表示。

定义 1-6 设 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 是线性空间 V^n 的一组基，对于任一向量 $\vec{x} \in V^n$ ，总有且仅有一组有序数 x_1, x_2, \dots, x_n 使 $\vec{x} = x_1 \vec{x}_1 + x_2 \vec{x}_2 + \dots + x_n \vec{x}_n$ ， x_1, x_2, \dots, x_n 这组有序数就称为向量 \vec{x} 在基 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 下的**坐标**，并记作 $\vec{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 或 $\vec{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 。

同一向量 \vec{x} 在不同的基（或称**坐标系**）下的坐标往往不同。例如：在线性空间 $P[x]_n$ 中，多项式 $f(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_nx^n$ 在基 $1, x, x^2, \dots, x^n$ 下的坐标就是它的系数构成的行向量 (a_0, a_1, \dots, a_n) 。在另一组基 $1, (x-a), (x-a)^2, \dots, (x-a)^n$ 下的坐标为

$$\left(f(a), f'(a), \frac{f''(a)}{2!}, \dots, \frac{f^{(n)}(a)}{n!}\right)$$

$$\left(\because f(x) = f(a) + f'(a)(x-a) + \frac{f''(a)(x-a)^2}{2!} + \dots + \frac{f^{(n)}(a)(x-a)^n}{n!}\right)$$

五、基变换与坐标变换

设 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 及 $\vec{e}'_1, \vec{e}'_2, \dots, \vec{e}'_n$ 是 V^n 中的两组基，且 $(\vec{e}'_1, \vec{e}'_2, \dots, \vec{e}'_n) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n)C^*$ ，其

中矩阵 $C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nn} \end{bmatrix}$ ，称为由旧基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 变到新基 $\vec{e}'_1, \vec{e}'_2, \dots, \vec{e}'_n$ 的**过渡矩阵**。

阵。由于 $\vec{e}'_1, \vec{e}'_2, \dots, \vec{e}'_n$ 线性无关，故过渡矩阵 C 可逆，即 C^{-1} 存在。

设 $\vec{x} \in V^n$ ，且 \vec{x} 在两组基下的坐标分别为 $\vec{\alpha} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 及 $\vec{\beta} = (x'_1, x'_2, \dots, x'_n)^T$ ，

* 注意矩阵 C 的位置以及哪个是旧基，哪个是新基。

$\vec{x} = x_1 \vec{e}_1 + x_2 \vec{e}_2 + \cdots + x_n \vec{e}_n = x_1' \vec{e}_1' + x_2' \vec{e}_2' + \cdots + x_n' \vec{e}_n'$ ，写成矩阵形式即为

$$\vec{x} = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \cdots, \vec{e}_n) \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = (\vec{e}_1', \vec{e}_2', \cdots, \vec{e}_n') \begin{bmatrix} x_1' \\ x_2' \\ \vdots \\ x_n' \end{bmatrix} = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \cdots, \vec{e}_n) C \begin{bmatrix} x_1' \\ x_2' \\ \vdots \\ x_n' \end{bmatrix}, \text{ 由于 } \vec{e}_1, \vec{e}_2, \cdots, \vec{e}_n \text{ 线性无关}$$

且为基，故有 $\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = C \begin{bmatrix} x_1' \\ x_2' \\ \vdots \\ x_n' \end{bmatrix}$ ，由 C 可逆，故 $\begin{bmatrix} x_1' \\ x_2' \\ \vdots \\ x_n' \end{bmatrix} = C^{-1} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$ ，即 $\vec{\alpha} = C \vec{\beta}^*$ ，或 $\vec{\beta} = C^{-1} \vec{\alpha}$ 。

试证明存在 $\vec{0} \neq \vec{x} \in V^n$ ，使得 \vec{x} 在两组基下有相同坐标的充要条件是 1 为 C 的一个特征值。

证：必要性。若 $\vec{\alpha} = \vec{\beta}$ ，则由坐标变换公式 $\vec{\alpha} = C \vec{\beta}$ 可得 $C \vec{\beta} = 1 \vec{\beta}$ ，因为 $\vec{\beta} \neq \vec{0}$ ，所以 1 为 C 的一个特征值。

充分性。若 1 为 C 的一个特征值，取 C 的对应于特征 1 的特征向量作为 $\vec{\beta}$ ，则有 $C \vec{\beta} = 1 \vec{\beta}$ 。那么 $\vec{x} = (\vec{e}_1', \vec{e}_2', \cdots, \vec{e}_n') \vec{\beta} \neq \vec{0}$ ，根据坐标变换公式， $\vec{\alpha} = C \vec{\beta} = \vec{\beta}$ 。

例：设 $P[t]_3$ 的两个基为：

$$(I) \quad f_1(t) = 1, f_2(t) = 1+t, f_3(t) = 1+t+t^2, f_4(t) = 1+t+t^2+t^3$$

$$(II) \quad g_1(t) = 1+t^2+t^3, g_2(t) = t+t^2+t^3, g_3(t) = 1+t+t^2, g_4(t) = 1+t+t^3$$

(1) 求由基 (I) 改变为基 (II) 的过渡矩阵；

(2) 求 $P[t]_3$ 中在基 (I) 和基 (II) 下有相同坐标的全体多项式。

解：(1) 取 $P[t]_3$ 的简单基 $1, t, t^2, t^3$ ，则由简单基到基 (I) 和基 (II) 的过渡矩阵分别为

$$C_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, C_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \text{ 则有 } (f_1, f_2, f_3, f_4) = (1, t, t^2, t^3) C_1, \text{ 且}$$

$$(g_1, g_2, g_3, g_4) = (1, t, t^2, t^3) C_2 = (f_1, f_2, f_3, f_4) C_1^{-1} C_2, \text{ 那么由基 (I) 改变为基 (II)}$$

的过渡矩阵则为 $C = C_1^{-1} C_2$ ，显然 $|C_1| \neq 0$ ，所以 C_1^{-1} 存在，下面求 C_1^{-1} 。

* $\vec{\alpha}, \vec{\beta}$ 均为列向量，注意三者的位置。

$$(C_1|E) = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \text{ 所以有}$$

$$C_1^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \text{ 那么 } C = C_1^{-1}C_2 = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

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

(2) 设 $f(t) \in P[t]_3$ 在基 (I) 和基 (II) 下的坐标分别为 $\vec{\alpha} = (\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4)^T$,

$\vec{\beta} = (\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4)^T$, 根据坐标变换公式可得 $\vec{\alpha} = C\vec{\beta}$, 现要求 $\vec{\alpha} = \vec{\beta}$, 即有

$$(E - C)\vec{\beta} = \vec{0}, \quad E - C = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 齐次线性方程组的}$$

通解为 $\vec{\beta} = k(0, 0, 1, 0)^T (k \in R)$, 于是在基 (I) 和基 (II) 下有相同坐标的全体多

项式为 $f(t) = (g_1(t), g_2(t), g_3(t), g_4(t))\beta = kg_3(t) = k + kt + kt^2 (k \in R)$.

1.2 线性子空间

一、子空间的概念

定义 1-7 设 V_1 是数域 P 上线性空间 V 的一个子集合, 且这个子集合对 V 已有的加法及数乘运算也构成线性空间, 则称 V_1 为 V 的**线性子空间**, 简称**子空间**, 记为 $V_1 \subseteq V$, 当 $V_1 \neq V$ 时, 记为 $V_1 \subset V$.

定理 1-2 设 V_1 是线性空间 V 的一个非空子集合, 则 V_1 是 V 的一个子空间的充要条件为:

(1) 如果 $\vec{x}, \vec{y} \in V_1$, 则 $\vec{x} + \vec{y} \in V_1$; (2) 如果 $\vec{x} \in V_1$, $k \in P$, 则 $k\vec{x} \in V_1$.

容易看出, 每个线性空间至少有两个子空间, 一个是它自身, 另一个是仅由零向量所构成的

子集合，称后者为**零子空间**。这两个子空间通常称为**平凡子空间**，而其他的子空间称为**非平凡子空间**（或**真子空间**）。

任何一个线性子空间的维数不能超过整个空间的维数，即有 $\dim V_1 \leq \dim V$ 。

设 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_m$ 是线性空间 V 中一组向量，由这组向量所有可能的线性组合的集合 $V_1 = \{k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \dots + k_m \vec{x}_m\}$ 是非空的，验证 V_1 是 V 的一个子空间，这个子空间叫做 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_m$ **生成的子空间**，记为 $Span(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_m) = \{k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \dots + k_m \vec{x}_m\}$ 。

常用的子空间有：

$$R^n = Span(\vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \dots, \vec{\varepsilon}_n), \vec{\varepsilon}_i = (0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)^T \text{ (第 } i \text{ 位是 } 1), \dim R^n = n;$$

$$R^{m \times n} = Span(E_{11}, E_{12}, \dots, E_{1n}, E_{21}, E_{22}, \dots, E_{mn}), \dim R^{m \times n} = mn;$$

$$P[x]_n = Span(1, x, x^2, \dots, x^n), \dim P[x]_n = n+1.$$

例：给定矩阵 $P \in R^{n \times n}$ ，判断 $R^{n \times n}$ 的子集 $V_1 = \{A \mid AP = PA, A \in R^{n \times n}\}$ 是否构成子空间。

解：因为 $O_{n \times n} \in V_1$ ，所以 V_1 非空。设 $A, B \in V_1$ ，则有 $AP = PA, BP = PB$ 。

$$\therefore (A+B)P = AP + BP = PA + PB = P(A+B);$$

$$(kA)P = k(AP) = k(PA) = P(kA), (k \in R)$$

$\therefore A+B \in V_1, kA \in V_1$ ，故 V_1 是 $R^{n \times n}$ 上的子空间。

★ 两个行列式为零的同阶方阵之和的行列式不一定为零。两个同阶幂等矩阵之和不一定是幂等矩阵。即 $V_1 = \{A \mid \det A = 0, A \in R^{2 \times 2}\}, V_2 = \{A \mid A^2 = A, A \in R^{2 \times 2}\}$ 不能构成子空间。

例：已知 $P = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$ 及 $R^{2 \times 2}$ 的子空间 $V_1 = \{A \mid AP = PA, A \in R^{2 \times 2}\}$

(1) 求 V_1 的基与维数；(2) 写出 V_1 中矩阵的一般形式。

$$\text{解：(1) 设 } A = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 \\ x_3 & x_4 \end{pmatrix} \in V_1, \text{ 则由 } AP = PA \text{ 得到 } \begin{pmatrix} x_1 & x_2 \\ x_3 & x_4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 & x_2 \\ x_3 & x_4 \end{pmatrix},$$

可得齐次线性方程组 $\begin{cases} 3x_1 + x_2 - 3x_4 = 0 \\ x_3 = 0 \end{cases}$ ，显然，系数矩阵的秩为 2，那么解空间的维数为

4-2=2, 即有 $\dim V_1 = 2$, 它的基础解系为 $(1, -3, 0, 0)^T, (1, 0, 0, 1)^T$, 从而得 V_1 的基为

$$A_1 = \begin{pmatrix} 1 & -3 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, A_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

(2) V_1 中矩阵的一般形式为 $A = k_1 A_1 + k_2 A_2 = \begin{pmatrix} k_1 + k_2 & -3k_1 \\ 0 & k_2 \end{pmatrix} (k_1, k_2 \in R)$.

二、子空间的交和

定义 1-8 设 V_1 和 V_2 是 n 维线性空间 V 的两个子空间, 由同时属于这两个子空间中的向量构成的子集合, 叫做 V_1 与 V_2 的**交**, 记作 $V_1 \cap V_2$.

定理 1-3 设 V_1, V_2 是数域 P 上的线性空间 V 的两个子空间, 则它们的交 $V_1 \cap V_2$ 也是 V 的子空间.

定义 1-9 设 V_1, V_2 是数域 P 上的线性空间 V 的两个子空间, 且 $\vec{x} \in V_1, \vec{y} \in V_2$, 由所有 $\vec{x} + \vec{y}$ 这样的向量构成的集合叫做 V_1 与 V_2 的**和**, 或**和空间**, 记作 $V_1 + V_2$.

定理 1-4 如果 V_1, V_2 是数域 P 上的线性空间 V 的两个子空间, 则它们的和 $V_1 + V_2$ 也是 V 的子空间.

定理 1-5 设 V_1 是数域 P 上 n 维线性空间 V 的一个 m 维子空间, $\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_m$ 是 V_1 的一组基, 那么向量必定可扩充为整个空间的基, 也就是说, 在 V 中必定能够找到 $n - m$ 个向量 $\vec{\alpha}_{m+1}, \vec{\alpha}_{m+2}, \dots, \vec{\alpha}_n$ 使得 $\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_n$ 是 V 的一组基.

定理 1-6 (维数公式) 设 V_1, V_2 是数域 P 上的线性空间 V 的两个子空间, 则

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

从公式可以看出, 两个子空间和的维数往往要比维数的和来得小.

定义 1-10 如果 $V_1 + V_2$ 中的任一向量只能唯一地表示为子空间 V_1 的一个向量与子空间 V_2 的一个向量的和, 则称 $V_1 + V_2$ 为**直和** (或**直接和**), 记为 $V_1 \oplus V_2$.

定理 1-6 和 $V_1 + V_2$ 是直和的充要条件为: V_1 与 V_2 之交 $V_1 \cap V_2$ 为零子空间, 即

$$V_1 \cap V_2 = \{\vec{0}\}$$

推论 1 和 $V_1 + V_2$ 是直和的充要条件为 $\dim(V_1 + V_2) = \dim V_1 + \dim V_2$.

推论 2 设 $V_1 + V_2$ 是直和, 若 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_{n_1}$ 是 V_1 的基, $\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_{n_2}$ 是 V_2 的基, 则

$\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_{n_1}; \vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_{n_2}$ 为 $V_1 \oplus V_2$ 的基.

定理 1-8 设 V_1 是 n 维线性空间 V 的一个子空间, 则一定存在 V 的一个子空间 V_2 , 使 $V = V_1 \oplus V_2$.

例: 设 $R^{2 \times 2}$ 的两个子空间为 $V_1 = \{A \mid A = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 \\ x_3 & x_4 \end{pmatrix}, x_1 - x_2 + x_3 - x_4 = 0\}$;

$$V_2 = \text{Span}(B_1, B_2), \quad B_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 3 \end{pmatrix}, B_2 = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

(1) 将 $V_1 \oplus V_2$ 表示为生成子空间; (2) 求 $V_1 \oplus V_2$ 基和维数; (3) 求 $V_1 \cap V_2$ 基和维数.

解: (1) 先将 V_1 表示成生成子空间. \because 齐次线性方程组 $x_1 - x_2 + x_3 - x_4 = 0$ 的基础解系为

$$\vec{\alpha}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \vec{\alpha}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \vec{\alpha}_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \therefore V_1 \text{ 的一个基为 } A_1 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, A_2 = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, A_3 = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}, \text{ 于}$$

是 $V_1 = \text{Span}(A_1, A_2, A_3)$, $\therefore V_1 \oplus V_2 = \text{Span}(A_1, A_2, A_3, B_1, B_2)$.

(2) 矩阵组 A_1, A_2, A_3, B_1, B_2 在 $R^{2 \times 2}$ 的简单基 $E_{11}, E_{12}, E_{21}, E_{22}$ 下的坐标依次为:

$$\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\alpha}_3, \vec{\beta}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}, \vec{\beta}_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, (\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\alpha}_3, \vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 3 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & -2 \\ 0 & 0 & 1 & 3 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \text{ 显然 } R(\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\alpha}_3, \vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2) = 4, \text{ 所以该向量组的最大无关组含有 } 4$$

个向量, 而四个非零行的非零首元在 1, 2, 3, 5 列, 所以向量组的一个最大无关组为

$\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\alpha}_3, \vec{\beta}_2$, 从而矩阵组 A_1, A_2, A_3, B_1, B_2 的一个最大无关组为 A_1, A_2, A_3, B_2 , 它们构成

$V_1 \oplus V_2$ 的一个基, 且 $\dim(V_1 \oplus V_2) = 4$.

(3) 设 $A \in V_1 \cap V_2$, 则有数组 k_1, k_2, k_3 与数组 l_1, l_2 使得

$A = k_1 A_1 + k_2 A_2 + k_3 A_3 = l_1 B_1 + l_2 B_2$, 即 $k_1 A_1 + k_2 A_2 + k_3 A_3 - l_1 B_1 - l_2 B_2 = O$, 于是可得

$$\text{齐次线性方程组} \begin{cases} k_1 - l_1 - l_2 = 0 \\ k_1 + k_2 + l_2 = 0 \\ k_2 + k_3 - 2l_1 = 0 \\ k_3 - 3l_1 - l_2 = 0 \end{cases}, \text{系数矩阵} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -3 & -1 \end{pmatrix}$$

$$\sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & -3 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \text{齐次线性方程组的通解为 } (k_1, k_2, k_3, l_1, l_2) = k(1, -1, 3, 1, 0)^T$$

$(k \in R)$, 于是可得 $A = l_1 B_1 + l_2 B_2 = k(1 \times B_1 + 0 \times B_2) = k \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 3 \end{pmatrix}$, 故 $V_1 \cap V_2$ 的一个基为

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 3 \end{pmatrix}, \text{且 } \dim(V_1 \cap V_2) = 1.$$

例： 假定 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3$ 是 R^3 的一组基, 试求由 $\vec{x}'_1 = \vec{x}_1 - 2\vec{x}_2 + 3\vec{x}_3, \vec{x}'_2 = 2\vec{x}_1 + 3\vec{x}_2 + 2\vec{x}_3, \vec{x}'_3 = 4\vec{x}_1 + 13\vec{x}_2$ 生成的子空间 $\text{Span}(\vec{x}'_1, \vec{x}'_2, \vec{x}'_3)$ 的基.

解: $\text{Span}(\vec{x}'_1, \vec{x}'_2, \vec{x}'_3)$ 的基为向量组 $\vec{x}'_1, \vec{x}'_2, \vec{x}'_3$ 的一个最大无关组, 在基 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3$ 下的坐标为

$$\vec{\alpha}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 3 \end{pmatrix}, \vec{\alpha}_2 = \begin{pmatrix} 2 \\ 3 \\ 2 \end{pmatrix}, \vec{\alpha}_3 = \begin{pmatrix} 4 \\ 13 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 2 & 4 \\ -2 & 3 & 13 \\ 3 & 2 & 0 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 2 & 4 \\ 0 & 7 & 21 \\ 0 & -4 & -12 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 2 & 4 \\ 0 & 1 & 3 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{可见 } \vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2$$

为一个最大无关组, $\therefore \text{Span}(\vec{x}'_1, \vec{x}'_2, \vec{x}'_3)$ 的一个基为 \vec{x}'_1, \vec{x}'_2 .

例： 试证明所有二阶矩阵之集合形成的实线性空间 $R^{2 \times 2}$ 是所有二阶实对称矩阵之集合形成的子空间与所有二阶反对称矩阵之集合形成的子空间的直和.

证: 设 $R^{2 \times 2}$, $V_1 = \{A = (a_{ij})_{2 \times 2} \mid a_{ij} = a_{ji}, a_{ij} \in R\}$, $V_2 = \{B = (b_{ij})_{2 \times 2} \mid b_{ij} = -b_{ji}, b_{ij} \in R\}$,

易验证 V_1, V_2 均为 V 的子空间, $\forall C \in V$, 有 $C = \frac{1}{2}(C + C^T) + \frac{1}{2}(C - C^T)$, 且

$\frac{1}{2}(C + C^T) \in V_1$, $\frac{1}{2}(C - C^T) \in V_2 \therefore V = V_1 + V_2$, 设 $D = (d_{ij})_{2 \times 2} \in V_1 \cap V_2$, 那么 $D \in V_1$

且 $D \in V_2 \Rightarrow d_{ij} = d_{ji}$ 且 $d_{ij} = -d_{ji} \Rightarrow d_{ij} = 0$, $\therefore D = O$, 所以 $V_1 \cap V_2 = \{O\}$, 即

$$V = V_1 \oplus V_2.$$

§ 2 线性算子及其矩阵

2.1 线性空间上的线性算子

定义 2-1 设 M 与 M' 为两个集合, 对应于每个 $\vec{x} \in M$, 如果根据某种法则 T , 在 M' 中有确定的 \vec{x}' 与之对应, 那么称 T 为由 M 到 M' 的一个**映射**, 或称**算子**. 记为 $T: M \rightarrow M'$, 或 $T(\vec{x}) = \vec{x}'$. 此时, \vec{x}' 叫做 \vec{x} 在 T 下的像, \vec{x} 叫做 \vec{x}' 的像源, M 是 T 的定义域, \vec{x}' 的全体构成 T 的值域, 记为 $T(M)$. 由定义可知 $T(M) \subseteq M'$.

定义 2-2 设 V 与 V' 为数域 P 上的两个线性空间, T 是由 V 到 V' 的一个算子, 且对于 V 的任何两个向量 $\vec{x}_1, \vec{x}_2 \in V$ 和任何数 $\lambda \in P$, 有 $T(\vec{x}_1 + \vec{x}_2) = T(\vec{x}_1) + T(\vec{x}_2)$, 则称 T 是由 V 到 V' 的**线性算子** (或**线性映射**).

★ T 是线性算子的充要条件是: 对任何 $\vec{x}_1, \vec{x}_2 \in V$ 及 $\lambda_1, \lambda_2 \in P$, 有

$$T(\lambda_1 \vec{x}_1 + \lambda_2 \vec{x}_2) = \lambda_1 T(\vec{x}_1) + \lambda_2 T(\vec{x}_2)$$

将线性空间 V 中每一向量映射成线性空间 V' 中的零向量的算子 θ 叫做**零算子**, 它是一个线性算子.

在线性空间 $P[x]_n$ 中, 求微分是一个线性算子, 这个例子通常用 D 表示, 即 $D(f(x)) = f'(x) (\forall f(x) \in P[x]_n, x \in R)$.

在 $[a, b]$ 上一切实连续函数的线性空间 $C[a, b]$ 中, 定义积分算子 T , 即 $T(f(t)) = \int_a^x f(t) dt, \forall f(t) \in C[a, b]$, 则 T 是线性空间 $C[a, b]$ 上的线性算子.

线性算子的性质:

1° 线性算子 T 把 V 中的零向量变为 V' 中的零向量; 把向量 \vec{x} 的负向量 $-\vec{x}$ 变为 \vec{x} 的像 $T(\vec{x})$ 的负向量 $-T(\vec{x})$.

2° 线性算子 T 把线性相关的向量组仍变为线性相关的向量组, 即若 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_r$ 线性相关,

则它们的像 $T(\vec{x}_1), T(\vec{x}_2), \dots, T(\vec{x}_r)$ 也线性相关.

★ 线性算子可能把线性无关的向量组变为线性相关的向量组，如零算子 θ .

2.2 同构算子与线性空间同构

定义 2-3 设 T 是由 V 到 V' 的线性算子，且是“一对一”的：① $T(V) = V'$ （全映射）② 若 $\vec{x}_1, \vec{x}_2 \in V$ ，当 $\vec{x}_1 \neq \vec{x}_2$ 时， $T(\vec{x}_1) \neq T(\vec{x}_2)$ ；换言之，由 $T(\vec{x}_1) = T(\vec{x}_2)$ ，即有（可逆映射），那么称 T 为 V 与 V' 间的一个**同构算子**，称 V 与 V' 是同构的线性空间.

★ 由不高于 3 次的实系数多项式组成的线性空间 $P[x]_3$ 与由实数域上四维向量全体组成的线性空间 R^4 同构.

同构线性空间的基本性质：

- 1° 传递性：设 V_1, V_2, V_3 是数域 P 上的线性空间，如果 V_1 与 V_2 同构， V_2 与 V_3 同构，则 V_1 与 V_3 也同构.
- 2° 同构线性空间中的零向量必定是互相对应的.
- 3° 同构空间中的线性相关向量组对应于线性相关向量组，线性无关向量组对应于线性无关向量组.

定理 2-1 数域 P 上两个有限维线性空间同构的充要条件是两空间的维数相等.

推论 数域 P 上任何 n 维线性空间 V^n 都与特殊的线性空间 $K^n = \{(a_1, a_2, \dots, a_n) | a_i \in P\}$ 同构.

2.3 线性算子的矩阵表示

定义 2-4 设 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 是 n 维线性空间 V^n 的一组基， T 是由 V^n 到 m 维线性空间 V^m 的线性算子，则 $T(\vec{e}_1), T(\vec{e}_2), \dots, T(\vec{e}_n) \in V^m$ 叫做 V^n 在算子 T 下的**基像**.

定理 2-2 由 V^n 到 V^m 的线性算子 T 由基像 $T(\vec{e}_1), T(\vec{e}_2), \dots, T(\vec{e}_n)$ 唯一地确定.

$$\begin{cases} T(\vec{e}_1) = a_{11}\vec{e}_1 + a_{21}\vec{e}_2 + \cdots + a_{m1}\vec{e}_m \\ T(\vec{e}_2) = a_{12}\vec{e}_1 + a_{22}\vec{e}_2 + \cdots + a_{m2}\vec{e}_m \\ \cdots \cdots \cdots \\ T(\vec{e}_n) = a_{1n}\vec{e}_1 + a_{2n}\vec{e}_2 + \cdots + a_{mn}\vec{e}_m \end{cases}, \text{ 即 } T(\vec{e}_i) = \sum_{j=1}^m a_{ji}\vec{e}_j (i=1, 2, \cdots, n)$$

★ 基像 $T(\vec{e}_i)$ 的坐标恰是矩阵 A 的第 i 列 ($i=1,2,\cdots,n$)，因而 A 的行数等于 $\dim(V^m)=m$ ，而 A 的列数等于 $\dim(V^n)=n$ ，简记为 $A_{m \times n}$ ， $A_{m \times n}$ 也唯一确定。

定理 2-3 若 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 是 n 维线性空间 V^n 的一组基, 而 $\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_n$ 是 m 维线性空间 V^m 中任意 n 个向量, 则存在一个且只有一个线性算子 T , 它把 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 分别映射为 $\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_n$, 即 $\vec{y}_i = T(\vec{e}_i) (i=1, 2, \dots, n)$.

17

$A = (a_{ij})_{m \times n}$, 向量 $\vec{x} \in V^n$ 在基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 下的坐标为 (x_1, x_2, \dots, x_n) , 则 $T(\vec{x})$ 在基

$\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_m$ 下的坐标 (y_1, y_2, \dots, y_m) 可按公式 $\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ 来计算.

例: 给定 $R^{2 \times 2}$ 的基 $\vec{X}_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \vec{X}_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \vec{X}_3 = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \vec{X}_4 = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$, 及线性变

换 $T(\vec{X}) = \begin{pmatrix} a & 2b \\ 2c & a \end{pmatrix} \vec{X} (\vec{X} \in R^{2 \times 2})$, 其中 $a, b, c \in R$, 求 T 在给定基下的矩阵 A .

解: 取 $R^{2 \times 2}$ 的简单基 $E_{11}, E_{12}, E_{21}, E_{22}$

由简单基到给定基的过渡矩阵为 $C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$. 计算

$$T(E_{11}) = \begin{pmatrix} a & 2b \\ 2c & a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 2c & 0 \end{pmatrix}, \quad T(E_{12}) = \begin{pmatrix} a & 2b \\ 2c & a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & a \\ 0 & 2c \end{pmatrix},$$

$$T(E_{21}) = \begin{pmatrix} a & 2b \\ 2c & a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2b & 0 \\ a & 0 \end{pmatrix}, \quad T(E_{22}) = \begin{pmatrix} a & 2b \\ 2c & a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 2b \\ 0 & a \end{pmatrix}.$$

直接写出 T 在简单基下的矩阵为 $A_0 = \begin{pmatrix} a & 0 & 2b & 0 \\ 0 & a & 0 & 2b \\ 2c & 0 & a & 0 \\ 0 & 2c & 0 & a \end{pmatrix}$, 于是 T 在给定基下的矩阵为

$$A = C^{-1} A_0 C.$$

$$\text{而 } (C|E) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix},$$

* 注意矩阵 A 的位置.

$$\therefore C^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix},$$

$$\text{于是 } A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a & 0 & 2b & 0 \\ 0 & a & 0 & 2b \\ 2c & 0 & a & 0 \\ 0 & 2c & 0 & a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} a & 0 & 2b & 0 \\ 0 & 2c & 0 & a \\ c & \frac{a}{2} & \frac{a}{2} & b \\ -c & \frac{a}{2} & -\frac{a}{2} & b \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & 0 & 2b & -2b \\ 0 & a & 2c & 2c \\ c & b & a & 0 \\ -c & b & 0 & a \end{pmatrix}.$$

例： 设 $P[t]_2$ 的两个基为：

$$(I) \quad f_1(t) = 1 + 2t^2, f_2(t) = t + 2t^2, f_3(t) = 1 + 2t + 5t^2;$$

$$(II) \quad g_1(t) = 1 - t, g_2(t) = 1 + t^2, g_3(t) = t + 2t^2.$$

线性变换 T 满足 $T(f_1(t)) = 2 + t^2, T(f_2(t)) = t, T(f_3(t)) = 1 + t + t^2$

(1) 求 T 在基 (II) 下的矩阵；(2) 设 $f(t) = 1 + 2t + 3t^2$ ，求 $T(f(t))$ 。

解：(1) 取 $P[t]_2$ 的简单基 $1, t, t^2$ ，设 $T(f_1, f_2, f_3) = (1, t, t^2)A_0$ ， $(f_1, f_2, f_3) = (1, t, t^2)C_1$ ，

$(g_1, g_2, g_3) = (1, t, t^2)C_2$ ，那么 $(g_1, g_2, g_3) = (f_1, f_2, f_3)C_1^{-1}C_2$ ，于是

$T(g_1, g_2, g_3) = T(f_1, f_2, f_3)C_1^{-1}C_2 = (1, t, t^2)A_0C_1^{-1}C_2 = (g_1, g_2, g_3)C_2^{-1}A_0C_1^{-1}C_2$ ， T 在基

(II) 下的矩阵即为 $A = C_2^{-1}A_0C_1^{-1}C_2$ 。

$$\therefore A_0 = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, C_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 2 & 2 & 5 \end{pmatrix}, C_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}, \text{ 计算得 } C_1^{-1} = \begin{pmatrix} -1 & -2 & 1 \\ -4 & -3 & 2 \\ 2 & 2 & -1 \end{pmatrix},$$

$$C_2^{-1} = \begin{pmatrix} -1 & -2 & 1 \\ 2 & 2 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix}, \therefore A = C_2^{-1} A_0 C_1^{-1} C_2 = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -2 \\ 1 & -1 & 2 \\ 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}.$$

$$(2) \because f(t) = (1, t, t^2) \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix} = (g_1, g_2, g_3) C_2^{-1} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix} = (g_1, g_2, g_3) \begin{pmatrix} -2 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\therefore T(f(t)) = T(g_1, g_2, g_3) \begin{pmatrix} -2 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = (g_1, g_2, g_3) A \begin{pmatrix} -2 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix} = (g_1, g_2, g_3) \begin{pmatrix} 4 \\ -5 \\ 3 \end{pmatrix} = -1 - t + t^2.$$

例： 设线性空间 V^3 的两个基为 (I): $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3$; (II): $\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3$, 由基 (I) 改变为

基 (II) 的过渡矩阵为 $C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, 线性变换 T 满足

$$\begin{cases} T(\vec{x}_1 + 2\vec{x}_2 + 3\vec{x}_3) = \vec{y}_1 + \vec{y}_2 \\ T(2\vec{x}_1 + \vec{x}_2 + 2\vec{x}_3) = \vec{y}_2 + \vec{y}_3 \\ T(\vec{x}_1 + 3\vec{x}_2 + 4\vec{x}_3) = \vec{y}_1 + \vec{y}_3 \end{cases}$$

(1) 求 T 在基 (II) 下的矩阵; (2) 求 $T(\vec{y}_1)$ 在基 (I) 下的坐标.

解: (1) 根据已知条件可得 $(T(\vec{x}_1), T(\vec{x}_2), T(\vec{x}_3)) \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 3 \\ 3 & 2 & 4 \end{pmatrix} = (\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, 即

$$T(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3) = (\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) B, \text{ 其中 } B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 3 \\ 3 & 2 & 4 \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} -1 & -2 & 2 \\ -1 & -5 & 4 \\ 2 & 5 & -4 \end{pmatrix}. \text{ 由于}$$

$(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3) C$, $\therefore T(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) = T(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3) C = (\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) BC$, 那么 T 在

$$\text{基 (II) 下的矩阵为 } A = BC = \begin{pmatrix} -1 & -2 & 2 \\ -1 & -5 & 4 \\ 2 & 5 & -4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -3 & 2 & 1 \\ -5 & 5 & 3 \\ 6 & -5 & -2 \end{pmatrix}.$$

$$(2) \because T(\vec{y}_1) = T(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = (\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) A \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3) CA \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3) \begin{pmatrix} 3 \\ 5 \\ 9 \end{pmatrix},$$

$\therefore T(\vec{y}_1)$ 在基 (I) 下的坐标为 $(3, 5, 9)^T$.

2.4 线性变换

一、线性变换的定义

定义 2-7 由 V 到 V 的线性算子 T 叫做 V 上的**线性变换**.

换言之，线性变换是线性空间 V 到自身的线性算子，与之对应的矩阵是方阵.

定义 2-8 如果对于任何 $\vec{x} \in V$ 恒有 $T(\vec{x}) = \vec{x}$ ，则说 T 是**恒等变换**或称**单位变换**，记为 F 。与之对应的矩阵是单位矩阵 I 或 E 。 $TF = FT = T$ (**单位变换的性质**)

定义线性变换的

加法: $(T+B)\vec{\xi} = T(\vec{\xi}) + B(\vec{\xi}), \vec{\xi} \in V$

乘法: $(TB)(\vec{\alpha}) = T(B(\vec{\alpha})), \vec{\alpha} \in V, (TB)C = T(BC), T(B+C) = TB + TC$

零变换: $\theta(\vec{\alpha}) = \vec{0}, \forall \vec{\alpha} \in V, T + \theta = T$

数乘: $kT \equiv KT, K(\vec{\alpha}) = k\vec{\alpha}, (\forall \vec{\alpha} \in V)$

逆变换: $TB = BT = F$ ，则称 B 为 T 的逆变换，记为 T^{-1} 。如果线性变换 T 是可逆的，那么它的逆变换 T^{-1} 也是线性变换。

幂: $T^0 \equiv F, T^m \equiv \overbrace{TT \cdots T}^m, T^{-n} \equiv (T^{-1})^n (n \in \mathbb{Z}^+)$ ，一般 $(TB)^n \neq T^n B^n$

定理 2-5 设 $\vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2, \dots, \vec{\xi}_n$ 是数域 P 上 n 维线性空间 V 的一组基，在这组基下，每个线性变换对应一个 n 阶矩阵。这个对应具有以下性质：

- (1) 线性变换的和对应矩阵的和；
- (2) 线性变换的乘积对应矩阵的乘积；
- (3) 线性变换与数的乘积对应矩阵与数的乘积；
- (4) 可逆的线性变换与可逆矩阵对应，求逆变换对应着逆矩阵。

定义 2-9 设 T 是数域 P 线性空间 V 的线性变换。如果对于 $\lambda_0 \in P$ ，存在 $\vec{0} \neq \vec{\xi} \in V$ 使得

$T(\vec{\xi}) = \lambda_0 \vec{\xi}$ ，那么 λ_0 称为 T 的一个特征值，而 $\vec{\xi}$ 称为 T 的属于特征值 λ_0 的特征向量。

设 $\vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2, \dots, \vec{\xi}_n$ 是 V 的一组基, 线性变换 T 在基 $\vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2, \dots, \vec{\xi}_n$ 下的矩阵是 A , 若 λ_0 是 T 的一个特征值, 则它一定是矩阵 A 的一个特征值.

例: 设在 R^3 中定义线性变换 T : 它将基 $\vec{e}_1 = (-1, 0, 2), \vec{e}_2 = (0, 1, 1), \vec{e}_3 = (3, -1, 0)$ 变为 $T(\vec{e}_1) = (-5, 0, 3), T(\vec{e}_2) = (0, -1, 6), T(\vec{e}_3) = (-5, -1, 9)$, 试求:

(1) 线性变换 T 在基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ 下的矩阵; (2) 线性变换 T 在自然基 $\vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \vec{\varepsilon}_3$ 下的矩阵.

解: (1) 不妨令 $T(\vec{e}_i) = k_{1i}\vec{e}_1 + k_{2i}\vec{e}_2 + k_{3i}\vec{e}_3 (i=1, 2, 3)$, 于是可得:

$$\begin{cases} T(\vec{e}_1) = k_{11}\vec{e}_1 + k_{21}\vec{e}_2 + k_{31}\vec{e}_3 \\ T(\vec{e}_2) = k_{12}\vec{e}_1 + k_{22}\vec{e}_2 + k_{32}\vec{e}_3 \\ T(\vec{e}_3) = k_{13}\vec{e}_1 + k_{23}\vec{e}_2 + k_{33}\vec{e}_3 \end{cases}, \text{ 得到三个三阶线性代数方程组 } \begin{cases} -k_{11} + 3k_{31} = -5 \\ k_{21} - k_{31} = 0 \\ 2k_{11} + k_{21} = 3 \end{cases},$$

$$\begin{cases} -k_{12} + 3k_{32} = 0 \\ k_{22} - k_{32} = -1 \\ 2k_{12} + k_{22} = 6 \end{cases}, \begin{cases} -k_{13} + 3k_{33} = -5 \\ k_{23} - k_{33} = -1 \\ 2k_{13} + k_{23} = 9 \end{cases}, \text{ 分别解得 } \begin{cases} k_{11} = 2 \\ k_{21} = -1 \\ k_{31} = -1 \end{cases}, \begin{cases} k_{12} = 3 \\ k_{22} = 0 \\ k_{32} = 1 \end{cases}, \begin{cases} k_{13} = 5 \\ k_{23} = -1 \\ k_{33} = 0 \end{cases},$$

$$\text{所以 } \begin{cases} T(\vec{e}_1) = 2\vec{e}_1 - \vec{e}_2 - \vec{e}_3 \\ T(\vec{e}_2) = 3\vec{e}_1 + 0\vec{e}_2 + \vec{e}_3 \\ T(\vec{e}_3) = 5\vec{e}_1 - \vec{e}_2 + 0\vec{e}_3 \end{cases}, \text{ 所以线性变换 } T \text{ 在基 } \vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3 \text{ 下的矩阵为 } A = \begin{pmatrix} 2 & 3 & 5 \\ -1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

(2) 根据已知条件可得线性变换 T 在自然基 $\vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \vec{\varepsilon}_3$ 下的矩阵为 $A_0 = CAC^{-1}$, 其中

$$C = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 3 \\ 0 & 1 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 那么 } C^{-1} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{7} & -\frac{3}{7} & \frac{3}{7} \\ \frac{2}{7} & \frac{6}{7} & \frac{1}{7} \\ \frac{2}{7} & -\frac{1}{7} & \frac{1}{7} \end{pmatrix}, \therefore A_0 = \begin{pmatrix} -\frac{5}{7} & \frac{20}{7} & -\frac{20}{7} \\ -\frac{4}{7} & -\frac{5}{7} & -\frac{2}{7} \\ \frac{27}{7} & \frac{18}{7} & \frac{24}{7} \end{pmatrix}.$$

二、相似矩阵的几何解释

定理 2-6 假定线性空间 V^n 上的线性变换 T 对于基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 下的矩阵为 A , 而对于另一组基 $\vec{e}'_1, \vec{e}'_2, \dots, \vec{e}'_m$ 下的矩阵为 B , 且由基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 到基 $\vec{e}'_1, \vec{e}'_2, \dots, \vec{e}'_m$ 的过渡矩阵为 C , 则有

$$B = C^{-1}AC.$$

定义 2-10 如果 A 与 B 是数域 P 上的两个 n 阶矩阵，且可以找到 P 上的 n 阶非奇异矩阵 C ，使得 $B = C^{-1}AC$ ，则称 A 与 B **相似**，记为 $A \sim B$ 。

★ 线性变换在不同基下的矩阵是相似的；反之，如果两个矩阵相似，则它们可以看成同一个线性变换在两组不同基下的矩阵。

定义 2-11 设 A 与 B 都是 $m \times n$ 矩阵，如果存在非奇异的 m 阶方阵 D 和 n 阶方阵 C ，使 $B = DAC$ 成立，则称 A 与 B 是**相抵**的，记为 $A \simeq B$ 。

相抵关系在几何上可解释为：在两个不同维的线性空间 V^n 和 V^m 中，同一个线性算子 T 在不同的基偶下所对应的矩阵 A 与 B 之间的关系。

定义 2-12 设 A 与 B 是两个 n 阶方阵，如果存在非奇异的 n 阶方阵 C ，使得 $B = C^T AC$ ，则称 A 与 B 是**相合**（或**合同**）的。

2.5 线性变换的不变子空间

定义 2-13 设 V 是数域 P 上的 n 维线性空间， T 是 V 上的线性变换， V_1 是 V 的子空间，如果 $\forall \vec{x} \in V_1$ ，恒有 $T(\vec{x}) \in V_1$ （或 $T(V_1) \subseteq V_1$ ），则说 V_1 是关于 T 的**不变子空间**。

★ $P[x]_{n-1}$ 是 D 的不变子空间。

设 T 是线性空间 V 上的一个线性变换， V 中所有向量的像构成的集合称为线性变换 T 的**值域**，记为 $R(T)$ ，即 $R(T) = \{\vec{y} = T(\vec{x}) \mid \vec{x} \in V\}$ ，所有被 T 变成零向量的原像构成的集合称为 T 的**核**，记作 $N(T)$ ，即 $N(T) = \{\vec{x} \in V \mid T(\vec{x}) = \vec{0}\}$ ，易知， T 的**值域和核都是 T 的不变子空间**。

一般称 $R(T)$ 的维数是线性变换 T 的**秩**，称 $N(T)$ 的维数是 T 的**零度**，记作 $null(T)$ 。所以，有时又称 $R(T)$ 为 T 的秩空间， $N(T)$ 为 T 的核空间。

定义 2-14 以 C^m 表示全体 m 维复向量在复数域 C 上做成的线性空间； A 为 $m \times n$ 复矩阵，其列向量为 $\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_n$ ，显然 $\vec{\alpha}_i \in C^m, i = 1, 2, \dots, n$ 。子空间 $Span(\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_n)$ 称为矩阵 A 的列空间（值域），记作 $R(A)$ ，即 $R(A) = Span(\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_n)$ ，记 $A = (\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \dots, \vec{\alpha}_n)$ ，

$\vec{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T \in C^n$, 则 $R(A)$ 可表示成 $R(A) = \{A\vec{y} | \vec{y} \in C^n\}$, 根据定义, 显然有 $rank(A) = \dim(R(A))$.

定义 2-15 设 A 为 $m \times n$ 复矩阵, 称线性方程组 $A\vec{x} = \vec{0}$ 在复数域上的解空间为 A 的化零空间 (核), 记作 $N(A)$, 即 $N(A) = \{\vec{x} | A\vec{x} = \vec{0}\}$, 显然 $N(A)$ 是 C^n 的一个子空间. 且有 $null(A) = \dim(N(A))$.

★ 矩阵的秩与零度之间存在关系 $rank(A) + null(A) = n$.

设 T 是数域 P 上线性空间 V 上的一个线性变换, $\lambda_0 \in P$ 是 T 的一个特征值. 那么, 全体数域特征值 λ_0 的 T 的特征向量和零向量作成的集合是 V 的一个子空间, 称为线性变换 T 的一个 (属于 λ_0 的) **特征子空间**, 记作 V_{λ_0} . V_{λ_0} 是 T 的不变子空间.

定理 2-7 设 T 是 V^n 的线性变换, 且 V^n 可分解为 s 个 T 的不变子空间的直和

$V^n = V_1 \oplus V_2 \oplus \dots \oplus V_s$, 又在每一个不变子空间 V_i 中取基 $\vec{e}_{i1}, \vec{e}_{i2}, \dots, \vec{e}_{in_i}, i = 1, 2, \dots, s$, 其中 $n_1 + n_2 + \dots + n_s = n$. 把这些基集中起来作为 V^n 的基, 则在该基下 T 的矩阵是准对角矩阵

$$A = \begin{pmatrix} A_1 & & \\ & A_2 & \\ & & \dots \\ & & & A_s \end{pmatrix}, \text{ 其中 } A_i (i = 1, 2, \dots, s) \text{ 就是 } T \text{ 在 } V_i \text{ 的基 } \vec{e}_{i1}, \vec{e}_{i2}, \dots, \vec{e}_{in_i}, i = 1, 2, \dots, s$$

下的矩阵.

例: 设 R^3 中的向量为 $\vec{\alpha} = (\xi_1, \xi_2, \xi_3)$, 线性变换为

$T(\vec{\alpha}) = (-2\xi_2 - 2\xi_3, -2\xi_1 + 3\xi_2 - \xi_3, -2\xi_1 - \xi_2 + 3\xi_3)$, 求 R^3 的一个基, 使 T 在该基下的矩阵为对角矩阵.

解: 取 R^3 的简单基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$, 根据已知条件可得

$$T(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3) = (-2\vec{e}_2 - 2\vec{e}_3, -2\vec{e}_1 + 3\vec{e}_2 - \vec{e}_3, -2\vec{e}_1 - \vec{e}_2 + 3\vec{e}_3) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3) \begin{pmatrix} 0 & -2 & -2 \\ -2 & 3 & -1 \\ -2 & -1 & 3 \end{pmatrix}$$

那么, T 在简单基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ 下的矩阵为 $A = \begin{pmatrix} 0 & -2 & -2 \\ -2 & 3 & -1 \\ -2 & -1 & 3 \end{pmatrix}$. 下面求 A 的特征值及特征向量.

$$\text{量. } |A - \lambda E| = \begin{vmatrix} -\lambda & -2 & -2 \\ -2 & 3-\lambda & -1 \\ -2 & -1 & 3-\lambda \end{vmatrix} = -(\lambda-4)^2(\lambda+2) = 0, \text{ 特征值为 } \lambda_1 = \lambda_2 = 4,$$

$$\lambda_3 = -2. \text{ 当 } \lambda = 4 \text{ 时, } A - 4E = \begin{pmatrix} -4 & -2 & -2 \\ -2 & -1 & -1 \\ -2 & -1 & -1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 对应的特征向量为}$$

$$(1, -2, 0)^T \text{ 和 } (1, 0, -2)^T, \text{ 当 } \lambda = -2 \text{ 时, } A + 2E = \begin{pmatrix} 2 & -2 & -2 \\ -2 & 5 & -1 \\ -2 & -1 & 5 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 对}$$

$$\text{应的特征向量为 } (2, 1, 1)^T, \text{ 令 } P = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 \\ -2 & 0 & 1 \\ 0 & -2 & 1 \end{pmatrix}, \Lambda = \begin{pmatrix} 4 & & \\ & 4 & \\ & & -2 \end{pmatrix}, \text{ 则有 } P^{-1}AP = \Lambda.$$

由 $(\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \vec{\beta}_3) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3)P$ 求得 R^3 的另一个基为 $\vec{\beta}_1 = \vec{e}_1 - 2\vec{e}_2 = (1, -2, 0)^T$

$\vec{\beta}_2 = \vec{e}_1 - 2\vec{e}_3 = (1, 0, -2)^T, \vec{\beta}_3 = 2\vec{e}_1 + \vec{e}_2 + \vec{e}_3 = (2, 1, 1)^T$, T 在该基下的矩阵为 Λ .

例: 已知 $B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, 线性空间 $V = \{\vec{X} = (x_{ij})_{2 \times 2} \mid x_{11} + x_{22} = 0, x_{ij} \in R\}$ 的变换为

$$T(\vec{X}) = B^T \vec{X} - \vec{X}^T B (\vec{X} \in V)$$

(1) 验证 T 是线性变换; (2) 求 V 的一个基, 使 T 在该基下的矩阵为对角矩阵.

解: (1) $\because \forall \vec{X}, \vec{Y} \in V$ 及 $k, l \in R$ 有 $T(k\vec{X} + l\vec{Y}) = B^T(k\vec{X} + l\vec{Y}) - (k\vec{X} + l\vec{Y})^T B$

$$= k(B^T \vec{X} - \vec{X}^T B) + l(B^T \vec{Y} - \vec{Y}^T B) = kT(\vec{X}) + lT(\vec{Y}), \therefore T \text{ 是线性变换.}$$

(2) 取 V 的简单基 $\vec{X}_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}, \vec{X}_2 = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \vec{X}_3 = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$, 计算得到

$T(\overrightarrow{X_1}) = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, T(\overrightarrow{X_2}) = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}, T(\overrightarrow{X_3}) = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$. T 在简单基 $\overrightarrow{X_1}, \overrightarrow{X_2}, \overrightarrow{X_3}$ 下的矩

阵为 $A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$. $|A - \lambda E| = \begin{vmatrix} -\lambda & 0 & 0 \\ -1 & 1-\lambda & -1 \\ 1 & -1 & 1-\lambda \end{vmatrix} = \lambda^2(2-\lambda) = 0$, $\therefore A$ 的特征值

为 $\lambda_1 = \lambda_2 = 0, \lambda_3 = 2$, 与之对应的特征向量为 $(1, 1, 0)^T, (0, 1, 1)^T, (0, 1, -1)^T$, 令

$P = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}, \Lambda = \begin{pmatrix} 0 & & \\ & 0 & \\ & & 2 \end{pmatrix}$, 则有 $P^{-1}AP = \Lambda$. 由 $(\overrightarrow{Y_1}, \overrightarrow{Y_2}, \overrightarrow{Y_3}) = (\overrightarrow{X_1}, \overrightarrow{X_2}, \overrightarrow{X_3})P$ 求得

V 的另一个基为 $\overrightarrow{Y_1} = \overrightarrow{X_1} + \overrightarrow{X_2} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}, \overrightarrow{Y_2} = \overrightarrow{X_2} + \overrightarrow{X_3} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix},$

$\overrightarrow{Y_3} = \overrightarrow{X_2} - \overrightarrow{X_3} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$, T 在该基下的矩阵为 Λ .

例： 设线性空间 V^n 的线性变换 T_1 与 T_2 满足 $T_1T_2 = T_1 + T_2$, 证明：

(1) 1 不是 T_1 的特征值; (2) 若 T_1 的 n 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 互不相同, 则存在 V^n 的一个基, 使 T_1 与 T_2 在该基下的矩阵是对角矩阵.

证: 取 V^n 的一个基为 $\overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \dots, \overrightarrow{x_n}$, 设 $T_1(\overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \dots, \overrightarrow{x_n}) = (\overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \dots, \overrightarrow{x_n})A$, 则有 $T_2(\overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \dots, \overrightarrow{x_n}) = (\overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \dots, \overrightarrow{x_n})B$

$(T_1T_2)(\overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \dots, \overrightarrow{x_n}) = (\overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \dots, \overrightarrow{x_n})(AB), (T_1 + T_2)(\overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \dots, \overrightarrow{x_n}) = (\overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \dots, \overrightarrow{x_n})(A + B),$

由于 $T_1T_2 = T_1 + T_2$, $\therefore AB = A + B \Rightarrow B^T A^T = A^T + B^T$.

(1) 假设 1 是 T_1 的特征值, 那么 1 也是 A 的特征值, 从而 1 也是 A^T 的特征值. 设 A^T 的对应于特征值 1 的特征向量为 $\vec{\beta}$, 即 $A^T \vec{\beta} = \vec{\beta} (\vec{\beta} \neq \vec{0})$, 由 $(B^T A^T) \vec{\beta} = (A^T + B^T) \vec{\beta} \Rightarrow B^T \vec{\beta} = \vec{\beta} + B^T \vec{\beta} \Rightarrow \vec{\beta} = \vec{0}$. 这与 $\vec{\beta}$ 是 A^T 的特征向量矛盾, 故 1 不是 T_1 的特征值.

(2) 因为 T_1 有 n 个互不相同的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 所以 T_1 有 n 个线性无关的特征向量. 设 T_1 的对应于特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 的线性无关的特征向量为 $\overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \dots, \overrightarrow{x_n}$, 即

$T_1 \vec{x}_i = \lambda_i \vec{x}_i (i=1, 2, \dots, n)$ ，那么以 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 作为 V^n 的基时， T_1 的矩阵

$A = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 。由 $AB = A + B$ 及 $\lambda_i \neq 1$ 可得

$B = (A - E)^{-1} A = \text{diag}\left(\frac{\lambda_1}{\lambda_1 - 1}, \frac{\lambda_2}{\lambda_2 - 1}, \dots, \frac{\lambda_n}{\lambda_n - 1}\right)$ ，即 T_1 与 T_2 在该基下的矩阵是对角矩阵。

易考易学

本章测试题

一、设 $\vec{\alpha}_1 = (1, 2, 1, 0), \vec{\alpha}_2 = (-1, 1, 1, 1), \vec{\beta}_1 = (2, -1, 0, 1), \vec{\beta}_2 = (1, -1, 3, 7)$ ，求

$V_1 = \text{Span}\{\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2\}$ 与 $V_2 = \text{Span}\{\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2\}$ 的和及交的维数和它们的基。

$$\text{解: } V_1 + V_2 = \text{Span}\{\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2\}, \text{ 考察 } (\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2) = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 & 3 \\ 0 & 1 & 1 & 7 \end{pmatrix}$$

$$\sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 & 8 \\ 0 & 1 & 0 & 4 \\ 0 & 0 & 1 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \therefore \text{rank}(\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2) = 3, \text{ 向量组 } \vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2 \text{ 的一个最大无关}$$

组为 $\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_1$ ，从而可得 $V_1 + V_2 = \text{Span}\{\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_1\}, \dim(V_1 + V_2) = 3$ ， $\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_1$ 即为它的一组基。

设有向量 $\vec{\alpha} \in V_1 \cap V_2$ ，则有 $k_1, k_2, l_1, l_2 \in R$ 满足 $\vec{\alpha} = k_1 \vec{\alpha}_1 + k_2 \vec{\alpha}_2 = l_1 \vec{\beta}_1 + l_2 \vec{\beta}_2$ ，即

$$k_1 \vec{\alpha}_1 + k_2 \vec{\alpha}_2 - l_1 \vec{\beta}_1 - l_2 \vec{\beta}_2 = \vec{0}, \text{ 于是可得 } \begin{cases} k_1 - k_2 - 2l_1 - l_2 = 0 \\ 2k_1 + k_2 + l_1 + l_2 = 0 \\ k_1 + k_2 - 3l_2 = 0 \\ k_2 - l_1 - 7l_2 = 0 \end{cases}, \text{ 系数矩阵}$$

$$A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -2 & -1 \\ 2 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & -3 \\ 0 & 1 & -1 & -7 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & -4 \\ 0 & 0 & 1 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{rank} A = 3, \text{ 基础解系为 } (1, -4, 3, -1)^T,$$

$\therefore \dim(V_1 \cap V_2) = n - \text{rank} A = 4 - 3 = 1$ ，一组基为 $\vec{\alpha}_1 - 4\vec{\alpha}_2 = (5, -2, -3, -4)$ 。

二、设线性空间 V^n 的基为 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ ， T 是 V^n 的线性变换，则

$R(T) = \text{Span}(T(\vec{x}_1), T(\vec{x}_2), \dots, T(\vec{x}_n))$ ，证明： $\dim R(T) + \dim N(T) = n$ 。

证明：先证 $R(T) \subset \text{Span}(T(\vec{x}_1), T(\vec{x}_2), \dots, T(\vec{x}_n))$ 。

$$\forall \vec{y} \in R(T) \Rightarrow \exists \vec{x} \in V^n, sb.\vec{y} = T(\vec{x})$$

$$\vec{x} = c_1 \vec{x}_1 + c_2 \vec{x}_2 + \cdots + c_n \vec{x}_n \Rightarrow$$

$$\vec{y} = c_1 T(\vec{x}_1) + c_2 T(\vec{x}_2) + \cdots + c_n T(\vec{x}_n) \in Span(T(\vec{x}_1), T(\vec{x}_2), \cdots, T(\vec{x}_n))$$

再证 $R(T) \supset Span(T(\vec{x}_1), T(\vec{x}_2), \cdots, T(\vec{x}_n))$.

$$\forall \vec{y} \in Span(T(\vec{x}_1), T(\vec{x}_2), \cdots, T(\vec{x}_n)) \Rightarrow$$

$$\exists c_1, c_2, \cdots, c_n \in R^n, sb.\vec{y} = c_1 T(\vec{x}_1) + c_2 T(\vec{x}_2) + \cdots + c_n T(\vec{x}_n)$$

$$\vec{x}_i \in V^n \Rightarrow T(\vec{x}_i) \in R(T) \Rightarrow \vec{y} \in R(T)$$

$$\therefore R(T) = Span(T(\vec{x}_1), T(\vec{x}_2), \cdots, T(\vec{x}_n))$$

设 $\dim N(T) = m$, 且 $N(T)$ 的一组基为 $\vec{y}_1, \vec{y}_2, \cdots, \vec{y}_m$, 扩充为 V^n 的基:

$$\vec{y}_1, \vec{y}_2, \cdots, \vec{y}_m, \vec{y}_{m+1}, \cdots, \vec{y}_n, \text{ 则}$$

$$R(T) = Span(T(\vec{y}_1), T(\vec{y}_2), \cdots, T(\vec{y}_m), T(\vec{y}_{m+1}), \cdots, T(\vec{y}_n)) = Span(T(\vec{y}_{m+1}), \cdots, T(\vec{y}_n))$$

$$\text{设有数组 } k_{m+1}, \cdots, k_n \text{ 使得 } k_{m+1} T(\vec{y}_{m+1}) + \cdots + k_n T(\vec{y}_n) = \vec{0},$$

$$\text{则 } T(k_{m+1} \vec{y}_{m+1} + \cdots + k_n \vec{y}_n) = \vec{0}. \therefore T \text{ 为线性变换, } \therefore k_{m+1} \vec{y}_{m+1} + \cdots + k_n \vec{y}_n \in N(T),$$

$$\therefore k_{m+1} \vec{y}_{m+1} + \cdots + k_n \vec{y}_n = l_1 \vec{y}_1 + \cdots + l_m \vec{y}_m,$$

$$\text{即 } \therefore (-l_1) \vec{y}_1 + \cdots + (-l_m) \vec{y}_m + k_{m+1} \vec{y}_{m+1} + \cdots + k_n \vec{y}_n = \vec{0}$$

$$\because \vec{y}_1, \vec{y}_2, \cdots, \vec{y}_n \text{ 为 } V^n \text{ 的基, } \therefore k_{m+1} = \cdots = k_n = 0, \therefore T(\vec{y}_{m+1}), \cdots, T(\vec{y}_n) \text{ 线性无关,}$$

从而 $\dim R(T) = n - m$, 故 $\dim R(T) + \dim N(T) = n$.

三、向量空间 R^4 中, $\vec{x} = (\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4)$ 线性变换 T 为

$$T(\vec{x}) = (\xi_1 + \xi_2 - 3\xi_3 - \xi_4, 3\xi_1 - \xi_2 - 3\xi_3 + 4\xi_4, 0, 0), \text{ 求 } R(T) \text{ 和 } N(T) \text{ 的基与维数.}$$

解: 取 R^4 的简单基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4$, 则有 $T(\vec{e}_1) = (1, 3, 0, 0), T(\vec{e}_2) = (1, -1, 0, 0)$

$$T(\vec{e}_3) = (-3, -3, 0, 0), T(\vec{e}_4) = (-1, 4, 0, 0), \quad T(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4) A, \text{ 考察}$$

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -3 & -1 \\ 3 & -1 & -3 & 4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 1 & -3 & -1 \\ 0 & -4 & 6 & 7 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \therefore \text{rank} A = 2, \therefore \dim R(T) = 4 - 2 = 2,$$

一组基为 $T(\vec{e}_1), T(\vec{e}_2)$.

而 $N(T) = \{\vec{x} | T(\vec{x}) = \vec{0}\} = \{\vec{x} | A(\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4)^T = \vec{0}\}$,

其基础解系为 $(3, 3, 2, 0)^T, (-3, 7, 0, 4)^T$,

$\therefore \dim N(T) = 2$, 一组基为 $(3, 3, 2, 0)^T, (-3, 7, 0, 4)^T$.

四、设三维线性空间 V^3 上的线性变换 T 在基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ 下的矩阵 $A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$

(1) 求 T 在基 $\vec{e}_3, \vec{e}_2, \vec{e}_1$ 下的矩阵; (2) 求 T 在基 $\vec{e}_1, k\vec{e}_2, \vec{e}_3$ 下的矩阵, $k \neq 0$;

(3) 求 T 在基 $\vec{e}_1 + \vec{e}_2, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ 下的矩阵.

解: 由已知可得 $T(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3)A$

$$(1) \text{ 由于 } (\vec{e}_3, \vec{e}_2, \vec{e}_1) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3) \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}, T(\vec{e}_3, \vec{e}_2, \vec{e}_1) = T(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3) \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$= (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3) A \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} = (\vec{e}_3, \vec{e}_2, \vec{e}_1) \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}^{-1} A \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 所以 } T \text{ 在基 } \vec{e}_3, \vec{e}_2, \vec{e}_1$$

$$\text{下的矩阵为 } B = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}^{-1} A \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{33} & a_{32} & a_{31} \\ a_{23} & a_{22} & a_{21} \\ a_{13} & a_{12} & a_{11} \end{pmatrix}.$$

$$(2) (\vec{e}_1, k\vec{e}_2, \vec{e}_3) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3) \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \text{ 所以 } T \text{ 在基 } \vec{e}_1, k\vec{e}_2, \vec{e}_3 \text{ 下的矩阵为:}$$

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} A \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & ka_{12} & a_{13} \\ \frac{a_{21}}{k} & a_{22} & \frac{a_{23}}{k} \\ a_{31} & ka_{32} & a_{33} \end{pmatrix}.$$

(3) T 在基 $\vec{e}_1 + \vec{e}_2, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ 下的矩阵为:

$$D = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} A \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} + a_{12} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} + a_{22} - a_{11} - a_{12} & a_{22} - a_{12} & a_{23} - a_{13} \\ a_{31} + a_{32} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}.$$

五、在 V^3 中，线性变换 T 在基 $\vec{\eta}_1 = (-1, 1, 1), \vec{\eta}_2 = (1, 0, -1), \vec{\eta}_3 = (0, 1, 1)$ 下的矩阵是

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 求 } T \text{ 在自然基 } \vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \vec{\varepsilon}_3 \text{ 下的矩阵 } B.$$

解：易知 $(\vec{\eta}_1, \vec{\eta}_2, \vec{\eta}_3) = (\vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \vec{\varepsilon}_3)C$ ，其中 $C = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$.

$$\text{且 } T(\vec{\eta}_1, \vec{\eta}_2, \vec{\eta}_3) = (\vec{\eta}_1, \vec{\eta}_2, \vec{\eta}_3)A$$

$$\begin{aligned} (\vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \vec{\varepsilon}_3) &= (\vec{\eta}_1, \vec{\eta}_2, \vec{\eta}_3)C^{-1} \Rightarrow T(\vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \vec{\varepsilon}_3) = T(\vec{\eta}_1, \vec{\eta}_2, \vec{\eta}_3)C^{-1} = (\vec{\eta}_1, \vec{\eta}_2, \vec{\eta}_3)AC^{-1} \\ &= (\vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \vec{\varepsilon}_3)CAC^{-1} \end{aligned}$$

$$\text{而 } C^{-1} = \begin{pmatrix} -1 & 1 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\therefore B = CAC^{-1} = \begin{pmatrix} -1 & 1 & -2 \\ 1 & 2 & -1 \\ 2 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

六、如果矩阵 A 非奇异，证明矩阵 AB 与 BA 相似。

证明：由于 A 非奇异，则 A^{-1} 存在，那么 $A^{-1}(AB)A = (A^{-1}A)(BA) = I(BA) = BA$ ，

$\therefore AB$ 与 BA 相似。

七、如果矩阵 A 与 B 相似， C 与 D 相似，证明 $\begin{pmatrix} A & 0 \\ 0 & C \end{pmatrix}$ 与 $\begin{pmatrix} B & 0 \\ 0 & D \end{pmatrix}$ 相似。

证明： A 与 B 相似 \Rightarrow 存在可逆矩阵 P ，满足 $P^{-1}AP = B$ ；

C 与 D 相似 \Rightarrow 存在可逆矩阵 Q , 满足 $Q^{-1}CQ = D$. 而 $\begin{pmatrix} P & 0 \\ 0 & Q \end{pmatrix}$ 显然非奇异, 从而

有

$$\begin{pmatrix} P & 0 \\ 0 & Q \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} A & 0 \\ 0 & C \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P & 0 \\ 0 & Q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P^{-1} & 0 \\ 0 & Q^{-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} AP & 0 \\ 0 & CQ \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} P^{-1}AP & 0 \\ 0 & Q^{-1}CQ \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} B & 0 \\ 0 & D \end{pmatrix},$$

$\therefore \begin{pmatrix} A & 0 \\ 0 & C \end{pmatrix}$ 与 $\begin{pmatrix} B & 0 \\ 0 & D \end{pmatrix}$ 相似.

八、已知 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4$ 是四维线性空间 V^4 的一组基, V^4 的线性变换 T 在这组基下的矩阵为

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 & 1 \\ -1 & 2 & 1 & 3 \\ 1 & 2 & 5 & 5 \\ 2 & -2 & 1 & -2 \end{pmatrix}. \quad (1) \text{ 求 } T \text{ 在基 } \vec{e}_1 = \vec{e}_1 - 2\vec{e}_2 + \vec{e}_4, \vec{e}_2 = 3\vec{e}_2 - \vec{e}_3 - \vec{e}_4,$$

$\vec{e}_3 = \vec{e}_3 + \vec{e}_4, \vec{e}_4 = 2\vec{e}_4$ 下的矩阵; (2) 求 T 的值域和核; (3) 在 T 的核中选一组基, 把它扩充成 V 的一组基, 并求 T 在这组基下的矩阵; (4) 在 T 的值域中选一组基, 把它扩充成 V 的一组基, 并求 T 在这组基下的矩阵.

解: (1) 由已知可得 $(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4)C$, 其中 $C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -2 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 1 & 2 \end{pmatrix},$

$$\text{则 } C^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & 0 & 0 \\ \frac{2}{3} & \frac{1}{3} & 1 & 0 \\ -\frac{1}{2} & 0 & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}, \text{ 且 } T(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4)A.$$

所以 $T(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4) = T(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4)C = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4)AC = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4)C^{-1}AC$, 则

$$T \text{ 在基 } \vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4 \text{ 下的矩阵为 } B = C^{-1}AC = \begin{pmatrix} 2 & -3 & 3 & 2 \\ \frac{2}{3} & -\frac{4}{3} & \frac{10}{3} & \frac{10}{3} \\ \frac{10}{3} & -\frac{16}{3} & \frac{40}{3} & \frac{40}{3} \\ 0 & 1 & -7 & -6 \end{pmatrix}.$$

(2) 先求 $N(T)$, 设 $\vec{\xi} \in N(T)$, 它在 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4$ 下的坐标为 x_1, x_2, x_3, x_4 , 由于

$$T(\vec{\xi}) = \vec{0}, \text{ 则 } T(\vec{\xi}) \text{ 在 } \vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4 \text{ 下的坐标为 } 0, 0, 0, 0, \therefore A \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \vec{0}, \text{ 其基础解系}$$

$$\text{为 } \left(-2, -\frac{2}{3}, 1, 0\right)^T, (-1, -2, 0, 1)^T, \therefore \vec{\xi}_1 = -2\vec{e}_1 - \frac{2}{3}\vec{e}_2 + \vec{e}_3, \vec{\xi}_2 = -\vec{e}_1 - 2\vec{e}_2 + \vec{e}_4 \text{ 为 } N(T)$$

的一组基, 即 $N(T) = \text{Span}(\vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2)$ 且 $\text{null}(T) = 2$, 那么

$$\dim R(T) = 4 - \text{null}(T) = 2, \text{ 又 } T(\vec{e}_1) = \vec{e}_1 - \vec{e}_2 + \vec{e}_3 + 2\vec{e}_4, T(\vec{e}_2) = 2\vec{e}_2 + 2\vec{e}_3 - 2\vec{e}_4,$$

$$\therefore T(\vec{e}_1), T(\vec{e}_2) \text{ 线性无关, 从而 } R(T) = \text{Span}(T(\vec{e}_1), T(\vec{e}_2)).$$

$$(3) \because (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4) \begin{pmatrix} 1 & 0 & -2 & -1 \\ 0 & 1 & -2/3 & -2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4) D_1,$$

$$\text{而 } \begin{vmatrix} 1 & 0 & -2 & -1 \\ 0 & 1 & -2/3 & -2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} = 1 \neq 0, \therefore D_1 \text{ 可逆, 从而 } \vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2 \text{ 线性无关, 即为 } V \text{ 的一}$$

$$\text{组基, } T \text{ 在 } \vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2 \text{ 下的矩阵为 } D_1^{-1}AD_1 = \begin{pmatrix} 5 & 2 & 0 & 0 \\ 9/2 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & 0 \\ 2 & -2 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

$$(4) \because (T(\vec{e}_1), T(\vec{e}_2), \vec{e}_3, \vec{e}_4) = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4) \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & -2 & 0 & 1 \end{pmatrix} = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3, \vec{e}_4) D_2, \text{ 而}$$

$$\begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & -2 & 0 & 1 \end{vmatrix} = 2 \neq 0, \therefore D_2 \text{ 可逆, 从而 } T(\vec{e}_1), T(\vec{e}_2), \vec{e}_3, \vec{e}_4 \text{ 线性无关, 即为 } V \text{ 的}$$

$$\text{一组基, } T \text{ 在 } T(\vec{e}_1), T(\vec{e}_2), \vec{e}_3, \vec{e}_4 \text{ 下的矩阵为 } D_2^{-1}AD_2 = \begin{pmatrix} 5 & 2 & 2 & 1 \\ 9/2 & 1 & 3/2 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

九、线性空间 V^n 中, 设由基 (I): $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 改变为基 (II): $\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_n$ 的过渡矩阵

为 C , 给定 n 阶矩阵 B , 线性变换 T 满足: $(T(\vec{y}_1), T(\vec{y}_2), \dots, T(\vec{y}_n)) = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n)B$, 则

T 在基 (II) 下的矩阵是 _____

$$\text{解: } (\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_n) = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n)C \Rightarrow T(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_n) = T(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n)C$$

$$= (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n)B \Rightarrow \begin{cases} T(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n) = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n)BC^{-1} \\ T(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_n) = (\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_n)C^{-1}B \end{cases}.$$

十、给定线性空间 V^6 的基 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_6$, 线性变换 T 满足: $T(\vec{x}_i) = \vec{x}_i + 2\vec{x}_{7-i} (i=1, 2, \dots, 6)$

1. 求 T 的全部特征值与特征向量;

2. 判断是否存在另一组基, 使 T 在该基下的矩阵为对角矩阵? 若存在, 求之.

解: 1. 根据已知条件可得, T 在基 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_6$ 下的矩阵为

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \text{ 则有 } |\lambda E - A| = |(\lambda+1)^3(\lambda-3)^3[(\lambda-1)^2 - 2(\lambda-1) + 4]|,$$

$$\therefore A \text{ 的特征值为 } \lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = -1, \lambda_4 = \lambda_5 = \lambda_6 = 3,$$

$$\text{即 } T \text{ 的特征值为 } \lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = -1, \lambda_4 = \lambda_5 = \lambda_6 = 3.$$

当 $\lambda = -1$ 时, 一组基础解系为 $\vec{x}_1 + \vec{x}_6, \vec{x}_2 + \vec{x}_5, \vec{x}_3 + \vec{x}_4$, 所对应的特征向量为:

$$\vec{y} = k_1(\vec{x}_1 + \vec{x}_6) + k_2(\vec{x}_2 + \vec{x}_5) + k_3(\vec{x}_3 + \vec{x}_4) \quad (k_1, k_2, k_3 \text{ 不同时为零})$$

当 $\lambda = 3$ 时，一组基础解系为 $\vec{x}_1 - \vec{x}_6, \vec{x}_2 - \vec{x}_5, \vec{x}_3 - \vec{x}_4$ ，所对应的特征向量为：

$$\vec{y} = k_4(\vec{x}_1 - \vec{x}_6) + k_5(\vec{x}_2 - \vec{x}_5) + k_6(\vec{x}_3 - \vec{x}_4) \quad (k_4, k_5, k_6 \text{ 不同时为零})$$

2. 根据上面的计算结果， T 在 $(\vec{x}_1 + \vec{x}_6, \vec{x}_2 + \vec{x}_5, \vec{x}_3 + \vec{x}_4, \vec{x}_1 - \vec{x}_6, \vec{x}_2 - \vec{x}_5, \vec{x}_3 - \vec{x}_4)$ 下

的矩阵为 $\Lambda = \begin{pmatrix} -1 & & & & & \\ & -1 & & & & \\ & & -1 & & & \\ & & & 3 & & \\ & & & & 3 & \\ & & & & & 3 \end{pmatrix}$.

十一、设线性空间 $V = \{f(t) | f(t) = k_1 + k_2 t + k_3 t^2, k_i \in R\}$ 的线性变换 T 为 $T(f(t)) = (k_2 + k_3) + (k_1 + k_3)t + (k_1 + k_2)t^2$ ，求 V 的一个基，使 T 在该基下的矩阵为对角矩阵。

解：取简单基 $(1, t, t^2)$ ， $\Rightarrow f(t) = (1, t, t^2) \begin{pmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{pmatrix}$ ，

$$\text{且 } T(1, t, t^2) = (1, t, t^2) A, A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix},$$

那么 $|\lambda E - A| = |(\lambda - 2)(\lambda + 1)^2|$ ， $\therefore \lambda_1 = 2, \lambda_2 = \lambda_3 = -1$ ，对应 $\lambda_1 = 2$ 的特征向量为

$$(1, 1, 1)^T, \text{ 对应 } \lambda_2 = \lambda_3 = -1 \text{ 的特征向量为 } (1, -1, 0)^T, (1, 0, -1)^T, \therefore P = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix},$$

$$\Lambda = \begin{pmatrix} 2 & & \\ & -1 & \\ & & -1 \end{pmatrix} \text{ 满足 } P^{-1}AP = \Lambda, \text{ 所求的基为 } (f_1, f_2, f_3) = (1, t, t^2)P, \text{ 即有:}$$

$$f_1(t) = 1 + t + t^2, f_2(t) = 1 - t, f_3(t) = 1 - t^2.$$

十二、设 A 为 $m \times n$ 矩阵， B 为 $n \times k$ 矩阵， $R(A)$ 和 $R(AB)$ 分别表示 A 和 AB 的值域，证

明： $R(AB) = R(A)$ 的充要条件是存在 $k \times n$ 矩阵 C ，使得 $ABC = A$ 。

证明：必要性。

划分 $A = (\vec{a}_1, \vec{a}_2, \dots, \vec{a}_n)$ ，由 $\vec{a}_i \in R(A) = R(AB)$ 可得

$\exists \vec{x}_i \in C^k, sb. \vec{a}_i = AB\vec{x}_i (i=1, 2, \dots, n)$ ，于是有

$A = (\vec{a}_1, \vec{a}_2, \dots, \vec{a}_n) = AB(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n) = ABC$ ，其中 $C = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n)$ 。

充分性。由 $ABC = A$ 得 $R(A) = R(ABC) \subset R(AB) \subset R(A)$ ，

$R(AB) = R(A)$ 。

十三、设 $C^{n \times n}$ 是 $n \times n$ 复矩阵全体在通常的运算下所构成的复数域 C 上的线性空间，

$$F = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & -a_n \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & -a_{n-1} \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & -a_{n-2} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & -a_1 \end{pmatrix}. \quad (1) \text{ 假设 } A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}, \text{ 若 } AF = FA, \text{ 证明:}$$

$A = a_{n1}F^{n-1} + a_{n-1,1}F^{n-2} + \cdots + a_{21}F + a_{11}E$ ； (2) 求 $C^{n \times n}$ 的子空间

$C(F) = \{X \in C^{n \times n} | FX = XF\}$ 的维数。

证明：记

$$A = (a_1, a_2, \dots, a_n), M = a_{n1}F^{n-1} + a_{n-1,1}F^{n-2} + \cdots + a_{21}F + a_{11}E, \vec{\beta} = (-a_n, -a_{n-1}, \dots, -a_1)^T$$

则 $F = (\vec{e}_2, \vec{e}_3, \dots, \vec{e}_n, \vec{\beta})$ ，

而 $F\vec{e}_1 = \vec{e}_2, F^2\vec{e}_1 = F\vec{e}_2 = \vec{e}_3, \dots, F^{n-1}\vec{e}_1 = F(F^{n-2}\vec{e}_1) = F\vec{e}_{n-1} = \vec{e}_n$ 。

$$\begin{aligned} \therefore M\vec{e}_1 &= (a_{n1}F^{n-1} + a_{n-1,1}F^{n-2} + \cdots + a_{21}F + a_{11}E)\vec{e}_1 \\ &= a_{n1}F^{n-1}\vec{e}_1 + a_{n-1,1}F^{n-2}\vec{e}_1 + \cdots + a_{21}F\vec{e}_1 + a_{11}E\vec{e}_1 \\ &= a_{n1}\vec{e}_n + a_{n-1,1}\vec{e}_{n-1} + \cdots + a_{21}\vec{e}_2 + a_{11}\vec{e}_1 = \vec{\alpha}_1 = A\vec{e}_1 \end{aligned}$$

由此类推， $M\vec{e}_2 = MF\vec{e}_1 = FM\vec{e}_1 = FA\vec{e}_1 = AF\vec{e}_1 = A\vec{e}_2$

$$M\vec{e_3} = MF^2\vec{e_1} = F^2M\vec{e_1} = F^2A\vec{e_1} = AF^2\vec{e_1} = A\vec{e_3}$$

.....

$$M\vec{e_n} = MF^{n-1}\vec{e_1} = F^{n-1}M\vec{e_1} = F^{n-1}A\vec{e_1} = AF^{n-1}\vec{e_1} = A\vec{e_n}$$

所以 $M = A$ ，也即 $A = a_{n1}F^{n-1} + a_{n-1,1}F^{n-2} + \cdots + a_{21}F + a_{11}E$

$C(F) = \text{Span}\{E, F, F^2, \cdots, F^{n-1}\}$ ，设 $x_0E + x_1F + x_2F^2 + \cdots + x_{n-1}F^{n-1} = O$ ，等式两

边同右乘 $\vec{e_1}$ ，利用 $F\vec{e_1} = \vec{e_2}, F^2\vec{e_1} = F\vec{e_2} = \vec{e_3}, \cdots, F^{n-1}\vec{e_1} = F(F^{n-2}\vec{e_1}) = F\vec{e_{n-1}} = \vec{e_n}$ 可得

$$\begin{aligned} \theta = O\vec{e_1} &= (x_0E + x_1F + x_2F^2 + \cdots + x_{n-1}F^{n-1})\vec{e_1} = x_0E\vec{e_1} + x_1F\vec{e_1} + x_2F^2\vec{e_1} + \cdots + x_{n-1}F^{n-1}\vec{e_1} \\ &= x_0\vec{e_1} + x_1\vec{e_2} + \cdots + x_{n-1}\vec{e_n} \end{aligned}$$

由于 $\vec{e_1}, \vec{e_2}, \cdots, \vec{e_n}$ 线性无关，故 $x_0 = x_1 = x_2 = \cdots = x_{n-1} = 0$ ，所以 $E, F, F^2, \cdots, F^{n-1}$ 线性无关，因此 $E, F, F^2, \cdots, F^{n-1}$ 是 $C(F)$ 的基， $\dim C(F) = n$ 。

十四、 A 半正定，求证： $|A + I| \geq 1$ 且等号成立的充要条件为 $A = O$ 。

证：存在正交矩阵 P ，使 $P^{-1}AP = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \lambda_2 & \\ & & \dots \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix}$ ， λ_i 为 A 的特征值，因 A 半正

定， $\therefore \lambda_i \geq 0$ ， $\therefore |A + I| = \det \begin{pmatrix} \lambda_1 + 1 & & \\ & \lambda_2 + 1 & \\ & & \dots \\ & & & \lambda_n + 1 \end{pmatrix} \geq 1$ ，显然只有当 $\lambda_i = 0$ 时，

等号成立。

易考易学

易考易学

第二章 内积空间上的等积变换

§ 1 内积空间

1.1 内积与欧氏空间

定义 1-1 设 V 是实数域 R 上的线性空间, 对于 $\forall \vec{x}, \vec{y} \in V$ (\vec{y} 可以等于 \vec{x}) 如能给定某种规则, 使 \vec{x} 与 \vec{y} 对应着一个实数, 记为 (\vec{x}, \vec{y}) , 它能满足以下条件:

- (1) $(\vec{x}, \vec{y}) = (\vec{y}, \vec{x})$; (2) $(\vec{x} + \vec{y}, \vec{z}) = (\vec{x}, \vec{z}) + (\vec{y}, \vec{z})$; (3) $(k\vec{x}, \vec{y}) = k(\vec{x}, \vec{y}), \forall k \in R$;
(4) $(\vec{x}, \vec{x}) \geq 0$, 当且仅当 $\vec{x} = \vec{0}$ 时, $(\vec{x}, \vec{x}) = 0$.

则称该实数 (\vec{x}, \vec{y}) 是向量 \vec{x} 与 \vec{y} 的**内积**. 此时的实线性空间 V 叫做 **Euclid 空间**, 简称**欧氏空间** (或**实内积空间**).

$\forall \vec{x}, \vec{y} \in V, \vec{x} = (a_1, a_2, \dots, a_n), \vec{y} = (b_1, b_2, \dots, b_n)$, 规定

$$(\vec{x}, \vec{y}) = a_1 b_1 + a_2 b_2 + \dots + a_n b_n = \sum_{k=1}^n a_k b_k.$$

对于函数 $f(x), g(x) \in C[a, b] (b > a)$ 定义内积为: $(f, g) = \int_a^b f(x)g(x)dx$.

内积的基本性质:

$$1^\circ (\vec{x}, k\vec{y}) = k(\vec{x}, \vec{y}); \quad 2^\circ (\vec{x}, \vec{y} + \vec{z}) = (\vec{x}, \vec{y}) + (\vec{x}, \vec{z}); \quad 3^\circ (\vec{x}, \vec{0}) = (\vec{0}, \vec{x}) = 0;$$

$$4^\circ \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i \vec{x}_i, \sum_{j=1}^n \mu_j \vec{y}_j \right) = \sum_{i,j=1}^n \lambda_i \mu_j (\vec{x}_i, \vec{y}_j).$$

一、向量的长度与夹角

定义 1-2 非负实数 $\sqrt{(\vec{x}, \vec{x})}$ 叫做向量 \vec{x} 的**长度**或**模**, 记为 $|\vec{x}|$. 长度等于 1 的向量叫做单位向量. 零向量的长度为 0.

\vec{x} **单位化**或**规范化**, $\frac{\vec{x}}{|\vec{x}|} = \frac{\vec{x}}{\sqrt{(\vec{x}, \vec{x})}}.$

定义 1-3 非零向量 \vec{x} 与 \vec{y} 的**夹角** $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ 规定为

$$\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle = \arccos \frac{(\vec{x}, \vec{y})}{|\vec{x}| |\vec{y}|}, 0 \leq \langle \vec{x}, \vec{y} \rangle \leq \pi.$$

柯西-许瓦兹 (Cauchy-Schwarz) 不等式: $|(\vec{x}, \vec{y})| \leq |\vec{x}| |\vec{y}|$ 对任意两个向量 \vec{x} 与 \vec{y} 均成立,

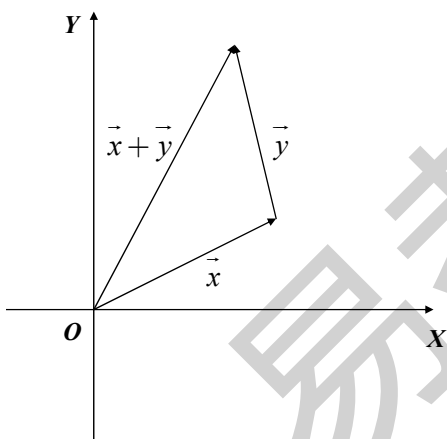
其中当且仅当 \vec{x}, \vec{y} 线性相关时, 等号才成立.

其几何解释是: $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ 满足 $|\cos \langle \vec{x}, \vec{y} \rangle| \leq 1$.

Schwarz 不等式: $\left| \sum_{i=1}^n x_i y_i \right| \leq \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2},$

$$\left| \int_a^b f(x)g(x)dx \right| \leq \sqrt{\int_a^b f^2(x)dx} \cdot \sqrt{\int_a^b g^2(x)dx}$$

三角不等式及推广: $|\vec{x} + \vec{y}| \leq |\vec{x}| + |\vec{y}|$



$$|\vec{x} + \vec{y} + \cdots + \vec{z}| \leq |\vec{x}| + |\vec{y}| + \cdots + |\vec{z}|$$

$|\vec{x} - \vec{y}| \geq ||\vec{x}| - |\vec{y}||$, $|\vec{x} - \vec{z}| \leq |\vec{x} - \vec{y}| + |\vec{y} - \vec{z}|$, $|\vec{x} - \vec{y}|$ 称为向量 \vec{x} 与 \vec{y} 之间的距离.

二、度量矩阵

假定 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 是 n 维欧氏空间 V^n 的一组基. 对于任意两个向量 $\vec{x}, \vec{y} \in V^n$, 有 $\vec{x} = x_1 \vec{e}_1 + x_2 \vec{e}_2 + \cdots + x_n \vec{e}_n, \vec{y} = y_1 \vec{e}_1 + y_2 \vec{e}_2 + \cdots + y_n \vec{e}_n$, 则根据内积的性质可得:

$$(\vec{x}, \vec{y}) = \left(\sum_{i=1}^n x_i \vec{e}_i, \sum_{j=1}^n y_j \vec{e}_j \right) = \sum_{i,j=1}^n x_i y_j (\vec{e}_i, \vec{e}_j), \text{ 令 } a_{ij} = (\vec{e}_i, \vec{e}_j) (i, j = 1, 2, \dots, n), \text{ 并构造矩}$$

$$\text{阵和列向量 } A = (a_{ij}) = \begin{pmatrix} (\vec{e}_1, \vec{e}_1) & (\vec{e}_1, \vec{e}_2) & \cdots & (\vec{e}_1, \vec{e}_n) \\ (\vec{e}_2, \vec{e}_1) & (\vec{e}_2, \vec{e}_2) & \cdots & (\vec{e}_2, \vec{e}_n) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ (\vec{e}_n, \vec{e}_1) & (\vec{e}_n, \vec{e}_2) & \cdots & (\vec{e}_n, \vec{e}_n) \end{pmatrix}, \quad \vec{X} = (x_1, x_2, \cdots, x_n)^T \text{ 和}$$

$\vec{Y} = (y_1, y_2, \cdots, y_n)^T$, 于是内积 (\vec{x}, \vec{y}) 可表示成 $(\vec{x}, \vec{y}) = \vec{X}^T A \vec{Y}$, $A \in R^{n \times n}$ 叫做基

$\vec{e}_1, \vec{e}_2, \cdots, \vec{e}_n$ 的**度量矩阵**, 又叫作 **Gram 矩阵**.

度量矩阵的性质:

1° 度量矩阵是对称正定矩阵.

2° 两组不同基的度量矩阵是不同的, 但它们之间呈相合关系.

三、正交性

(1) 正交的概念

定义 1-4 设 \vec{x}, \vec{y} 为欧氏空间的两个向量, 如果 $(\vec{x}, \vec{y}) = 0$, 则说 \vec{x} 与 \vec{y} **正交**, 记为 $\vec{x} \perp \vec{y}$.

正交与否与欧式空间的内积如何定义有关.

定理 1-1 如果向量 \vec{x} 与 \vec{y} 正交, 则有 $|\vec{x} + \vec{y}|^2 = |\vec{x}|^2 + |\vec{y}|^2$.

定义 1-5 欧氏空间中一组非零向量, 如果它们两两正交, 则称其为一个**正交向量组**.

若 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_m$ 是正交向量组, 则有 $|\vec{x}_1 + \vec{x}_2 + \cdots + \vec{x}_m|^2 = |\vec{x}_1|^2 + |\vec{x}_2|^2 + \cdots + |\vec{x}_m|^2$.

定理 1-2 如果 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_m$ 是一组两两正交的非零向量, 它们必是线性无关的.

(2) Schmidt 正交化方法

设 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_n$ 是一组线性无关的向量. **Schmidt** 正交规范化步骤:

首先, 把它们正交化;

第一步, 取 $\vec{y}_1 = \vec{x}_1$;

第二步, 令 $\vec{y}_2 = \vec{x}_2 + k_{21}\vec{y}_1$, 由 $(\vec{y}_2, \vec{y}_1) = 0$ 得 $(\vec{x}_2 + k_{21}\vec{y}_1, \vec{y}_1) = (\vec{x}_2, \vec{y}_1)$

$+k_{21}(\vec{y}_1, \vec{y}_1) = 0$, 则 $k_{21} = -\frac{(\vec{x}_2, \vec{y}_1)}{(\vec{y}_1, \vec{y}_1)}$, 于是 $\vec{y}_2 = \vec{x}_2 - \frac{(\vec{x}_2, \vec{y}_1)}{(\vec{y}_1, \vec{y}_1)}\vec{y}_1$.

第三部, 令 $\vec{y}_3 = \vec{x}_3 + k_{31}\vec{y}_2 + k_{32}\vec{y}_1$, 采用第二步中的方法同样可以得到

$$\vec{y}_3 = \vec{x}_3 - \frac{(\vec{x}_3, \vec{y}_2)}{(\vec{y}_2, \vec{y}_2)} \vec{y}_2 - \frac{(\vec{x}_3, \vec{y}_1)}{(\vec{y}_1, \vec{y}_1)} \vec{y}_1.$$

第四步，如此继续进行下去，得到一般式是：

$$\begin{cases} \vec{y}_m = \vec{x}_m + k_{m1} \vec{y}_{m-1} + k_{m2} \vec{y}_{m-2} + \cdots + k_{m,m-1} \vec{y}_1 \\ k_{mi} = -\frac{(\vec{x}_m, \vec{y}_{m-i})}{(\vec{y}_{m-i}, \vec{y}_{m-i})}, i=1, 2, \cdots, m-1 \end{cases} \quad \text{直到 } m=n, \text{ 这样得到一组向量}$$

$\vec{y}_1, \vec{y}_2, \cdots, \vec{y}_n$ 显然是两两正交的.

$$\text{再单位化, } \vec{y}_i = \frac{\vec{y}_i}{|\vec{y}_i|}, i=1, 2, \cdots, n.$$

(3) 标准正交基

定义 1-6 在欧氏空间 V^n 中，由 n 个向量构成的正交向量组称为 V^n 的**正交基**；由单位向量构成的正交基叫做**标准正交基**。

定理 1-3 任何 n 维欧氏空间都有正交基和标准正交基。

定理 1-4 一组基为标准正交基的充要条件是，它的度量矩阵为单位矩阵。

例：在实数域 R 上的多项式空间 $P[t]_n (n \geq 1)$ 中，对于多项式 $f(t)$ 与 $g(t)$ ，定义实数

$$(f, g) = \int_0^1 f(t)g(t)dt.$$

(1) 验证 (f, g) 是 $P[t]_n$ 中 $f(t)$ 与 $g(t)$ 的内积；

(2) 当 $n=1$ 时，取 $f(t)=t, g(t)=t+a$ ，问 a 为何值时， $f(t)$ 与 $g(t)$ 正交？

解：(1) 设 $h(t) \in P[t]_n, k \in R$ ，则有 $(f, g) = \int_0^1 f(t)g(t)dt = \int_0^1 g(t)f(t)dt = (g, f)$

$$(f, g+h) = \int_0^1 f(t)[g(t)+h(t)]dt = \int_0^1 f(t)g(t)dt + \int_0^1 f(t)h(t)dt = (f, g) + (f, h)$$

$$(kf, g) = \int_0^1 kf(t)g(t)dt = k \int_0^1 f(t)g(t)dt = k(f, g)$$

当 $f(t)=0$ 时， $(f, f)=0$ ；当 $f(t) \neq 0$ 时， $f(t)$ 在区间 $(0,1)$ 上不恒为零，从而有

$$(f, f) = \int_0^1 f^2(t)dt > 0, \text{ 因此, } (f, g) \text{ 是 } P[t]_n \text{ 中 } f(t) \text{ 与 } g(t) \text{ 的内积.}$$

$$(2) \text{ 由 } (f, g)=0 \text{ 可得 } \int_0^1 t(t+a)dt = \left(\frac{t^3}{3} + \frac{a}{2}t^2\right)\Big|_0^1 = \frac{1}{3} + \frac{a}{2} = 0, \text{ 所以 } a = -\frac{2}{3}.$$

例： 证明：在欧氏空间 V^n 中，采用矩阵乘法形式计算两个元素的内积时，其值与选取的基无关。

证明：设 V^n 的两个基为 (I): $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$; (II) $\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_n$, 它们的度量矩阵分别为 A 和 B , 由基(I)改变为基(II)的过渡矩阵为 C , $\vec{x} \in V^n$ 在基(I)和基(II)下的坐标(列向量)分别为 $\vec{\alpha}_1$ 和 $\vec{\alpha}_2$, $\vec{y} \in V^n$ 在基(I)和基(II)下的坐标(列向量)分别为 $\vec{\beta}_1$ 和 $\vec{\beta}_2$. 则需证明 $\vec{\alpha}_1^T A \vec{\beta}_1 = \vec{\alpha}_2^T B \vec{\beta}_2$.

由坐标变换公式得 $\vec{\alpha}_1 = C \vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_1 = C \vec{\beta}_2$, 而 $B = C^T A C$, 于是有

$$(\vec{x}, \vec{y}) = \vec{\alpha}_1^T A \vec{\beta}_1 = (C \vec{\alpha}_2)^T A (C \vec{\beta}_2) = \vec{\alpha}_2^T (C^T A C) \vec{\beta}_2 = \vec{\alpha}_2^T B \vec{\beta}_2$$

例： 设欧氏空间 $P[t]_2$ 中的内积为 $(f, g) = \int_{-1}^1 f(t)g(t)dt$

(1) 求基 $1, t, t^2$ 的度量矩阵; (2) 计算 $f(t) = 1 - t + t^2$ 与 $g(t) = 1 - 4t - 5t^2$ 的内积.

解: (1) 设基 $1, t, t^2$ 的度量矩阵为 $A = (a_{ij})$, 则有 $a_{11} = (1, 1) = \int_{-1}^1 dt = 2$,

$$a_{12} = (1, t) = \int_{-1}^1 t dt = 0 , \quad a_{13} = (1, t^2) = \int_{-1}^1 t^2 dt = \frac{2}{3} , \quad a_{22} = (t, t) = \int_{-1}^1 t^2 dt = \frac{2}{3} ,$$

$$a_{23} = (t, t^2) = \int_{-1}^1 t^3 dt = 0 , \quad a_{33} = (t^2, t^2) = \int_{-1}^1 t^4 dt = \frac{2}{5} . \text{ 根据度量矩阵的对称性可得:}$$

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & \frac{2}{3} \\ 0 & \frac{2}{3} & 0 \\ \frac{2}{3} & 0 & \frac{2}{5} \end{pmatrix} .$$

(2) 易知 $f(t), g(t)$ 在基 $1, t, t^2$ 下的坐标分别为 $\vec{\alpha} = (1, -1, 1)^T, \vec{\beta} = (1, -4, -5)^T$, 于是有

$$(f, g) = \vec{\alpha}^T A \vec{\beta} = (1, -1, 1) \begin{pmatrix} 2 & 0 & \frac{2}{3} \\ 0 & \frac{2}{3} & 0 \\ \frac{2}{3} & 0 & \frac{2}{5} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ -4 \\ -5 \end{pmatrix} = 0 .$$

例： 设向量空间 R^2 按照某种内积方式构成欧氏空间，记作 V^2 。已知 V^2 的两个基为

$$(I) \quad \vec{\alpha}_1 = (1, 1), \vec{\alpha}_2 = (1, -1) \quad (II) \quad \vec{\beta}_1 = (0, 2), \vec{\beta}_2 = (6, 12)$$

且 $\vec{\alpha}_i$ 与 $\vec{\beta}_i$ 的内积为 $(\vec{\alpha}_1, \vec{\beta}_1) = 1, (\vec{\alpha}_1, \vec{\beta}_2) = 15, (\vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_1) = -1, (\vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_2) = 3$

(1) 求基(I)的度量矩阵 A ；(2) 求基(II)的度量矩阵 B ；(3) 求欧氏空间 V^2 的一个标准正交基。

解：(1) 根据已知条件，需先将 $\vec{\alpha}_i$ 用 $\vec{\beta}_i$ 线性表示。不妨设 $\vec{\alpha}_1 = k_1 \vec{\beta}_1 + k_2 \vec{\beta}_2$ ，则有

$$(1, 1) = k_1(0, 2) + k_2(6, 12), \text{ 解得 } k_1 = -\frac{1}{2}, k_2 = \frac{1}{6}, \text{ 所以 } \vec{\alpha}_1 = -\frac{1}{2}\vec{\beta}_1 + \frac{1}{6}\vec{\beta}_2, \text{ 同理可有}$$

$$\vec{\alpha}_2 = -\frac{3}{2}\vec{\beta}_1 + \frac{1}{6}\vec{\beta}_2.$$

$$\therefore (\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_1) = (\vec{\alpha}_1, -\frac{1}{2}\vec{\beta}_1 + \frac{1}{6}\vec{\beta}_2) = -\frac{1}{2}(\vec{\alpha}_1, \vec{\beta}_1) + \frac{1}{6}(\vec{\alpha}_1, \vec{\beta}_2) = -\frac{1}{2} \times 1 + \frac{1}{6} \times 15 = 2$$

$$(\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2) = (\vec{\alpha}_1, -\frac{3}{2}\vec{\beta}_1 + \frac{1}{6}\vec{\beta}_2) = -\frac{3}{2}(\vec{\alpha}_1, \vec{\beta}_1) + \frac{1}{6}(\vec{\alpha}_1, \vec{\beta}_2) = -\frac{3}{2} \times 1 + \frac{1}{6} \times 15 = 1$$

$$(\vec{\alpha}_2, \vec{\alpha}_1) = (\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2) = 1$$

$$(\vec{\alpha}_2, \vec{\alpha}_2) = (\vec{\alpha}_2, -\frac{3}{2}\vec{\beta}_1 + \frac{1}{6}\vec{\beta}_2) = -\frac{3}{2}(\vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_1) + \frac{1}{6}(\vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_2) = -\frac{3}{2} \times (-1) + \frac{1}{6} \times 3 = 2$$

$$\therefore A = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}.$$

$$(2) \text{ 由 } \vec{\alpha}_1 = -\frac{1}{2}\vec{\beta}_1 + \frac{1}{6}\vec{\beta}_2, \vec{\alpha}_2 = -\frac{3}{2}\vec{\beta}_1 + \frac{1}{6}\vec{\beta}_2 \text{ 可得 } \vec{\beta}_1 = \vec{\alpha}_1 - \vec{\alpha}_2, \vec{\beta}_2 = 9\vec{\alpha}_1 - 3\vec{\alpha}_2, \text{ 所}$$

$$\text{以由基(I)到基(II)的过渡矩阵为 } C = \begin{pmatrix} 1 & 9 \\ -1 & -3 \end{pmatrix}, \text{ 于是 } B = C^T A C = \begin{pmatrix} 2 & 12 \\ 12 & 126 \end{pmatrix}.$$

(3) 对基(I)进行 *Schmidt* 正交化可得

$$\vec{x}_1 = \vec{\alpha}_1 = (1, 1)$$

$$\vec{x}_2 = \vec{\alpha}_2 - \frac{(\vec{\alpha}_2, \vec{x}_1)}{(\vec{x}_1, \vec{x}_1)} \vec{x}_1 = \vec{\alpha}_2 - \frac{(\vec{\alpha}_2, \vec{\alpha}_1)}{(\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_1)} \vec{\alpha}_1 = \vec{\alpha}_2 - \frac{1}{2} \vec{\alpha}_1 = \left(\frac{1}{2}, -\frac{3}{2}\right)$$

对 \vec{x}_1, \vec{x}_2 进行单位化可得

$$\vec{y}_1 = \frac{\vec{x}_1}{|\vec{x}_1|} = \frac{\vec{x}_1}{\sqrt{(\vec{x}_1, \vec{x}_1)}} = \frac{\vec{x}_1}{\sqrt{(\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_1)}} = \frac{\vec{x}_1}{\sqrt{2}} = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}\right)$$

$$\begin{aligned}\vec{y}_2 &= \frac{\vec{x}_2}{|\vec{x}_2|} = \frac{\vec{x}_2}{\sqrt{(\vec{x}_2, \vec{x}_2)}} = \frac{\vec{x}_2}{\sqrt{(\vec{\alpha}_2 - \frac{1}{2}\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2 - \frac{1}{2}\vec{\alpha}_1)}} = \frac{\vec{x}_2}{\sqrt{(\vec{\alpha}_2, \vec{\alpha}_2) - (\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2) + \frac{1}{4}(\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_1)}} \\ &= \frac{\vec{x}_2}{\sqrt{2-1+\frac{1}{4}\times 2}} = \sqrt{\frac{2}{3}}\left(\frac{1}{2}, -\frac{3}{2}\right) = \left(\frac{1}{\sqrt{6}}, -\frac{3}{\sqrt{6}}\right)\end{aligned}$$

于是 \vec{y}_1, \vec{y}_2 为欧氏空间 V^2 的一个标准正交基.

§ 2 等积变换及其矩阵

2.1 正交变换与正交矩阵

一、正交变换的定义及其性质

定义 2-1 设 V 是一个欧式空间, T 是 V 上的线性变换, 如果对于 $\forall \vec{x}, \vec{y} \in V$, 变换 T 恒能使下式成立: $(T(\vec{x}), T(\vec{y})) = (\vec{x}, \vec{y})$, 则说 T 是 V 上的 **正交变换**.

★ 恒等变换即是一个正交变换; 坐标平面上的旋转变换也是一个正交变换.

定理 2-1 设 T 是欧式空间 V 上的线性变换, 下面的任意一条都是使 T 成为正交变换的充要条件: 1° T 使向量长度保持不变, 即: 对于 $\forall \vec{x} \in V$, 有 $(T(\vec{x}), T(\vec{x})) = (\vec{x}, \vec{x})$;

2° 任一组标准正交基经 T 变换后的基像仍是一组标准正交基;

3° T 在任一组标准正交基下的矩阵 A 满足 $A^T A = A A^T = I$ 或 $A^{-1} = A^T$.

★ 一组基为标准正交基的充要条件是它的度量矩阵为单位矩阵.

★ 两组标准正交基的过渡矩阵 C 为正交矩阵. (P87 例 2-7)

二、正交矩阵

定义 2-2 满足 $A^T A = A A^T = I$ 的任何方阵 A 叫做 **正交矩阵**.

★ 常用 $A^T A = A A^T = I$ 来判断 A 是不是正交矩阵.

定理 2-2 在欧氏空间中, 正交变换在标准正交基下的矩阵是正交矩阵; 反过来, 如果线

性变换 T 在标准正交基下的矩阵是正交矩阵，则 T 是正交变换。

★ 正交矩阵的一些常用性质：

- 1° 正交矩阵是非奇异的，且 $\det A = 1$ (或 -1)；
- 2° 正交矩阵的逆矩阵仍是正交矩阵；
- 3° 两个正交矩阵的乘积仍为正交矩阵；
- 4° 实数域上方阵 A 是正交矩阵的充要条件是： A 的行（或列）向量为标准正交向量。

2.2 两类常用的正交变换及其矩阵

一、初等旋转变换

一般地，在 n 维 *Euclid* 空间 V 中取一组标准正交基 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ ，沿平面 $[\vec{e}_i, \vec{e}_j]$ 旋转，

它的矩阵表示是 $R_{ij} =$

$$\begin{pmatrix} 1 & & & & & & \\ & \dots & & & & & \\ & & \dots & & & & \\ & & & 1 & & & \\ & & & & \cos \theta & \dots & \dots & \sin \theta \\ & & & & \dots & 1 & & \dots \\ & & & & \dots & & \dots & \dots \\ & & & & & & 1 & \dots \\ & & & & -\sin \theta & \dots & \dots & \cos \theta \\ & & & & & & & 1 & \dots \\ & & & & & & & & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{matrix} \leftarrow R_i \\ \\ \\ \leftarrow R_j \end{matrix}, \text{ 其}$$

$i < j$

元素满足 $r_{ii} = \cos \theta, r_{ij} = \sin \theta, r_{ji} = -\sin \theta, r_{jj} = \cos \theta, r_{pp} = 1 (p \neq i, j), r_{pq} = 0$ ， θ - 旋

转角，记 $\cos \theta = C, \sin \theta = S$ ，从而有

$$R_{ij} = \begin{pmatrix} 1 & & & & & & & \\ & \dots & & & & & & \\ & & \dots & & & & & \\ & & & 1 & & & & \\ & & & & C & \dots & \dots & S \\ & & & & \dots & 1 & & \dots \\ & & & & \dots & & \dots & \dots \\ & & & & \dots & & 1 & \dots \\ & & & & -S & \dots & \dots & C \\ & & & & & & & 1 \\ & & & & & & & \dots \\ & & & & & & & 1 \end{pmatrix}$$

定义 2-4 R_{ij} 叫做初等旋转矩阵；它所确定的线性变换叫做**初等旋转变换**（*Givens 变换*）。

定理 2-3 设 R_{ij} 是初等旋转矩阵，则有 $\det R_{ij} = 1$ ； R_{ij} 对应的初等旋转变换是正交变换， R_{ij} 是正交矩阵。

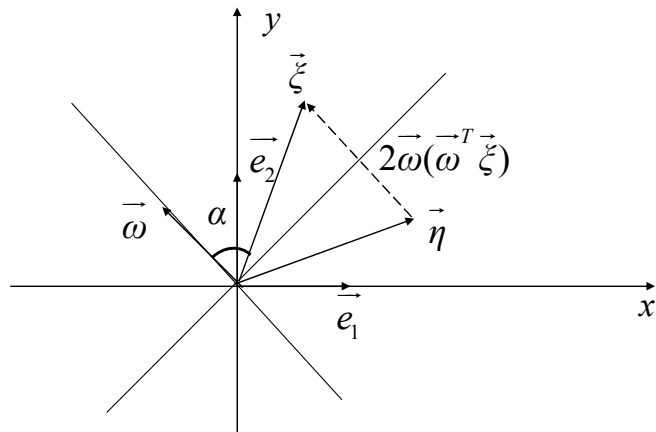
非零 n 维列（行）向量 \vec{x} ，连续左（右）乘 $R_{r,r+1}, R_{r,r+2}, \dots, R_{r,n}$ ，可使 \vec{x} 的第 r 个分量变为一新的正数，而第 $r+1$ 个到第 n 个分量全部消为 0，即分别有

$$\vec{y} = R_{r,n} \cdots R_{r,r+2} R_{r,r+1} \vec{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_{r-1} \\ y_r \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad \left(\text{此时的 } C = \frac{x_i}{\sqrt{x_i^2 + x_j^2}}, S = \frac{x_j}{\sqrt{x_i^2 + x_j^2}} \right)$$

$$\text{或 } \vec{y} = \vec{x} R_{r,r+1} R_{r,r+2} \cdots R_{r,n} = (x_1, \dots, x_{r-1}, y_r, 0, \dots, 0)$$

$$\left(\text{此时的 } C = \frac{x_i}{\sqrt{x_i^2 + x_j^2}}, S = -\frac{x_j}{\sqrt{x_i^2 + x_j^2}} \right) \quad y_r = \sqrt{x_r^2 + x_{r+1}^2 + \cdots + x_n^2}$$

二、镜像变换



根据几何关系可有： $\vec{\xi} - \vec{\eta} = 2\vec{\omega} \cdot |\vec{\xi}| \cdot \cos \alpha = 2\vec{\omega} \cdot |\vec{\xi}| \cdot \frac{(\vec{\omega}, \vec{\xi})}{|\vec{\omega}| \cdot |\vec{\xi}|} = 2\vec{\omega}(\vec{\omega}, \vec{\xi}) = 2\vec{\omega}(\vec{\omega}^T \vec{\xi})$

($\vec{\omega}$ 为单位坐标向量, $|\vec{\omega}|=1$). $\vec{\omega}^T \vec{\xi}$ 一向量 $\vec{\xi}$ 在 $\vec{\omega}$ 方向上的投影长度 (即内积).

$$\vec{\eta} = \vec{\xi} - 2\vec{\omega}(\vec{\omega}^T \vec{\xi}) = (I - 2\vec{\omega}\vec{\omega}^T)\vec{\xi}$$

令 $H = I - 2\vec{\omega}\vec{\omega}^T$, 则 $\vec{\eta} = H\vec{\xi}$, 顺时针方向旋转向量 $\vec{\omega}$ (角度 θ), 使 $\vec{\omega}$ 与 \vec{e}_2 重合,

则使 $\vec{\omega} = \begin{pmatrix} \omega_1 \\ \omega_2 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \vec{e}_2$ 的初等旋转矩阵为 $Q = \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix}$, 且 $Q^{-1} = Q^T$, 于是有

$$\begin{aligned} Q\vec{\eta} &= QHI\vec{\xi} = QHQ^{-1}Q\vec{\xi}, \quad QHQ^{-1} = Q(I - 2\vec{\omega}\vec{\omega}^T)Q^T = I - 2Q\vec{\omega}\vec{\omega}^TQ^T \\ &= I - 2(Q\vec{\omega})(Q\vec{\omega})^T = I - 2\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}(0, 1) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

定义 2-5 在欧氏空间 R^n 中, 设有变换将向量 $\vec{\xi}$ 映射成与单位向量 $\vec{\omega}$ 正交的 $n-1$ 维子空间对称的像 $\vec{\eta}$, 且有 $\vec{\eta} = (I - 2\vec{\omega}\vec{\omega}^T)\vec{\xi} = H\vec{\xi}$, 则称这种变换为**镜像变换**, 或**豪斯荷德 (Householder) 变换**, 其中的矩阵 $H = I - 2\vec{\omega}\vec{\omega}^T$ 称为**初等反射矩阵**, 或 **Householder 矩阵**.

定理 2-4 设 $H = I - 2\vec{\omega}\vec{\omega}^T$ 是 R^n 中的初等反射矩阵, 则 H 是对称的正交矩阵; $\det H = -1$.

定理 2-5 镜像变换可以使任何非零向量 $\vec{\xi}$ 变到与给定单位向量 $\vec{\omega}$ 同方向的向量 $\vec{\eta}$, 且有

$$\vec{\eta} = H\vec{\xi} = (I - 2\vec{\omega}\vec{\omega}^T)\vec{\xi} \quad (\vec{\omega} = \frac{\vec{\xi} - \vec{\eta}}{2(\vec{\omega}^T\vec{\xi})} = \frac{\vec{\xi} - |\vec{\xi}|^2\vec{\xi}}{|\vec{\xi} - |\vec{\xi}|^2\vec{\xi}|}).$$

★ 任何实的非奇异矩阵都可以用镜像变换化为上三角矩阵.

定理 2-6 初等旋转矩阵(变换)是两个初等反射矩阵(变换)的乘积.

§ 3 其他几种线性变换及其矩阵

3.1 对称变换与厄尔密特变换

一、对称变换与对称矩阵

定义 3-1 设 T 是欧氏空间 V 中的一个线性变换, 且对 $\forall \vec{x}, \vec{y} \in V$ 都有 $(T(\vec{x}), \vec{y}) = (\vec{x}, T(\vec{y}))$ 成立, 则称 T 是欧氏空间 V 中的**对称变换**.

定理 3-1 n 维欧氏空间 V 中的线性变换 T 是对称变换 $\Leftrightarrow T$ 在标准正交基下的矩阵 A 是对称矩阵, 即有 $A^T = A$.

矩阵在内积运算中的转移规则:

1° 若 A 是对称矩阵, 且 $A \in R^{n \times n}$, $\vec{x} = X \in R^n$, $\vec{y} = Y \in R^n$, 则 A 在内积中的转移规则为:

$$(AX, Y) = (X, AY).$$

2° 若 A 不是对称矩阵, $A \in R^{m \times n}$, $\vec{x} = X \in R^n$, $\vec{y} = Y \in R^m$, 则有 $(AX, Y) = (X, A^T Y)$.

二、厄尔密特变换与厄尔密特矩阵

定义 3-2 如果酉空间 V 上的线性变换 T 对 $\forall \vec{x}, \vec{y} \in V$ 都有 $(T(\vec{x}), \vec{y}) = (\vec{x}, T(\vec{y}))$ 成立, 则称 T 是**厄尔密特 (Hermite) 变换**.

若厄尔密特变换 T 关于标准正交基的矩阵为 $A = (a_{ij})_{n \times n}$, 则对于 $\forall i, j$ 恒有 $a_{ij} = \overline{a_{ji}}$ 或 $A^H = A$. A 称为**厄尔密特 (Hermite) 矩阵**; 又若满足 $A^H = -A$, 则称 A 为**反厄尔密特 (Hermite) 矩阵**.

引理 设 $\vec{\xi}_1$ 为 n 维单位列向量, 则存在 n 维列向量 $\vec{\xi}_1, \dots, \vec{\xi}_n$ 使得矩阵 $P = (\vec{\xi}_1, \vec{\xi}_2, \dots, \vec{\xi}_n)$ 为酉矩阵.

定理 3-2 (Schur 定理) 任何 n 阶矩阵都酉相似于一个上三角阵, 即存在一个 n 阶酉矩阵 U 和一个上三角阵 R , 使得 $U^H A U = R$ (或 $A = U R U^H$). 式中 R 的主对角元是 A 的特征值, 它们可以按所要求的次序排列.

推论 若 A 为 *Hermite* 矩阵, 则 A 必酉相似于对角阵, 其对角元 (A 的特征值) 均为实数.

例: 设 \vec{x}_0 是欧氏空间 V 中的单位元素, 定义变换 $T(\vec{x}) = \vec{x} - 2(\vec{x}, \vec{x}_0)\vec{x}_0$ ($\vec{x} \in V$).

(1) 验证 T 是线性变换; (2) 验证 T 既是正交变换, 又是对称变换;

(3) 验证 \vec{x}_0 是 T 的一个特征向量, 并求其对应的特征值.

解: (1) 设 $\vec{x}, \vec{y} \in V, k, l \in R$, 则有 $T(k\vec{x} + l\vec{y}) = (k\vec{x} + l\vec{y}) - 2(k\vec{x} + l\vec{y}, \vec{x}_0)\vec{x}_0$

$= k[\vec{x} - 2(\vec{x}, \vec{x}_0)\vec{x}_0] + l[\vec{y} - 2(\vec{y}, \vec{x}_0)\vec{x}_0] = kT(\vec{x}) + lT(\vec{y})$, 故 T 是线性变换.

(2) $\because (T(\vec{x}), T(\vec{x})) = (\vec{x}, \vec{x}) - 4(\vec{x}, \vec{x}_0)(\vec{x}, \vec{x}_0) + 4(\vec{x}, \vec{x}_0)^2(\vec{x}_0, \vec{x}_0)$ 且 $(\vec{x}_0, \vec{x}_0) = 1$

$\therefore (T(\vec{x}), T(\vec{x})) = (\vec{x}, \vec{x})$, 所以 T 是正交变换.

设 $\vec{y} \in V$, 则 $T(\vec{y}) = \vec{y} - 2(\vec{y}, \vec{x}_0)\vec{x}_0$, 于是有 $(T(\vec{x}), \vec{y}) = (\vec{x}, \vec{y}) - 2(\vec{x}, \vec{x}_0)(\vec{x}_0, \vec{y})$

$(\vec{x}, T(\vec{y})) = (\vec{x}, \vec{y}) - 2(\vec{y}, \vec{x}_0)(\vec{x}, \vec{x}_0) = (T(\vec{x}), \vec{y})$, 故 T 又是对称变换.

(3) 根据已知条件可得 $T(\vec{x}_0) = \vec{x}_0 - 2(\vec{x}_0, \vec{x}_0)\vec{x}_0 = (-1)\vec{x}_0$, 故 \vec{x}_0 是 T 的对应于特征值 -1 的特征向量.

例: 证明: 欧氏空间 V^n 的线性变换 T 为反对称变换, 即

$(T(\vec{x}), \vec{y}) = -(\vec{x}, T(\vec{y}))$ ($\vec{x}, \vec{y} \in V^n$) 的充要条件是 T 在 V^n 的标准正交基下的矩阵为反对称矩阵.

证明: 设 V^n 的一个标准正交基为 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$, 线性变换 T 在该基下的矩阵为 $A = (a_{ij})_{n \times n}$,

即 $T(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n) = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n)A$, 于是有:

$$\begin{aligned}T(\vec{x}_i) &= a_{1i}\vec{x}_1 + a_{2i}\vec{x}_2 + \cdots + a_{ni}\vec{x}_n, (T(\vec{x}_i), \vec{x}_j) = a_{ji} \\T(\vec{x}_j) &= a_{1j}\vec{x}_1 + a_{2j}\vec{x}_2 + \cdots + a_{nj}\vec{x}_n, (\vec{x}_i, T(\vec{x}_j)) = a_{ij}\end{aligned}$$

必要性 \Rightarrow 设 T 为反对称变换，则有 $(T(\vec{x}_i), \vec{x}_j) = -(\vec{x}_i, T(\vec{x}_j))$ ，即 $a_{ji} = -a_{ij}$

$(i, j = 1, 2, \cdots, n)$ ，故 $A^T = -A$ 。

充分性 \Rightarrow 设 T 在 V^n 的标准正交基下的矩阵为反对称矩阵，即 $A^T = -A$ ，则 $\forall \vec{x}, \vec{y} \in V^n$ 有：

$$\begin{aligned}\vec{x} &= (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_n) \begin{pmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_n \end{pmatrix}, T(\vec{x}) = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_n) A \begin{pmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_n \end{pmatrix} \\ \vec{y} &= (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_n) \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_n \end{pmatrix}, T(\vec{y}) = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_n) A \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_n \end{pmatrix}\end{aligned}$$

$\because \vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_n$ 是标准正交基

$$\therefore (T(\vec{x}), \vec{y}) = (\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n) A^T \cdot \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_n \end{pmatrix} = -(\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n) A \cdot \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_n \end{pmatrix} = -(\vec{x}, T(\vec{y}))$$

$\therefore T$ 是反对称变换。

3.2 Hermite 正定、半正定矩阵

定义 2-3 设 A 为 n 阶 Hermite 矩阵，如果 $\forall \vec{x} \in C^n$ 有 $\vec{x}^H A \vec{x} \geq 0$ ，则称 A 为非负定（半正定）矩阵，记作 $A \geq 0$ 。如 $\vec{x}^H A \vec{x} > 0$ ，则称 A 为正定矩阵，记作 $A > 0$ 。

定理 3-3 矩阵 A 为正定（非负定）矩阵 $\Leftrightarrow A$ 所有特征值为正（非负）数。

推论 若 $A > 0$ ，则 $t_r(A) > \lambda_i (i = 1, 2, \cdots, n)$ 。若 $A \geq 0$ ，则 $t_r(A) \geq \lambda_i (i = 1, 2, \cdots, n)$ 。

λ_i 为 A 的特征值； $t_r(A) = \lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_n$ 称为 A 的迹。

定理 3-4 矩阵 A 为正定矩阵 \Leftrightarrow 存在 n 阶矩阵 P ，使得 $A = P^H P$ 。

推论 1 若 $A > 0$ ，则 A 可逆且 $A^{-1} > 0$ 。

推论 2 若 $A > 0$ ， C 是任一 n 阶非奇异矩阵，则 $C^H A C > 0$ 。

推论 3 若 $A \geq 0$ ， C 是任一 $n \times m$ 阶矩阵，则 $C^H A C \geq 0$ 。

定理 3-5 正定矩阵 A 的各阶顺序主子矩阵都是正定矩阵。

定理 3-6 矩阵 A 为正定矩阵 $\Leftrightarrow A$ 的各阶顺序主子式都是正数，即 $|A_k| > 0, k = 1, 2, \dots, n$ 。

定理 3-7 设 A, B 都是 n 阶 Hermite 矩阵，且 $B > 0$ ，则存在非奇异矩阵 Q ，使得

$$Q^T B Q = I, \quad Q^H A Q = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n).$$

3.3 矩阵不等式

定义 3-4 设 A, B 都是 n 阶 Hermite 矩阵，且 $A - B \geq 0$ ，则称 A 大于或等于 B ，记作 $A \geq B$ 。

★ 矩阵不等式的性质：

(1) $A \geq B, B \geq C \Rightarrow A \geq C$ ； $A \geq B, k \in \mathbb{R}^+ \Rightarrow kA \geq kB$ ；

$$A_1 \geq B_1, A_2 \geq B_2 \Rightarrow A_1 + A_2 \geq B_1 + B_2; A \geq B, P \text{ 为 } n \times m \text{ 矩阵} \Rightarrow P^H A P \geq P^H B P.$$

(2) 若 $A \geq 0$ ，则 $A \leq t_r(A)I$ 。

(3) 设 A, B 为同阶的正定矩阵 $A \geq B$ ，则 $B^{-1} \geq A^{-1}$ 。

(4) 若正定矩阵 A, B 可交换： $AB = BA$ ，且 $A \geq B$ ，则 $A^2 \geq B^2$ 。

(5) 矩阵型的 Schwartz 不等式

设 A, B 分别为 $n \times m$ 和 $m \times l$ 阶矩阵，且 AA^H 非奇异 ($n \leq m, \text{rank}(A) = n$)，则

$$B^H B \geq (AB)^H (AA^H)^{-1} (AB).$$

3.4 正规矩阵

定义 3-7 设 A 是复数域上的方阵，如果有 $AA^H = A^H A$ ，则称 A 为**正规矩阵**。

定理 3-10 设 $A \in C^{n \times n}$ ，则 A 酉相似于对角矩阵 $\Leftrightarrow A$ 为正规矩阵。

易考易学

本章测试题

一、设 $A = (a_{ij})$ 是一个 n 阶实对称正定矩阵，而 $\vec{\alpha} = (x_1, x_2, \dots, x_n), \vec{\beta} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 在 R^n 中定义实函数为 $(\vec{\alpha}, \vec{\beta}) = \vec{\alpha} A \vec{\beta}^T$

- (1) 证明在这个定义下， R^n 构成一欧氏空间；
- (2) 求向量 $\vec{\varepsilon}_1 = (1, 0, \dots, 0), \vec{\varepsilon}_2 = (0, 1, \dots, 0), \dots, \vec{\varepsilon}_n = (0, 0, \dots, 1)$ 的度量矩阵；
- (3) 具体写出这个空间中的柯西-布涅夫斯基不等式。

解：(1) 设有 $\vec{\gamma} \in R^n, k \in R$ ，则有

$$\begin{aligned}(\vec{\alpha}, \vec{\beta}) &= \vec{\alpha} A \vec{\beta}^T = (\vec{\alpha} A \vec{\beta}^T)^T = \vec{\beta} A^T \vec{\alpha}^T = \vec{\beta} A \vec{\alpha}^T = (\vec{\beta}, \vec{\alpha}) \\(\vec{\alpha}, \vec{\beta} + \vec{\gamma}) &= \vec{\alpha} A (\vec{\beta} + \vec{\gamma})^T = \vec{\alpha} A (\vec{\beta}^T + \vec{\gamma}^T) = \vec{\alpha} A \vec{\beta}^T + \vec{\alpha} A \vec{\gamma}^T = (\vec{\alpha}, \vec{\beta}) + (\vec{\alpha}, \vec{\gamma}) \\(k\vec{\alpha}, \vec{\beta}) &= k\vec{\alpha} A \vec{\beta}^T = k(\vec{\alpha} A \vec{\beta}^T) = k(\vec{\alpha}, \vec{\beta})\end{aligned}$$

当 $\vec{\alpha} = \vec{0}$ 时， $(\vec{\alpha}, \vec{\alpha}) = 0$ ；当 $\vec{\alpha} \neq \vec{0}$ 时，由 A 对称正定可知 $(\vec{\alpha}, \vec{\alpha}) = \vec{\alpha} A \vec{\alpha}^T > 0$ ，因此，在这个定义下， R^n 构成一欧氏空间。

(2) 根据已知可知 $(\vec{\varepsilon}_i, \vec{\varepsilon}_j) = \vec{\varepsilon}_i A \vec{\varepsilon}_j^T = a_{ij} (i, j = 1, 2, \dots, n)$ ，所以此向量的度量矩阵即为 $A = (a_{ij})$ 。

(3) 根据柯西-布涅夫斯基不等式的定义有 $|(\vec{\alpha}, \vec{\beta})| \leq |\vec{\alpha}| |\vec{\beta}|$ ，当且仅当 $\vec{\alpha}, \vec{\beta}$ 线性相

关时，等号成立。而 $(\vec{\alpha}, \vec{\beta}) = \vec{\alpha} A \vec{\beta}^T = \sum_{i,j=1}^n a_{ij} x_i y_j, |\vec{\alpha}| = \sqrt{\vec{\alpha} A \vec{\alpha}^T} = \sqrt{\sum_{i,j=1}^n a_{ij} x_i x_j}$ ，

$$|\vec{\beta}| = \sqrt{\vec{\beta} A \vec{\beta}^T} = \sqrt{\sum_{i,j=1}^n a_{ij} y_i y_j} \Rightarrow \left| \sum_{i,j=1}^n a_{ij} x_i y_j \right| \leq \sqrt{\sum_{i,j=1}^n a_{ij} x_i x_j} \cdot \sqrt{\sum_{i,j=1}^n a_{ij} y_i y_j}.$$

二、在 R^4 中，求一单位向量与 $(1, 1, -1, 1), (1, -1, -1, 1)$ 及 $(2, 1, 1, 3)$ 均正交。

解：设所求向量为 $\vec{\alpha} = (x_1, x_2, x_3, x_4)$ ，则有
$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 0 \\ x_1 - x_2 - x_3 + x_4 = 0 \\ 2x_1 + x_2 + x_3 + 3x_4 = 0 \end{cases}$$
，求得此方程组

的一组解为 $x_1 = -4, x_2 = 0, x_3 = -1, x_4 = 3$ ，又 $\vec{\alpha}$ 为单位向量，

$$\therefore \vec{\alpha} = \pm \frac{1}{\sqrt{26}}(-4, 0, -1, 3).$$

三、在 $P[x]_3$ 中定义内积为 $(f, g) = \int_{-1}^1 f(x)g(x)dx$ ，求 $P[x]_3$ 的一个标准正交基。

解：取 $P[x]_3$ 的自然基 $1, t, t^2, t^3$ ，先正交化

$$\vec{x}_1 = 1$$

$$\vec{x}_2 = t - \frac{(t, \vec{x}_1)}{(\vec{x}_1, \vec{x}_1)} \vec{x}_1 = t$$

$$\vec{x}_3 = t^2 - \frac{(t^2, \vec{x}_1)}{(\vec{x}_1, \vec{x}_1)} \vec{x}_1 - \frac{(t^2, \vec{x}_2)}{(\vec{x}_2, \vec{x}_2)} \vec{x}_2 = t^2 - \frac{1}{3}$$

$$\vec{x}_4 = t^3 - \frac{(t^3, \vec{x}_1)}{(\vec{x}_1, \vec{x}_1)} \vec{x}_1 - \frac{(t^3, \vec{x}_2)}{(\vec{x}_2, \vec{x}_2)} \vec{x}_2 - \frac{(t^3, \vec{x}_3)}{(\vec{x}_3, \vec{x}_3)} \vec{x}_3 = t^3 - \frac{3}{5}t$$

再单位化可得：

$$\vec{y}_1 = \frac{\vec{x}_1}{|\vec{x}_1|} = \frac{1}{\sqrt{2}}$$

$$\vec{y}_2 = \frac{\vec{x}_2}{|\vec{x}_2|} = \frac{\sqrt{6}}{2}t$$

$$\vec{y}_3 = \frac{\vec{x}_3}{|\vec{x}_3|} = \frac{\sqrt{10}}{2}(t^2 - \frac{1}{3})$$

$$\vec{y}_4 = \frac{\vec{x}_4}{|\vec{x}_4|} = \frac{5\sqrt{14}}{4}(t^3 - \frac{3}{5}t)$$

$\therefore \vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3, \vec{y}_4$ 即为 $P[x]_3$ 的一个标准正交基。

四、设 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_m$ 是欧式空间 V^m 中的一组向量，而

$$\Delta = \begin{pmatrix} (\vec{x}_1, \vec{x}_1) & (\vec{x}_1, \vec{x}_2) & \cdots & (\vec{x}_1, \vec{x}_m) \\ (\vec{x}_2, \vec{x}_1) & (\vec{x}_2, \vec{x}_2) & \cdots & (\vec{x}_2, \vec{x}_m) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ (\vec{x}_m, \vec{x}_1) & (\vec{x}_m, \vec{x}_2) & \cdots & (\vec{x}_m, \vec{x}_m) \end{pmatrix}, \text{ 试证明 } \det \Delta \neq 0 \text{ 的充要条件是 } \vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_m \text{ 线性}$$

无关.

证明：必要性.

设 $k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \cdots + k_m \vec{x}_m = \vec{0}$ ，等式两端与 $\vec{x}_i (i=1, 2, \cdots, m)$ 作内积得，

$k_1 (\vec{x}_i, \vec{x}_1) + k_2 (\vec{x}_i, \vec{x}_2) + \cdots + k_m (\vec{x}_i, \vec{x}_m) = 0$ ，此方程组的系数矩阵即为 Δ ，当

$\det \Delta \neq 0$ 时，方程组只有零解，故 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_m$ 线性无关.

充分性.

$$\text{若 } \vec{k}_1, \vec{k}_2, \cdots, \vec{k}_m \text{ 是方程组 } \begin{cases} k_1 (\vec{x}_1, \vec{x}_1) + k_2 (\vec{x}_1, \vec{x}_2) + \cdots + k_m (\vec{x}_1, \vec{x}_m) = 0 \\ k_1 (\vec{x}_2, \vec{x}_1) + k_2 (\vec{x}_2, \vec{x}_2) + \cdots + k_m (\vec{x}_2, \vec{x}_m) = 0 \\ \cdots \quad \quad \quad \cdots \quad \quad \quad \cdots \quad \quad \quad \cdots \\ k_1 (\vec{x}_m, \vec{x}_1) + k_2 (\vec{x}_m, \vec{x}_2) + \cdots + k_m (\vec{x}_m, \vec{x}_m) = 0 \end{cases} \text{ 的解，则}$$

$(\vec{x}_i, k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \cdots + k_m \vec{x}_m) = k_1 (\vec{x}_i, \vec{x}_1) + k_2 (\vec{x}_i, \vec{x}_2) + \cdots + k_m (\vec{x}_i, \vec{x}_m) = 0$ ，从而得

$$\begin{aligned} & (k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \cdots + k_m \vec{x}_m, k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \cdots + k_m \vec{x}_m) \\ &= k_1 (\vec{x}_1, k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \cdots + k_m \vec{x}_m) + \cdots + k_m (\vec{x}_m, k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \cdots + k_m \vec{x}_m) = 0 \end{aligned}$$

所以 $k_1 \vec{x}_1 + k_2 \vec{x}_2 + \cdots + k_m \vec{x}_m = \vec{0}$ ，由于 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \cdots, \vec{x}_m$ 线性无关，则

$k_1 = k_2 = \cdots = k_m = 0$ ，方程组只有零解，所以 $\det \Delta \neq 0$.

五、求齐次线性方程组 $\begin{cases} 2x_1 + x_2 - x_3 + x_4 - 3x_5 = 0 \\ x_1 + x_2 - x_3 + x_5 = 0 \end{cases}$ 的解空间的一组标准正交基.

六、设 $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 为 n 维欧式空间 V 的一组基底，证明任二向量 $\vec{\mu} = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n) \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$

$\vec{v} = (\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n) \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$ 的内积由等式 $(\vec{\mu}, \vec{v}) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \dots + x_n y_n$ 表达的充要条件是

$\vec{e}_1, \vec{e}_2, \dots, \vec{e}_n$ 为标准正交基.

七、设 $\vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \vec{\varepsilon}_3$ 是三维欧式空间中的一组标准正交基，证明： $\vec{a}_1 = \frac{1}{3}(2\vec{\varepsilon}_1 + 2\vec{\varepsilon}_2 - \vec{\varepsilon}_3)$
 $\vec{a}_2 = \frac{1}{3}(2\vec{\varepsilon}_1 - \vec{\varepsilon}_2 + 2\vec{\varepsilon}_3)$ 也是
 $\vec{a}_3 = \frac{1}{3}(\vec{\varepsilon}_1 - 2\vec{\varepsilon}_2 - 2\vec{\varepsilon}_3)$
 一组标准正交基.

解：已知可得 $(\vec{a}_1, \vec{a}_2, \vec{a}_3) = (\vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \vec{\varepsilon}_3) \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \end{pmatrix}$, $A = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \end{pmatrix}$ 而

$$A^T A = \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} \\ \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{2}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} & -\frac{2}{3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = I_3, \text{ 即 } A \text{ 为正交矩阵, 而}$$

$\vec{\varepsilon}_1, \vec{\varepsilon}_2, \vec{\varepsilon}_3$ 是三维欧氏空间中的一组标准正交基, 所以 $\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\alpha}_3$ 也是一组标准正交基.

八、在 R^n 中, $d(\vec{\alpha}, \vec{\beta}) = |\vec{\alpha} - \vec{\beta}|$ 通常称为 $\vec{\alpha}$ 与 $\vec{\beta}$ 的距离, 证明: $d(\vec{\alpha}, \vec{\gamma}) \leq d(\vec{\alpha}, \vec{\beta}) + d(\vec{\beta}, \vec{\gamma})$.

九、设 \vec{y} 是欧氏空间 V 中的单位向量, $\vec{x} \in V$, 定义线性变换 $T: T(\vec{x}) = \vec{x} - 2(\vec{y}, \vec{x})\vec{y}$, 证明 T 是正交变换.

十、求两个正交矩阵, 以 $(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, \frac{1}{2}, \frac{1}{2})$ 及 $(\frac{1}{6}, \frac{1}{6}, \frac{1}{2}, -\frac{5}{6})$ 为前两行.

十一、证明上三角的正交矩阵必为对角矩阵，且对角线上的元素为 $+1$ 或 -1 。

十二、证明：欧氏空间中不同基的度量矩阵是合同的；任一欧氏空间都存在标准正交基。

十三、设 A 和 B 都是正交矩阵， $|A| = -|B|$ ，求证 $|A + B| = 0$ 。

[illegible]

[illegible]

十五、设 $A = (a_{ij})$ 是行列式为 1 的三阶正交方阵，证明：

$$\begin{cases} a_{11} = a_{22}a_{33} - a_{23}a_{32} \\ a_{21} = a_{13}a_{32} - a_{12}a_{33} \\ a_{31} = a_{12}a_{23} - a_{13}a_{22} \end{cases}$$

十六、求将 $(1, 0, 0), (0, 1, 0)$ 变为 $(\frac{2}{3}, \frac{2}{3}, -\frac{1}{3}), (\frac{2}{3}, -\frac{1}{3}, \frac{2}{3})$ 之正交变换.

十七、已知单位向量 $\vec{\mu} = (\frac{1}{\sqrt{3}}, -\frac{1}{\sqrt{3}}, \frac{1}{\sqrt{3}})^T$ ，做一个初等反射矩阵 H ，并验证有 $H^{-1} = H$ 。

十八、试用初等旋转变换化向量 $\vec{x} = (2, 3, 0, 5)^T$ 与 $\vec{e}_1 = (1, 0, 0, 0)^T$ 同方向。

十九、设 $\vec{x} = \frac{1}{\sqrt{2}}(1, 1, 0)^T$ ，求一正交矩阵 A ，使 $A\vec{x} = \vec{e}_1$ ($\vec{e}_1 = (1, 0, 0)^T$)。

易考易学

易考易学

第三章 矩阵的 Jordan 标准型

§ 1 约当 (Jordan) 标准型

1.1 λ -矩阵的概念

定义 1-1 设 $a_{ij}(\lambda)(i=1,2,\cdots,m; j=1,2,\cdots,n)$ 为数域 P 上的多项式, 以 $a_{ij}(\lambda)$ 为元素的

$$m \times n \text{ 矩阵 } A(\lambda) = \begin{pmatrix} a_{11}(\lambda) & a_{12}(\lambda) & \cdots & a_{1n}(\lambda) \\ a_{21}(\lambda) & a_{22}(\lambda) & \cdots & a_{2n}(\lambda) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1}(\lambda) & a_{m2}(\lambda) & \cdots & a_{mn}(\lambda) \end{pmatrix} \text{ 称为 } \lambda\text{-矩阵或多项式矩阵.}$$

◆ 显然, 数字矩阵和特征矩阵 $\lambda I - A$ 均为 λ -矩阵的特例.

定义 1-2 λ -矩阵 $A(\lambda)$ 不恒等于零的子式的最大阶数叫做 $A(\lambda)$ 的秩, 即若 $A(\lambda)$ 的秩为 r , 则至少有一个 r 阶子式不恒等于零, 而 $r+1$ 阶及以上各阶的子式均恒等于零.

定义 1-3 下列各种类型的变换, 叫做 λ -矩阵的初等变换:

1° 对调两行 (列); 2° 用 ($k \neq 0$) 乘任一行 (列); 3° 第 i 行 (列) 的 $\varphi(\lambda)$ 倍加到第 j 行 (列) 上, 其中 $\varphi(\lambda)$ 是 λ 的多项式.

★ 对单位矩阵 I 施行上述三种变换便得到相应的三种 λ -矩阵的初等矩阵.

$$I(i, j) = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \cdots & & & \\ & & 0 & \cdots & 1 \\ & & & 1 & \\ & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ & & & & 1 \\ & 1 & \cdots & 0 & \\ & & & & \cdots \\ & & & & & 1 \end{pmatrix} \begin{matrix} \leftarrow R_i \\ \\ \leftarrow R_j \end{matrix}, \quad I(i(k)) = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & \cdots & & \\ & & k & \\ & & & \cdots \\ & & & & 1 \end{pmatrix} \leftarrow R_i,$$

$$I(i, j(\varphi)) = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \dots & & & \\ & & 1 & \dots & \varphi(\lambda) \\ & & & \dots & \\ & & & & 1 \\ & & & & & \dots \\ & & & & & & 1 \end{pmatrix} \begin{matrix} \\ \\ \leftarrow R_i \\ \\ \leftarrow R_j \\ \\ \end{matrix}.$$

◆ 初等矩阵均可逆，且 $I(i, j)^{-1} = I(i, j)$, $I(i(k))^{-1} = I(i(\frac{1}{k}))$, $I(i, j(\varphi))^{-1} = I(i, j(-\varphi))$.

◆ 对一个 m 阶 λ -矩阵 $A(\lambda)$ 的行(列)做初等变换，相当于用相应的 m 阶初等矩阵左(右)乘 $A(\lambda)$.

定义 1-4 如果 $A(\lambda)$ 经过有限次初等变换后变成 $B(\lambda)$ ，则称 $A(\lambda)$ 与 $B(\lambda)$ **等价**，记之为 $A(\lambda) \simeq B(\lambda)$. λ -矩阵的等价关系满足 1° 自反性：每一 λ -矩阵与自己等价；2° 对称性：若 $A(\lambda) \simeq B(\lambda)$ ，则 $B(\lambda) \simeq A(\lambda)$ ；3° 传递性：若 $A(\lambda) \simeq B(\lambda)$ ， $B(\lambda) \simeq C(\lambda)$ ，则 $A(\lambda) \simeq C(\lambda)$.

定理 1-1 $A(\lambda) \simeq B(\lambda) \Leftrightarrow \exists P(\lambda), Q(\lambda) (|P(\lambda)| \neq 0, |Q(\lambda)| \neq 0, \text{sub}.B(\lambda) = P(\lambda)A(\lambda)Q(\lambda))$

1.2 λ -矩阵的标准形

★ 任何一个 λ -矩阵经过有限次初等变换，总可以化为对角形，即标准形.

引理 1-1 设 λ -矩阵的左上角元素 $a_{11}(\lambda) \neq 0$ ， $A(\lambda)$ 中至少有一个元素不能被它整除，那么一定可以找到与 $A(\lambda)$ 等价的矩阵 $B(\lambda)$ ，它的左上角元素也不为零，但次数比 $a_{11}(\lambda)$ 低.

定理 1-2 n 阶 λ -矩阵 $A(\lambda)$ 经过有限次初等变换后，总可以化为如下对角形，称为 $A(\lambda)$ 的**标准形**.

$$A(\lambda) \simeq \begin{pmatrix} d_1(\lambda) & & & & \\ & d_2(\lambda) & & & \\ & & \cdots & & \\ & & & d_r(\lambda) & \\ & & & & 0 \\ & & & & & \cdots \\ & & & & & & 0 \end{pmatrix}, \text{ 其中 } r \leq n, d_i(\lambda) \text{ 是首项系数为 } 1 \text{ 的多项式, 且 } d_{i-1}(\lambda) \text{ 能整除 } d_i(\lambda) \text{ (前面的 } n \text{ 个 } d_i(\lambda) \text{ 可能是 } 1).$$

式, 且 $d_{i-1}(\lambda)$ 能整除 $d_i(\lambda)$ (前面的 n 个 $d_i(\lambda)$ 可能是 1).

1.3 不变因子和初等因子

定义 1-5 λ -矩阵 $A(\lambda)$ 最后化成的标准形

$$A(\lambda) \simeq \begin{pmatrix} d_1(\lambda) & & & & \\ & d_2(\lambda) & & & \\ & & \cdots & & \\ & & & d_r(\lambda) & \\ & & & & 0 \\ & & & & & \cdots \\ & & & & & & 0 \end{pmatrix}, \text{ 其对角线的元素 } d_1(\lambda), d_2(\lambda), \cdots, d_r(\lambda) \text{ 称为 } A(\lambda) \text{ 的不变因子.}$$

为 $A(\lambda)$ 的不变因子.

定义 1-6 设 $A(\lambda)$ 的秩为 r , 对于 $k \in \mathbb{Z}^+ (1 \leq k \leq r)$, $A(\lambda)$ 中必有非零的 k 阶子式, 且不是唯一的, 我们把 $A(\lambda)$ 中全部 k 阶子式的最高公因式称为 $A(\lambda)$ 的 k 阶行列式因子, 记为 $D_k(\lambda)$, 且有 $D_k(\lambda) = d_1(\lambda)d_2(\lambda)\cdots d_k(\lambda)$, 不变因子和行列式因子有如下关系:

$$d_1(\lambda) = D_1(\lambda), d_2(\lambda) = \frac{D_2(\lambda)}{D_1(\lambda)}, \cdots, d_r(\lambda) = \frac{D_r(\lambda)}{D_{r-1}(\lambda)}, \text{ 也就是说 } A(\lambda) \text{ 的不变因子由行列式因子唯一确定.}$$

定理 1-3 $A(\lambda) \simeq B(\lambda) \Leftrightarrow A(\lambda)$ 与 $B(\lambda)$ 有相同的不变因子 $d_i(\lambda) (i=1, 2, \cdots, r)$.

由于每个不变因子 $d_i(\lambda)$ 是首项系数为 1 的多项式, \therefore 当 $A(\lambda)$ 的秩为 r 时, r 个不恒等于零的 $d_i(\lambda)$ 在复数域内总可分解为一次因式的乘积, 即:

[illegible]

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s$ 是 $d_r(\lambda)$ 中一切相异的根，且有些可能为复数，另外，由于 $d_i(\lambda)$ 可以被 $d_{i-1}(\lambda)$ 整除，所以有关系式 $0 \leq e_{1j} \leq e_{2j} \leq \dots \leq e_{rj} (j=1, 2, \dots, s)$ ，也就是说， $e_{ji} (1 \leq i < r, 1 \leq j \leq s)$ 可能为零，当 $e_{r1}, e_{r2}, \dots, e_{rs}$ 无一为零。

定义 1-7 当 $e_{ij} \neq 0$, 因子 $(\lambda - \lambda_j)^{e_{ij}}$ ($i=1,2,\cdots,r; j=1,2,\cdots,s$) 的全体叫做 $A(\lambda)$ 的初等因子.

★ n 阶约当块 $J_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & & \\ & \lambda_i & 1 & \\ & & \cdots & \cdots \\ & & & \cdots & 1 \\ & & & & \lambda_i \end{pmatrix}_{n \times n}$ 的特征矩阵 $\lambda I - J_i$ 的不变因子为

$d_1(\lambda)=d_2(\lambda)=\cdots=d_{n-1}(\lambda)=1, d_n(\lambda)=(\lambda-\lambda_i)^n$, 初等因子只有一个 $(\lambda-\lambda_i)^n$.

定理 1-4 设 λ -矩阵为准对角形 $A(\lambda) = \begin{pmatrix} A_1(\lambda) & & \\ & A_2(\lambda) & \\ & & \dots \\ & & & A_m(\lambda) \end{pmatrix}$, 则 $A_i(\lambda)$

$(i=1,2,\cdots,m)$ 的所有初等因子的集合是 $A(\lambda)$ 的初等因子.

定理 1-5 $A(\lambda) \simeq B(\lambda) \Leftrightarrow A(\lambda)$ 与 $B(\lambda)$ 的秩相等, 且初等因子相同.

1.4 利用初等因子化为约当标准形

定理 1-6 矩阵 $A \sim B \Leftrightarrow$ 它们相应的特征矩阵 $\lambda I - A \simeq \lambda I - B$.

定理 1-7 设 A 的特征矩阵 $\lambda I - A$ 的初等因子为 $(\lambda - \lambda_1)^{n_1}, (\lambda - \lambda_2)^{n_2}, \dots, (\lambda - \lambda_m)^{n_m}$ 且

$$\sum_{i=1}^m n_i = n, \text{ 则 } A \sim J = \begin{pmatrix} J_1 & & \\ & J_2 & \\ & & \dots \\ & & & J_m \end{pmatrix}, \text{ 其中 } J_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & & \\ & \lambda_i & 1 & \\ & & \dots & \dots \\ & & & \dots & 1 \\ & & & & \lambda_i \end{pmatrix}_{n_i \times n_i}, \text{ 式中}$$

$i = 1, 2, \dots, m$, J 就是 A 的约当标准形.

★ 利用初等因子将 A 化为约当标准形的步骤:

(1) 求 n 阶方阵 $A = (a_{ij})$ 的特征矩阵 $\lambda I - A$ 的初等因子(行列式因子 $D_i(\lambda) \Rightarrow$ 不变因子

$$d_i(\lambda) = \frac{D_i(\lambda)}{D_{i-1}(\lambda)} \Rightarrow \text{初等因子}), \text{ 设为 } (\lambda - \lambda_1)^{n_1}, (\lambda - \lambda_2)^{n_2}, \dots, (\lambda - \lambda_m)^{n_m}, \text{ 其中}$$

$\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 可能相同, 指数 n_1, n_2, \dots, n_m 也可能相同, 且 $\sum_{i=1}^m n_i = n$;

(2) 写出每个初等因子 $(\lambda - \lambda_i)^{n_i} (i = 1, 2, \dots, m)$ 对应的 *Jordan* 块

$$J_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & & \\ & \lambda_i & 1 & \\ & & \dots & \dots \\ & & & \dots & 1 \\ & & & & \lambda_i \end{pmatrix}_{n_i \times n_i}, (i = 1, 2, \dots, m);$$

(3) 写出这些 *Jordan* 块构成的 *Jordan* 标准形 $J = \begin{pmatrix} J_1 & & \\ & J_2 & \\ & & \dots \\ & & & J_m \end{pmatrix}.$

例: 设线性空间 $V^3 \in C$ 的一个基为 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3$, 线性变换 T 在该基下的矩阵为

$$A = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -5 & 21 & 17 \\ 6 & -26 & -21 \end{pmatrix}, \text{ 求 } V^3 \text{ 的另一组基 } \overrightarrow{y_1}, \overrightarrow{y_2}, \overrightarrow{y_3} \text{ (用 } \overrightarrow{x_1}, \overrightarrow{x_2}, \overrightarrow{x_3} \text{ 表示), 使 } T \text{ 在该基下的}$$

矩阵为 *Jordan* 标准形.

解: 先求 A 的 *Jordan* 标准形及相似变换矩阵 P .

$$A \text{ 的特征矩阵为 } \lambda I - A = \begin{pmatrix} \lambda+1 & -1 & -1 \\ 5 & \lambda-21 & -17 \\ -6 & 26 & \lambda+21 \end{pmatrix}, \text{ 易知 } D_1(\lambda) = 1, \text{ 而 } \lambda I - A \text{ 的其中 } 2$$

$$\text{个二阶子式 } \begin{vmatrix} -1 & -1 \\ \lambda-21 & -17 \end{vmatrix} = \lambda-4, \quad \begin{vmatrix} 5 & \lambda-21 \\ -6 & 26 \end{vmatrix} = 6\lambda+4 \text{ 互质, 故而 } D_2(\lambda) = 1.$$

$$\begin{aligned} \lambda I - A &= \begin{pmatrix} \lambda+1 & -1 & -1 \\ 5 & \lambda-21 & -17 \\ -6 & 26 & \lambda+21 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} -1 & -1 & \lambda+1 \\ -17 & \lambda-21 & 5 \\ \lambda+21 & 26 & -6 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 1 & -\lambda-1 \\ 0 & \lambda-4 & -17\lambda-12 \\ 0 & -\lambda+5 & \lambda^2+22\lambda+15 \end{pmatrix} \\ &\simeq \begin{pmatrix} 1 & 1 & -\lambda-1 \\ 0 & \lambda-4 & -17\lambda-12 \\ 0 & 1 & \lambda^2+5\lambda+3 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 1 & -\lambda-1 \\ 0 & 1 & \lambda^2+5\lambda+3 \\ 0 & \lambda-4 & -17\lambda-12 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 1 & -\lambda-1 \\ 0 & 1 & \lambda^2+5\lambda+3 \\ 0 & 0 & \lambda^2(\lambda+1) \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$$\therefore D_3(\lambda) = \lambda^2(\lambda+1), \text{ 于是, 不变因子为 } d_1(\lambda) = \frac{D_1(\lambda)}{1} = 1, d_2(\lambda) = \frac{D_2(\lambda)}{D_1(\lambda)} = 1,$$

$$d_3(\lambda) = \frac{D_3(\lambda)}{D_2(\lambda)} = \lambda^2(\lambda+1)$$

$$\therefore A \text{ 的初等因子为 } \lambda^2, \lambda+1, \text{ 从而 } A \text{ 的 } \textit{Jordan} \text{ 标准形为 } J = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}.$$

$$(0 \cdot I - A)\vec{x} = \vec{0} \text{ 的一个非零解为 } \overrightarrow{x_1^{(1)}} = (1, -3, 4)^T;$$

$$(0 \cdot I - A)\vec{x} = -\overrightarrow{x_1^{(1)}} \text{ 的一个非零解为 } \overrightarrow{x_2^{(1)}} = (-1, -2, 2)^T;$$

$$(-1 \cdot I - A)\vec{x} = \vec{0} \text{ 的一个非零解为 } \overrightarrow{x_1^{(2)}} = (1, 1, -1)^T.$$

$$\text{于是可得 } P = (\overrightarrow{x_1^{(1)}}, \overrightarrow{x_2^{(1)}}, \overrightarrow{x_1^{(2)}}) = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ -3 & -2 & 1 \\ 4 & 2 & -1 \end{pmatrix}, \text{ 且有 } P^{-1}AP = J.$$

由 $(\vec{y}_1, \vec{y}_2, \vec{y}_3) = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \vec{x}_3)P$ 求得 V^3 的另一组基为 $\vec{y}_1 = \vec{x}_1 - 3\vec{x}_2 + 4\vec{x}_3$, $\vec{y}_2 = -\vec{x}_1 - 2\vec{x}_2 + 2\vec{x}_3$, $\vec{y}_3 = \vec{x}_1 + \vec{x}_2 - \vec{x}_3$, T 在该基下的矩阵为 J .

§ 2 约当标准形的应用

例：解线性微分方程组
$$\begin{cases} \frac{dy_1}{dx} = -y_1 + y_2 \\ \frac{dy_2}{dx} = -4y_1 + 3y_2 \\ \frac{dy_3}{dx} = y_1 + 2y_3 \end{cases}$$

解：方程组右边的系数方阵为 $A = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 0 \\ -4 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix}$, 令 $\vec{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{pmatrix}$, 则原方程组改写成

$\frac{d\vec{Y}}{dx} = A\vec{Y}$. 下面把矩阵 A 化为 *Jordan* 标准形.

$$\begin{aligned} \lambda I - A &= \begin{pmatrix} \lambda+1 & -1 & 0 \\ 4 & \lambda-3 & 0 \\ -1 & 0 & \lambda-2 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \lambda-3 & (\lambda-1)^2 & 0 \\ 0 & -1 & \lambda-2 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & (\lambda-1)^2 & 0 \\ 0 & -1 & \lambda-2 \end{pmatrix} \\ &\simeq \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & (\lambda-2)(\lambda-1)^2 \\ 0 & -1 & \lambda-2 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2-\lambda \\ 0 & 0 & (\lambda-2)(\lambda-1)^2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$\therefore d_1(\lambda) = d_2(\lambda) = 1, d_3(\lambda) = (\lambda-2)(\lambda-1)^2$, 初等因子为 $\lambda-2, (\lambda-1)^2$, 从而 A 的

$$\text{Jordan 标准形为 } J = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

$(2 \cdot I - A)\vec{X}_1 = \vec{0}$ 的一个非零解为 $\vec{X}_1 = (0, 0, 1)^T$;

$(I - A)\vec{X}_2 = \vec{0}$ 的一个非零解为 $\vec{X}_2 = (1, 2, -1)^T$;

$(I - A)\vec{X}_3 = -\vec{X}_2$ 的一个非零解为 $\vec{X}_3 = (0, 1, -1)^T$.

$$\therefore C = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \\ 1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \text{ 使得 } C^{-1}AC = J.$$

$$\text{令 } \vec{Y} = C\vec{Z}, \vec{Z} = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \end{pmatrix}, \text{ 则由 } \frac{d\vec{Y}}{dx} = A\vec{Y} \text{ 得}$$

$$\frac{dC\vec{Z}}{dx} = AC\vec{Z} \Rightarrow C^{-1} \frac{dC\vec{Z}}{dx} = C^{-1}AC\vec{Z} \Rightarrow \frac{d\vec{Z}}{dx} = J\vec{Z}, \text{ 即 } \frac{d\vec{Z}}{dx} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \vec{Z}, \text{ 也即}$$

$$\begin{cases} \frac{dz_1}{dx} = 2z_1 \\ \frac{dz_2}{dx} = z_2 + z_3, \text{ 显然有 } \begin{cases} z_1 = k_1 e^{2x} \\ z_3 = k_3 e^x \end{cases} \text{ 再解第二个方程 } z_2 = \int k_3 e^x dx + k_2 e^x = e^x(k_3 x + k_2) \\ \frac{dz_3}{dx} = z_3 \end{cases}$$

$$\text{再由 } \vec{Y} = C\vec{Z} \text{ 得 } \begin{cases} y_1 = z_1 = e^x(k_3 x + k_2) \\ y_2 = 2z_2 + z_3 = 2e^x(k_3 x + k_2) + k_3 e^x \\ y_3 = z_1 - z_2 - z_3 = k_1 e^{2x} - e^x(k_3 x + k_2 + k_3) \end{cases}, k_i (i=1,2,3) \text{ 为任意常数.}$$

本章测试题

一、已知 $A = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ 1 & 1 & & \\ 2 & 3 & 2 & \\ 2 & 3 & 1 & 2 \end{pmatrix}$ ，求可逆矩阵 P ，使得 $P^{-1}AP = J$ 。

二、设 n 阶方阵 A 有特征值 $2, 4, 6, \dots, 2n$ 。(1) $A - I$ 可否对角化？(2) 求 $|A - I|$ 。

解：(1) 设 λ 是方阵 A 的特征值，则 $\lambda - 1$ 是 $A - I$ 的特征值，由此可知 $A - I$ 的特征值有 $1, 3, 5, \dots, 2n - 1$ ，所以 $A - I$ 可对角化。

(2) 由(1) 可得 $|A - I| = 1 \cdot 3 \cdot 5 \cdots (2n - 1)$ 。

三、设 A 是 n 阶对称矩阵，且 $A^2 = A$ ，证明：存在 n 阶正交矩阵 Q ，使得

$$Q^{-1}AQ = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & & 0 & \\ & & & & \ddots \\ & & & & & 0 \end{pmatrix}_{n \times n}.$$

证明：设 λ 是方阵 A 的特征值，对应的特征向量为 \vec{X} ，则有 $A\vec{X} = \lambda\vec{X}$ 。由此可得

$$A(\lambda\vec{X}) = A(A\vec{X}) = A^2\vec{X}, \quad \lambda^2\vec{X} = A^2\vec{X} = A\vec{X} = \lambda\vec{X} \Rightarrow (\lambda^2 - \lambda)\vec{X} = \vec{0}, \quad \because \vec{X} \neq \vec{0},$$

$$\therefore \lambda^2 - \lambda = 0 \Rightarrow \lambda = 0 \text{ 或 } \lambda = 1.$$

设 η_1, \dots, η_s 是 A 对应特征值 0 的极大标准正交特征向量组， ξ_1, \dots, ξ_t 是 A 对应特征值 1 的极大标准正交特征向量组。

因 A 是实对称矩阵，可对角化，所以 A 应有 n 个标准正交的特征向量。于是 $s + t = n$ 。

$$\text{令 } Q = [\eta_1, \dots, \eta_s, \xi_1, \dots, \xi_t], \text{ 则 } Q \text{ 是正交矩阵且 } Q^{-1}AQ = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & & 0 & \\ & & & & \ddots \\ & & & & & 0 \end{pmatrix}_{n \times n}.$$

四、求解线性微分方程组
$$\begin{cases} \xi_1'(t) = -\xi_1 + \xi_2 + \xi_3 \\ \xi_2'(t) = -5\xi_1 + 21\xi_2 + 17\xi_3 \\ \xi_3'(t) = 6\xi_1 - 26\xi_2 - 21\xi_3 \end{cases}$$

易考易学

易考易学

第四章 矩阵分解

§ 1 矩阵的三角分解

1.1 消元过程的矩阵描述

[illegible]

$$\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T, \vec{b} = (b_1, b_2, \dots, b_n)^T.$$

Gauss 消去法的基本思想是：利用矩阵的初等行变换化系数矩阵 A 为上三角矩阵.

记 n 阶矩阵 A 的前 $n-1$ 个顺序主子式为

$$\Delta_1 = a_{11}, \Delta_2 = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix}, \dots, \Delta_{n-1} = \begin{vmatrix} a_{11} & \dots & a_{1,n-1} \\ \dots & & \dots \\ a_{n-1,1} & \dots & a_{n-1,n-1} \end{vmatrix}$$

定理 1-1 当 $\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_{n-1}$ 都不为零时, 则 $a_{kk}^{(k)} \neq 0 (k=1, 2, \dots, n-1)$.

定理 1-2 Gauss 消元过程能够进行到底 $\Leftrightarrow A$ 的前 $n-1$ 个顺序主子式都不为零, 即

$$\Delta_k \neq 0 (k = 1, 2, \dots, n-1) .$$

1.2 矩阵的三角分解

$$A = A^{(1)} = \begin{pmatrix} a_{11}^{(1)} & a_{12}^{(1)} & \cdots & a_{1n}^{(1)} \\ a_{21}^{(1)} & a_{22}^{(1)} & \cdots & a_{2n}^{(1)} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1}^{(1)} & a_{n2}^{(1)} & \cdots & a_{nn}^{(1)} \end{pmatrix} \xrightarrow{a_{11}^{(1)} \neq 0, r_i - r_1 \times \frac{a_{i1}^{(1)}}{a_{11}^{(1)}} (i=2,3,\cdots,n)} \text{记}$$

$$\begin{aligned} \text{相当于 } A^{(2)} &= I(1, n(-l_{n1})) \cdots I(1, 2, (-l_{21})) A^{(1)} \quad \underline{L^{(1)} = I(1, n(-l_{n1})) \cdots I(1, 2, (-l_{21}))} \\ A^{(2)} &= L^{(1)} A^{(1)} \end{aligned}$$

…………如此下去，可得 $L^{(n-1)} \cdots L^{(2)} L^{(1)} A^{(1)} = A^{(n)}$

令 $U = A^{(n)}$ ，则有 $L^{(n-1)} \cdots L^{(2)} L^{(1)} A = U$ ， $\because \det L^{(k)} = 1 \neq 0 (k=1, 2, \cdots, n-1)$ ，

$\therefore A = (L^{(1)})^{-1} (L^{(2)})^{-1} \cdots (L^{(n-1)})^{-1} U$ ，令

$$L = (L^{(1)})^{-1} (L^{(2)})^{-1} \cdots (L^{(n-1)})^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ l_{21} & 1 & & & \\ l_{31} & l_{32} & 1 & & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & 1 \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & \cdots & l_{n,n-1} & 1 \end{pmatrix}, \text{ 则 } A = LU.$$

定理 1-3 (**LDU 基本定理**) 设 A 为 n 阶方阵，则 A 可以唯一地分解为 $A = LDU$ 的充要条件是 A 的前 $n-1$ 个顺序主子式 $\Delta_k \neq 0 (k=1, 2, \cdots, n-1)$ 。其中 L, U 分别是单位下、

上三角矩阵， D 是对角矩阵 $D = \text{diag}(d_1, d_2, \cdots, d_n), d_k = \frac{\Delta_k}{\Delta_{k-1}}, k=1, 2, \cdots, n, \Delta_0 = 1$ 。

推论 1 设 A 为 n 阶方阵，则 A 可以唯一地进行 Doolittle 分解 $\Leftrightarrow A$ 的前 $n-1$ 个顺序主子

式 $\Delta_k = \begin{vmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1k} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{k1} & \cdots & a_{kk} \end{vmatrix} \neq 0 (k=1, 2, \cdots, n-1)$ ，其中 L 为单位下三角矩阵， \tilde{U} 是上三角矩阵，

$$\text{即有 } A = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ l_{21} & 1 & & & \\ \cdots & \cdots & \cdots & & \\ \cdots & \cdots & \cdots & 1 & \\ l_{n1} & \cdots & \cdots & l_{n,n-1} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_{11} & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ & u_{22} & \cdots & u_{2n} \\ & & \cdots & \cdots \\ & & & u_{nn} \end{pmatrix}. \text{ 并且若 } A \text{ 为奇异阵，则 } u_{nn} = 0;$$

若 A 为非奇异阵，则充要条件可换为 $\Delta_k \neq 0 (k=1, 2, \cdots, n)$ 。

推论 2 n 阶方阵 A 可唯一地进行 Crout 分解

$$A = \tilde{L}U = \begin{pmatrix} l_{11} & & & & \\ l_{21} & l_{22} & & & \\ \cdots & \cdots & \cdots & & \\ \cdots & \cdots & \cdots & l_{n-1,n-1} & \\ l_{n1} & l_{n2} & \cdots & l_{n,n-1} & l_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & u_{12} & \cdots & u_{1n} \\ & 1 & \cdots & u_{2n} \\ & & \cdots & \cdots \\ & & & 1 \end{pmatrix} \Leftrightarrow A \text{ 的前 } n-1 \text{ 个顺序主子式}$$

$$\Delta_k = \begin{vmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1k} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{k1} & \cdots & a_{kk} \end{vmatrix} \neq 0 (k=1,2,\cdots,n-1). \text{ 并且若 } A \text{ 为奇异阵, 则 } l_{nn}=0; \text{ 若 } A \text{ 为非奇}$$

异阵, 则充要条件可换为 $\Delta_k \neq 0 (k=1,2,\cdots,n)$.

1.3 常用的三角分解公式

一、Crout 分解

$$u_{ii} = 1 (i=1,2,\cdots,n)$$

Crout 分解公式: $l_{i1} = a_{i1} (i=1,2,\cdots,n)$, 对于 $k=2,3,\cdots,n$ 依次计算

$$u_{1j} = \frac{a_{1j}}{l_{11}} (j=2,3,\cdots,n)$$

$$\begin{cases} l_{ik} = a_{ik} - \sum_{s=1}^{k-1} l_{is} u_{sk} (i=k,k+1,\cdots,n) \\ u_{kj} = \frac{1}{l_{kk}} (a_{kj} - \sum_{t=1}^{k-1} l_{kt} u_{tj}) (j=k,k+1,\cdots,n) \end{cases}$$

矩阵 A 的 LU 分解计算顺序:

第 1 步: $l_{11}, u_{12}, u_{13}, \cdots, u_{1n}$

第 2 步: $l_{21}, l_{22}, u_{23}, \cdots, u_{2n}$

.....

第 n 步: $l_{n1}, l_{n2}, l_{n3}, \cdots, u_{nn}$

例: 已知 $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & -5 & 1 \\ 1 & -3 & 0 & -6 \\ 0 & 2 & -1 & 2 \\ 1 & 4 & -7 & 6 \end{pmatrix}, \vec{b} = \begin{pmatrix} 8 \\ 9 \\ 5 \\ 0 \end{pmatrix}$, 求矩阵 A 的 Crout 分解, 并求解线性方程

组 $A\vec{x} = \vec{b}$.

解: 根据 Crout 分解的计算公式可有:

$$l_{11} = a_{11} = 2, u_{11} = 1, u_{12} = \frac{a_{12}}{l_{11}} = \frac{1}{2}, u_{13} = \frac{a_{13}}{l_{11}} = -\frac{5}{2}, u_{14} = \frac{a_{14}}{l_{11}} = \frac{1}{2}$$

$$l_{21} = a_{12} = 1, l_{22} = a_{22} - l_{21}u_{12} = -3 - 1 \times \frac{1}{2} = -\frac{7}{2}, u_{22} = 1, u_{23} = \frac{a_{23} - l_{21}u_{13}}{l_{22}} = -\frac{5}{7}, u_{24} = \frac{a_{24} - l_{21}u_{14}}{l_{22}} = \frac{13}{7}$$

$$l_{31} = a_{31} = 0, l_{32} = a_{32} - l_{31}u_{12} = 2, l_{33} = a_{33} - l_{31}u_{13} - l_{32}u_{23} = \frac{3}{7}, u_{34} = \frac{a_{34} - l_{31}u_{14} - l_{32}u_{24}}{l_{33}} = -4$$

$$l_{41} = a_{41} = 1, l_{42} = a_{42} - l_{41}u_{12} = \frac{7}{2}, l_{43} = a_{43} - l_{41}u_{13} - l_{42}u_{23} = -2, l_{44} = a_{44} - l_{41}u_{14} - l_{42}u_{24} - l_{43}u_{34} = -9$$

故有 $A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -\frac{7}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 2 & \frac{3}{7} & 0 \\ 1 & \frac{7}{2} & -2 & -9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \frac{1}{2} & -\frac{5}{2} & \frac{1}{2} \\ 0 & 1 & -\frac{5}{7} & \frac{13}{7} \\ 0 & 0 & 1 & -4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, 将 $A = LU$ 代入 $A\vec{x} = \vec{b}$ 得到

$$LU\vec{x} = \vec{b}, \text{ 令 } U\vec{x} = \vec{y}, \text{ 则有 } L\vec{y} = \vec{b} \Rightarrow \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -\frac{7}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 2 & \frac{3}{7} & 0 \\ 1 & \frac{7}{2} & -2 & -9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 8 \\ 9 \\ 5 \\ 0 \end{pmatrix}, \text{ 解得 } \vec{y} = \begin{pmatrix} 4 \\ -\frac{10}{7} \\ -5 \\ 1 \end{pmatrix},$$

$$\text{代入 } U\vec{x} = \vec{y} \Rightarrow \begin{pmatrix} 1 & \frac{1}{2} & -\frac{5}{2} & \frac{1}{2} \\ 0 & 1 & -\frac{5}{7} & \frac{13}{7} \\ 0 & 0 & 1 & -4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \\ -\frac{10}{7} \\ -5 \\ 1 \end{pmatrix} \text{ 解得 } \vec{x} = \begin{pmatrix} 3 \\ -4 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

类似地可以得到 n 阶方阵 A 的 Doolittle 分解的计算公式为:

$$\begin{cases} u_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{i-1} l_{ik}u_{kj} \quad (i=1, 2, \dots, n; j=i, \dots, n) \\ l_{ij} = \frac{a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} l_{ik}u_{kj}}{u_{jj}} \quad (i=2, \dots, n; j=1, \dots, i-1) \end{cases}$$

二、乔累斯基 (Cholesky) 分解

定理 1-4 设 A 为 n 阶对称正定矩阵, 则存在一个实的非奇异三角矩阵 L , 使 $A = LL^T$,

如果限定 L 的对角元素为正时, 这种分解是唯一的. $A = LL^T$ 称为对称正定矩阵 A 的

Cholesky 分解, 也称平方根分解.

$L = (l_{ij})_{n \times n}$ 是下三角矩阵, 则 $l_{11} = \sqrt{a_{11}}, l_{i1} = \frac{a_{i1}}{l_{11}} (i = 2, 3, \dots, n)$

$$\text{对于 } k = 2, 3, \dots, n \text{ 依次计算} \begin{cases} l_{kk} = \sqrt{a_{kk} - \sum_{s=1}^{k-1} l_{ks}^2} \\ l_{ik} = \frac{a_{ik} - \sum_{t=1}^{k-1} l_{it} l_{kt}}{l_{kk}} (i = k+1, \dots, n) \end{cases}$$

对于分块矩阵 $\begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$, 利用分块初等矩阵可以得到它的分块三角分解:

$$1^\circ \text{ 当 } A \text{ 可逆时, 有 } \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I & O \\ CA^{-1} & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A & O \\ O & D - CA^{-1}B \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & A^{-1}B \\ O & I \end{pmatrix};$$

$$2^\circ \text{ 当 } D \text{ 可逆时, 有 } \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I & BD^{-1} \\ O & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A - BD^{-1}C & O \\ O & D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & O \\ D^{-1}C & I \end{pmatrix}.$$

例: 求对称正定矩阵 $A = \begin{pmatrix} 5 & 2 & -4 \\ 2 & 1 & -2 \\ -4 & -2 & 5 \end{pmatrix}$ 的 Cholesky 分解.

解: 有 Cholesky 分解的公式可得:

$$l_{11} = \sqrt{a_{11}} = \sqrt{5}$$

$$l_{21} = \frac{a_{21}}{l_{11}} = \frac{2}{\sqrt{5}}, l_{22} = \sqrt{a_{22} - l_{21}^2} = \frac{1}{\sqrt{5}}$$

$$l_{31} = \frac{a_{31}}{l_{11}} = -\frac{4}{\sqrt{5}}, l_{32} = \frac{a_{32} - l_{31}l_{21}}{l_{22}} = -\frac{2}{\sqrt{5}}, l_{33} = \sqrt{a_{33} - l_{31}^2 - l_{32}^2} = 1$$

$$\therefore A = \begin{pmatrix} \sqrt{5} & 0 & 0 \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & \frac{1}{\sqrt{5}} & 0 \\ -\frac{4}{\sqrt{5}} & -\frac{2}{\sqrt{5}} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{5} & \frac{2}{\sqrt{5}} & -\frac{4}{\sqrt{5}} \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{5}} & -\frac{2}{\sqrt{5}} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

定理 1-5 设 A 为 n 阶对称正定矩阵, 则 A 可唯一地分解为 $A = LDL^T$, 其中 L 为下三角

矩阵； D 为对角阵，且对角线元素是 L 对角线元素的倒数，即

$$L = \begin{pmatrix} l_{11} & & & \\ l_{21} & l_{22} & & \\ \cdots & & \cdots & \\ l_{n1} & \cdots & \cdots & l_{nn} \end{pmatrix}, D = \begin{pmatrix} \frac{1}{l_{11}} & & & \\ & \frac{1}{l_{22}} & & \\ & & \cdots & \\ & & & \frac{1}{l_{nn}} \end{pmatrix}. \quad \text{而 } l_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} \frac{l_{ik}l_{jk}}{l_{kk}}, \begin{pmatrix} i=1, \cdots, n \\ j=1, \cdots, i \end{pmatrix},$$

$A = LDL^T$ 称为对称正定矩阵 A 的 **不带平方根 Cholesky 分解**.

例： 求对称正定矩阵 $A = \begin{pmatrix} 5 & 2 & -4 \\ 2 & 1 & -2 \\ -4 & -2 & 5 \end{pmatrix}$ 的不带平方根的 Cholesky 分解.

解：根据公式 $l_{ij} = a_{ij} - \sum_{k=1}^{j-1} \frac{l_{ik}l_{jk}}{l_{kk}}, \begin{pmatrix} i=1, \cdots, n \\ j=1, \cdots, i \end{pmatrix}$ 可得：

$$l_{11} = a_{11} - 0 = 5$$

$$l_{21} = a_{21} - 0 = 2, l_{22} = a_{22} - \frac{l_{21}l_{21}}{l_{11}} = \frac{1}{5}$$

$$l_{31} = a_{31} - 0 = -4, l_{32} = a_{32} - \frac{l_{31}l_{21}}{l_{11}} = -\frac{2}{5}, l_{33} = a_{33} - \frac{l_{31}l_{31}}{l_{11}} - \frac{l_{32}l_{32}}{l_{22}} = 1$$

$$\therefore L = \begin{pmatrix} 5 & & \\ 2 & \frac{1}{5} & \\ -4 & -\frac{2}{5} & 1 \end{pmatrix}, D = \begin{pmatrix} \frac{1}{5} & & \\ & 5 & \\ & & 1 \end{pmatrix},$$

$$\therefore A = LDL^T = \begin{pmatrix} 5 & & \\ 2 & \frac{1}{5} & \\ -4 & -\frac{2}{5} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{5} & & \\ & 5 & \\ & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 5 & 2 & -4 \\ & \frac{1}{5} & -\frac{2}{5} \\ & & 1 \end{pmatrix}.$$

§ 2 矩阵的 QR (正交三角) 分解

2.1 QR 分解的概念

定义 2-1 如果实 (复) 非奇异矩阵 A 能化成正交 (酉) 矩阵 Q 与实 (复) 非奇异上三角矩阵 R 的乘积, 即 $A = QR$, 则称其为 A 的 **QR 分解**.

定理 2-1 任何实的非奇异 n 阶矩阵 A 可以分解成正交矩阵 Q 和上三角矩阵 R 的乘积, 且除去相差一个对角线元素之绝对值全等于 1 的对角矩阵因子 D 外, 分解式 $A = QR$ 唯一.

例: 试求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 3 & 1 \\ 0 & 4 & -2 \\ 2 & 1 & 2 \end{pmatrix}$ 的 QR 分解.

解: 易知 $|A| = -20 \neq 0$, 令 $\vec{\alpha}_1 = (0, 0, 2)^T, \vec{\alpha}_2 = (3, 4, 1)^T, \vec{\alpha}_3 = (1, -2, 2)^T$, 由 *Schmidt* 方

法可得: $\vec{\beta}_1 = \vec{\alpha}_1 = (0, 0, 2)^T$

$$\vec{\beta}_2 = \vec{\alpha}_2 - \frac{(\vec{\beta}_1, \vec{\alpha}_2)}{(\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_1)} \vec{\beta}_1 = \vec{\alpha}_2 - \frac{1}{2} \vec{\beta}_1 = (3, 4, 0)^T$$

$$\vec{\beta}_3 = \vec{\alpha}_3 - \frac{(\vec{\beta}_1, \vec{\alpha}_3)}{(\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_1)} \vec{\beta}_1 - \frac{(\vec{\beta}_2, \vec{\alpha}_3)}{(\vec{\beta}_2, \vec{\beta}_2)} \vec{\beta}_2 = \vec{\alpha}_3 - \vec{\beta}_1 + \frac{1}{5} \vec{\beta}_2 = (\frac{8}{5}, -\frac{6}{5}, 0)^T$$

再单位化可得 $\vec{\beta}_1 = \frac{1}{2} \vec{\beta}_1 = (0, 0, 1)^T$, $\vec{\beta}_2 = \frac{1}{5} \vec{\beta}_2 = (\frac{3}{5}, \frac{4}{5}, 0)^T$, $\vec{\beta}_3 = \frac{1}{2} \vec{\beta}_3 = (\frac{4}{5}, -\frac{3}{5}, 0)^T$

于是可得 $\vec{\alpha}_1 = 2\vec{\beta}_1, \vec{\alpha}_2 = \vec{\beta}_1 + 5\vec{\beta}_2, \vec{\alpha}_3 = 2\vec{\beta}_1 - \vec{\beta}_2 + 2\vec{\beta}_3$

$$\therefore A = (\vec{\alpha}_1, \vec{\alpha}_2, \vec{\alpha}_3) = (\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \vec{\beta}_3) \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 5 & -1 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{3}{5} & \frac{4}{5} \\ 0 & \frac{4}{5} & -\frac{3}{5} \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 5 & -1 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix} = QR$$

2.2 QR 分解的实际求法

一、吉温斯 (Givens) 方法

定理 2-3 任何实非奇异矩阵可通过左连乘初等旋转阵化为上三角.

Givens 方法需要做 $\frac{n(n-1)}{2}$ 个初等旋转矩阵的连乘积.

例： 用 *Givens* 方法求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 3 & 1 \\ 0 & 4 & -2 \\ 2 & 1 & 2 \end{pmatrix}$ 的 *QR* 分解.

解：分析矩阵，以 R_{13} 左乘 A 消去第 3 行，第 1 列处的元素.

$$a'_{21} = \sqrt{0^2 + 2^2} = 2, c = 0, s = 1, R_{13} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{pmatrix},$$

$$A^{(1)} = R_{13}A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 3 & 1 \\ 0 & 4 & -2 \\ 2 & 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 4 & -2 \\ 0 & -3 & -1 \end{pmatrix}$$

再根据 $A^{(1)}$ 中的元素计算得到

$$a'_{22} = \sqrt{4^2 + (-3)^2} = 5, c = \frac{4}{5}, s = -\frac{3}{5}, R_{23} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{4}{5} & -\frac{3}{5} \\ 0 & \frac{3}{5} & \frac{4}{5} \end{pmatrix},$$

$$A^{(2)} = R_{23}A^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{4}{5} & -\frac{3}{5} \\ 0 & \frac{3}{5} & \frac{4}{5} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 4 & -2 \\ 0 & -3 & -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 5 & -1 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix}, \text{ 即有}$$

$$R_{23}R_{13} \begin{pmatrix} 0 & 3 & 1 \\ 0 & 4 & -2 \\ 2 & 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 5 & -1 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix} = R_{23}R_{13}A,$$

$$Q = (R_{23}R_{13})^{-1} = \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{4}{5} & -\frac{3}{5} \\ 0 & \frac{3}{5} & \frac{4}{5} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \right)^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ \frac{3}{5} & \frac{4}{5} & 0 \\ -\frac{4}{5} & \frac{3}{5} & 0 \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{3}{5} & -\frac{4}{5} \\ 0 & \frac{4}{5} & \frac{3}{5} \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\therefore A = \begin{pmatrix} 0 & \frac{3}{5} & -\frac{4}{5} \\ 0 & \frac{4}{5} & \frac{3}{5} \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 5 & -1 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix} = QR$$

二、豪斯蒙德 (Householder) 方法

定理 2-4 任何实的 n 阶矩阵 A 可用初等反射矩阵 $H = I - 2\vec{\omega}\vec{\omega}^T$ 化为上三角矩阵.

例： 用 Householder 方法求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 3 & 1 \\ 0 & 4 & -2 \\ 2 & 1 & 2 \end{pmatrix}$ 的 QR 分解.

解：因为 $\vec{\alpha}^{(1)} = (0, 0, 2)^T \neq \vec{0}$ ，所以作 $\vec{\omega}^{(1)} = \frac{\vec{\alpha}^{(1)} - |\vec{\alpha}^{(1)}| \vec{e}}{|\vec{\alpha}^{(1)} - |\vec{\alpha}^{(1)}| \vec{e}|} = (-\frac{1}{\sqrt{2}}, 0, \frac{1}{\sqrt{2}})^T$,

$$\therefore H^{(1)} = I_3 - 2\vec{\omega}^{(1)}(\vec{\omega}^{(1)})^T = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \Rightarrow H^{(1)}A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 3 & 1 \\ 0 & 4 & -2 \\ 2 & 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 4 & -2 \\ 0 & 3 & 1 \end{pmatrix}$$

再令 $\vec{\alpha}^{(2)} = (4, 3)^T$ ，再作 $\vec{\omega}^{(2)} = \frac{(4, 3)^T - |(4, 3)^T| \vec{e}}{|(4, 3)^T - |(4, 3)^T| \vec{e}|} = (-\frac{1}{\sqrt{10}}, \frac{3}{\sqrt{10}})^T$

$$\therefore \widehat{H}^{(2)} = I_2 - 2\vec{\omega}^{(2)}(\vec{\omega}^{(2)})^T = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 4 & 3 \\ 3 & -4 \end{pmatrix} \Rightarrow H^{(2)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{4}{5} & \frac{3}{5} \\ 0 & \frac{3}{5} & -\frac{4}{5} \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow H^{(2)}H^{(1)}A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{4}{5} & \frac{3}{5} \\ 0 & \frac{3}{5} & -\frac{4}{5} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 4 & -2 \\ 0 & 3 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 5 & -1 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix} = R$$

$$Q = (H^{(2)} H^{(1)})^{-1} = \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{4}{5} & \frac{3}{5} \\ 0 & \frac{3}{5} & -\frac{4}{5} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \right)^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ \frac{3}{5} & \frac{4}{5} & 0 \\ -\frac{4}{5} & \frac{3}{5} & 0 \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{3}{5} & -\frac{4}{5} \\ 0 & \frac{4}{5} & \frac{3}{5} \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\therefore A = \begin{pmatrix} 0 & \frac{3}{5} & -\frac{4}{5} \\ 0 & \frac{4}{5} & \frac{3}{5} \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 2 \\ 0 & 5 & -1 \\ 0 & 0 & -2 \end{pmatrix} = QR$$

§ 3 矩阵的最大秩分解

定义 3-1 设 $m \times n$ 矩阵 $A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$. 如果当 $m \leq n$ 时, 存在有 $\text{rank} A = n$;

或者当 $m \geq n$ 时, 存在有 $\text{rank} A = m$, 则称这两种长方形为**最大秩长方形**(**满秩长方形**), 前者又称**行最大秩矩阵**(**行满秩矩阵**), 后者又称**列最大秩矩阵**(**列满秩矩阵**或**高矩阵**).

显然, 最大秩长方形具有如下性质:

$$\text{rank}(AA^T) = m, (A = (a_{ij})_{m \times n}, m \leq n) \text{ 或 } \text{rank}(A^T A) = n, (A = (a_{ij})_{m \times n}, m \geq n)$$

定义 3-2 设 A 为 $m \times n$ 且秩为 $r > 0$ 的复矩阵, 记为 $A \in C_r^{m \times n}$, 如果 $\exists B \in C_r^{m \times r}, C \in C_r^{r \times n}$, $sb.A = BC$, 则称此式为矩阵 A 的**最大秩分解**(**满秩分解**).

定理 3-1 设 $A \in C_r^{m \times n}$, 则一定存在 $B \in C_r^{m \times r}, C \in C_r^{r \times n}$, 使得 $A = BC$.

例: 求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 & -1 & 1 \\ 0 & -2 & 2 & -2 & 6 \\ 0 & 1 & -1 & -2 & 3 \end{pmatrix}$ 的满秩分解.

解: 将 A 只进行行初等变换, 化为行标准形

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 & -1 & 1 \\ 0 & -2 & 2 & -2 & 6 \\ 0 & 1 & -1 & -2 & 3 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -4 & 8 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 2 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

于是取 A 的第 2、4 列组成矩阵 $B = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -2 & -2 \\ 1 & -2 \end{pmatrix}$ ，再取 A 的行标准形的前两个非零行组成矩

阵 $C = \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -2 \end{pmatrix}$ ， $\therefore A = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -2 & -2 \\ 1 & -2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -2 \end{pmatrix}$ 。

A 的最大秩分解不是唯一的，但最大秩分解之间有如下关系：

定理 3-2 设 $A \in C_r^{m \times n}$ ，且 $A = BC = \tilde{B}\tilde{C}$ 均为 A 的最大秩分解，则有：

1° $\exists Q \in C_r^{r \times r}, sb.B = \tilde{B}Q, C = Q^{-1}\tilde{C}$ ；

2° $C^H(CC^H)^{-1}(B^HB)^{-1}B^H = \tilde{C}^H(\tilde{C}\tilde{C}^H)^{-1}(\tilde{B}^H\tilde{B})^{-1}\tilde{B}^H$ 。

例： 求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & -2 & 3 \\ 0 & 4 & 1 & 1 \\ 2 & 5 & -2 & 4 \end{pmatrix}$ 的最大秩分解 $A = BC$ ，并计算

$$C^T(CC^T)^{-1}(B^TB)^{-1}B^T.$$

解：将 A 只进行行初等变换，化为行标准形

$$A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & -2 & 3 \\ 0 & 4 & 1 & 1 \\ 2 & 5 & -2 & 4 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 2 & 1 & -2 & 3 \\ 0 & 4 & 1 & 1 \\ 0 & 4 & 0 & 1 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 2 & 1 & -2 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 4 & 0 & 1 \end{pmatrix} \approx \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \frac{11}{8} \\ 0 & 1 & 0 & \frac{1}{4} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad \text{显然}$$

$$\text{rank} A = r = 3, \quad A \text{ 为最大秩矩阵}, \quad \therefore A = I_{3 \times 3} A, \quad \text{此处 } B = I_{3 \times 3} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, C = A,$$

$$\therefore C^T(CC^T)^{-1}(B^TB)^{-1}B^T = A^T(AA^T)^{-1}(I^TI)^{-1}I^T = A^T(AA^T)^{-1} = A^T(A^T)^{-1}A^{-1}$$

$$= A^T(A^{-1})^TA^{-1} = I^TA^{-1} = A^{-1}$$

§ 4 矩阵的奇异值分解

命题 4-1 设 $A \in C^{m \times n}$, 则有 1° $A^H A$ 与 AA^H 的特征值均为非负实数; 2° $A^H A$ 与 AA^H 的非零特征值相同.

定义 4-1 设 $A \in C_r^{m \times n}$, $A^H A$ 的特征值为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_r > \lambda_{r+1} = \lambda_{r+2} = \cdots = \lambda_n = 0$, 则称 $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i} (i=1, 2, \cdots, r)$ 为矩阵 A 的**正奇异值**, 简称**奇异值**.

定义 4-2 设 $A, B \in C^{m \times n}$, 如果存在 m 阶酉矩阵 U 和 n 阶酉矩阵 V , 使得 $B = UAV$, 则称 A 与 B **酉等价**或**酉相抵**.

定理 4-1 若 A 与 B 酉等价, 则 A 与 B 有相同的奇异值.

定理 4-2 设 $A \in C_r^{m \times n}$, 则存在 m 阶酉矩阵 U 和 n 阶酉矩阵 V , 使得 $U^H AV = \begin{pmatrix} \Delta & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}$ 或

$A = U \begin{pmatrix} \Delta & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} V^H$, 其中 $\Delta = \text{diag}(\delta_1, \delta_2, \cdots, \delta_r)$, δ_i 为复数, 且它的模 $|\delta_i| = \sigma_i (i=1, 2, \cdots, r)$, 而 σ_i 是 A 的全部奇异值.

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

$$\text{解: } AA^H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\lambda I - AA^H = \begin{pmatrix} \lambda - 2 & 1 & 0 \\ 1 & \lambda - 2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \lambda - 2 & 0 \\ 0 & 1 - (\lambda - 2)^2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda \end{pmatrix}, \text{ 由}$$

$|\lambda I - AA^H| = 0$ 得 AA^H 的特征值为 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 3, \lambda_3 = 0$, 对应的特征向量依次为:

$$p_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, p_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, p_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, A \text{ 的奇异值为 } \sigma_1 = 1, \sigma_2 = \sqrt{3}, \text{ 则 } \Delta = \begin{pmatrix} 1 & & \\ & \sqrt{3} & \\ & & \end{pmatrix}, \text{ 则}$$

$$\text{正交单位化可得酉矩阵 } U = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$V_1 = A^H U_1 \Delta^{-H} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & \\ & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 0 & 0 \\ 0 & \frac{2}{\sqrt{6}} \end{pmatrix}, \text{ 设有单位向量}$$

$$q = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} \text{ 与向量 } \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \text{ 和 } \begin{pmatrix} -\frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 0 \\ \frac{2}{\sqrt{6}} \end{pmatrix} \text{ 正交, 则可得 } V_2 = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{3}} \\ 1 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix}, \text{ 于是可得}$$

$$V = (V_1 | V_2) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{3}} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{2}{\sqrt{6}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{pmatrix}, \therefore A = U \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} V^H$$

本章测试题

一、设 $A \in C_r^{m \times n}$ ，且 A 的奇异值分解为 $A = U \begin{pmatrix} \Delta & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} V^H$ ，试求矩阵 $B = \begin{pmatrix} A \\ A \end{pmatrix}$ 的一个奇异值分解.

二、求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 5 & 2 & -4 & 0 \\ 2 & 1 & -2 & 1 \\ -4 & -2 & 5 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 2 \end{pmatrix}$ 的 *Doolittle* 分解与 *Crout* 分解.

三、已知 $A = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 1 \\ 2 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 3 \end{pmatrix}$, $\vec{b} = \begin{pmatrix} 5 \\ 3 \\ 4 \end{pmatrix}$, 求对称正定矩阵 A 的 *Cholesky* 分解, 并利用该分解求

解线性方程组 $A\vec{x} = \vec{b}$.

四、设 n 阶矩阵 D 可逆, 证明: 矩阵 $\begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$ 可逆的充要条件是 $A - BD^{-1}C$ 可逆. 当矩阵

$\begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$ 可逆时, 推导其逆矩阵的表达式.

五、分别利用 *Householder* 矩阵和 *Schmidt* 正交化方法求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 4 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 3 & 2 \end{pmatrix}$ 的 QR 分解.

六、利用 *Givens* 矩阵求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 1 \\ 0 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 2 \end{pmatrix}$ 的 QR 分解.

七、分别用 *Householder* 矩阵和 *Givens* 矩阵使矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 12 & 16 \\ 12 & 288 & 309 \\ 16 & 309 & 312 \end{pmatrix}$ 正交相似于三

角矩阵.

八、求下列矩阵的 *Hermite* 标准形和满秩分解：

$$(1) A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 0 \\ 0 & 2 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & 2 & 1 \end{pmatrix}; (2) B = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

九、求下列矩阵的奇异分解：

$$(1) A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}; (2) B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

易考易学

易考易学

第五章 线性赋范空间与矩阵范数

§ 1 线性赋范空间

1.1 向量的范数

定义 1-1 如果 V 是数域 P 上的线性空间, 且 $\forall \vec{x} \in V$, 对应着一个实值函数 $\|\vec{x}\|$, 它满足以下三个条件: 1. 非负性: 当 $\vec{x} \neq \vec{0}$ 时, $\|\vec{x}\| > 0$; 当且仅当 $\vec{x} = \vec{0}$ 时, $\|\vec{x}\| = 0$;

2. 齐次性: $\|k\vec{x}\| = |k|\|\vec{x}\|, k \in P$;

3. 三角不等式: $\|\vec{x} + \vec{y}\| \leq \|\vec{x}\| + \|\vec{y}\|, \vec{x}, \vec{y} \in V$.

则称 $\|\vec{x}\|$ 为 V 上向量 \vec{x} 的**范数** (norm).

★ 几种常见的向量范数:

设 $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in R^n$

① **2-范数** $\|\vec{x}\|_2 = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2} = (\vec{x}^T \vec{x})^{\frac{1}{2}}$;

② **∞ -范数** $\|\vec{x}\|_\infty = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i|$;

③ **1-范数** $\|\vec{x}\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i|$;

④ **p-范数** $\|\vec{x}\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}, 1 \leq p < +\infty$.

(霍尔德 Hölder 不等式: $\sum_{i=1}^n |a_i b_i| \leq \left(\sum_{i=1}^n |a_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \left(\sum_{i=1}^n |b_i|^q \right)^{\frac{1}{q}}$, 其中 $p, q > 1$, 且 $\frac{1}{p} + \frac{1}{q} = 1$)

定义 1-2 定义了向量范数 $\|\cdot\|$ 的线性空间 V^n , 称为**线性赋范空间**. 其中 $\|\cdot\|$ 表示泛指的任何一种范数.

例: 设 $A, B \in C^{n \times n}$, 且 B 可逆. 对于 C^n 中的列向量 $\vec{\alpha}$, 定义实数 $\|\vec{\alpha}\| = \|A\vec{\alpha}\|_1 + 3\|B\vec{\alpha}\|_3$,

验证 $\|\vec{\alpha}\|$ 是 C^n 中的向量范数.

解: 当 $\vec{\alpha} = \vec{0}$ 时, $A\vec{\alpha} = \vec{0}, B\vec{\alpha} = \vec{0}$, 从而 $\|\vec{\alpha}\| = 0$; 当 $\vec{\alpha} \neq \vec{0}$ 时, $\|A\vec{\alpha}\|_1 \geq 0$, 由 B 可逆知

$B\vec{\alpha} \neq \vec{0}$, 从而 $\|B\vec{\alpha}\|_3 > 0$, 故 $\|\vec{\alpha}\| > 0$.

$\forall k \in C$, 有 $\|k\vec{\alpha}\| = \|A(k\vec{\alpha})\|_1 + 3\|B(k\vec{\alpha})\|_3 = |k|\|A\vec{\alpha}\|_1 + 3|k|\|B\vec{\alpha}\|_3 = |k|\|\vec{\alpha}\|$

$\forall \vec{\beta} \in C^n$, 有 $\|\vec{\alpha} + \vec{\beta}\| = \|A(\vec{\alpha} + \vec{\beta})\|_1 + 3\|B(\vec{\alpha} + \vec{\beta})\|_3 \leq \|A\vec{\alpha}\|_1 + \|A\vec{\beta}\|_1 + 3\|B\vec{\alpha}\|_3 + 3\|B\vec{\beta}\|_3$
 $= (\|A\vec{\alpha}\|_1 + 3\|B\vec{\alpha}\|_3) + (\|A\vec{\beta}\|_1 + 3\|B\vec{\beta}\|_3) = \|\vec{\alpha}\| + \|\vec{\beta}\|$

故 $\|\vec{\alpha}\|$ 是 C^n 中的向量范数.

例: 设 A 是任一 n 阶对称正定矩阵, $\vec{x} \in R^n$, 证明: $\|\vec{x}\|_a = (\vec{x}^T A \vec{x})^{\frac{1}{2}}$ 是一种向量范数.

证: 当 $\vec{x} = \vec{0}$ 时, $\|\vec{x}\|_a = 0$; 当 $\vec{x} \neq \vec{0}$ 时, 由 A 对称正定可知 $\vec{x}^T A \vec{x} > 0$, 即 $\|\vec{x}\|_a > 0$.

$\forall k \in R$, $\|k\vec{x}\|_a = \sqrt{(k\vec{x})^T A (k\vec{x})} = |k| \sqrt{\vec{x}^T A \vec{x}} = |k| \|\vec{x}\|_a$.

再由 A 对称正定可知, 存在正交矩阵 Q , 使得 $Q^T A Q = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n), \lambda_i > 0$, 从而有

$A = L^T L$, $\therefore \|\vec{x}\|_a^2 = \vec{x}^T L^T L \vec{x} = (L\vec{x})^T (L\vec{x}) = \|L\vec{x}\|_2^2$, $\forall \vec{y} \in R^n$, 有

$\|\vec{x} + \vec{y}\|_a = \|L(\vec{x} + \vec{y})\|_2 = \|L\vec{x} + L\vec{y}\|_2 \leq \|L\vec{x}\|_2 + \|L\vec{y}\|_2 = \|\vec{x}\|_a + \|\vec{y}\|_a$

$\therefore \|\vec{x}\|_a = (\vec{x}^T A \vec{x})^{\frac{1}{2}}$ 是一种向量范数.

1.2 向量范数的性质

定义 1-3 设 $\|\vec{x}\|_a, \|\vec{x}\|_b$ 是 n 维线性空间 V^n 上定义的任意两种范数, 若存在两个与 \vec{x} 无关的

正常数 c_1, c_2 , 使得 $c_1 \|\vec{x}\|_b \leq \|\vec{x}\|_a \leq c_2 \|\vec{x}\|_b, \forall \vec{x} \in V^n$, 则称 $\|\vec{x}\|_a, \|\vec{x}\|_b$ 是**等价的**.

定理 1-1 有限维线性空间上的不同范数是等价的.

定理 1-2 R^n 中 $\lim_{x \rightarrow \infty} \vec{x}^{(k)} = \vec{x}^{(*)} \Leftrightarrow \|\vec{x}^{(k)} - \vec{x}^{(*)}\| \rightarrow 0 (k \rightarrow \infty)$, 其中 $\|\cdot\|$ 为向量的任一种范数.

例： 验证 $\|\vec{a}\|_1, \|\vec{a}\|_2, \|\vec{a}\|_\infty$ 两两等价.

证明：设 $\vec{a} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)^T$ ，则有 $\|\vec{a}\|_1 = \sum_{i=1}^n |\xi_i| \leq n \cdot \max_{1 \leq j \leq n} |\xi_j| = n \|\vec{a}\|_\infty$ ，

$\|\vec{a}\|_1 \geq \max_{1 \leq j \leq n} |\xi_j| = \|\vec{a}\|_\infty$ ，即 $1 \cdot \|\vec{a}\|_\infty \leq \|\vec{a}\|_1 \leq n \|\vec{a}\|_\infty$ — (1)；

又由于 $\|\vec{a}\|_2^2 = \sum_{i=1}^n |\xi_i|^2 \leq n \cdot \max_{1 \leq j \leq n} |\xi_j|^2 = n \|\vec{a}\|_2^\infty$ ， $\|\vec{a}\|_2^2 \geq \max_{1 \leq j \leq n} |\xi_j|^2 = \|\vec{a}\|_2^\infty$ ，那么

$1 \cdot \|\vec{a}\|_\infty \leq \|\vec{a}\|_2 \leq \sqrt{n} \|\vec{a}\|_\infty$ — (2)；再由 (1)、(2) 式可得

$\frac{1}{n} \|\vec{a}\|_1 \leq \|\vec{a}\|_\infty \leq \|\vec{a}\|_2 \leq \sqrt{n} \|\vec{a}\|_\infty \leq \sqrt{n} \|\vec{a}\|_1$ ，综上可得 $\|\vec{a}\|_1, \|\vec{a}\|_2, \|\vec{a}\|_\infty$ 两两等价.

例： 设数域 R 上的多项式空间 $P[t]_{n-1}$ 的两个基为：

(I) : $f_1(t)=1, f_2(t)=t, \dots, f_n(t)=t^{n-1}$ ；(II) : $(g_1, g_2, \dots, g_n) = (f_1, f_2, \dots, f_n)C$.

其中 C 为可逆矩阵， $f(t) \in P[t]_{n-1}$ 在基 (I) 和基 (II) 下的坐标分别为 $\vec{a} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)^T$ ，

$\vec{\beta} = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n)^T$.

(1) 证明： $\forall f(t) \in P[t]_{n-1}, \|\vec{a}\|_2 = \|\vec{\beta}\|_2 \Leftrightarrow C^T C = I$ ；

(2) 取 $n=3$ ，找出使 (1) 成立的基 (II)，而且 $g_i(t) \neq \pm f_j(t) (i, j=1, 2, 3)$.

解：(1) 充分性. 由 $C^T C = I$ 及坐标变换公式 $\vec{a} = C \vec{\beta}$ 可得

$$\|\vec{a}\|_2^2 = \vec{a}^T \vec{a} = (C \vec{\beta})^T (C \vec{\beta}) = \vec{\beta}^T (C^T C) \vec{\beta} = \vec{\beta}^T \vec{\beta} = \|\vec{\beta}\|_2^2, \text{ 即 } \|\vec{a}\|_2 = \|\vec{\beta}\|_2.$$

必要性. 由 $\|\vec{a}\|_2 = \|\vec{\beta}\|_2$ 知 $\vec{a}^T \vec{a} = \vec{\beta}^T \vec{\beta}$ ，由坐标变换公式

$\vec{a} = C \vec{\beta} \Rightarrow (C \vec{\beta})^T (C \vec{\beta}) = \vec{\beta}^T (C^T C) \vec{\beta} = \vec{\beta}^T \vec{\beta}$ ，令 $B = C^T C = (b_{ij})_{n \times n}$ ，则 B 是对称矩

阵. 取 $f(t) = g_i(t)$ 时， $\vec{\beta} = \vec{e}_i$ ，于是可得 $b_{ii} = 1 (i=1, 2, \dots, n)$ ；取 $f(t) = g_i(t) + g_j(t)$ 时，

$\vec{\beta} = \vec{e}_i + \vec{e}_j (i \neq j)$ ，于是 $b_{ii} + b_{ij} + b_{ji} + b_{jj} = 2$ ，即 $b_{ij} = 0 (i \neq j; i, j=1, 2, \dots, n)$ ，故

$B = I$ ，即 $C^T C = I$.

(2) 易知, 满足 (1) 的 C 为正交矩阵. 取 $C = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{2}{\sqrt{6}} \end{pmatrix}$, 则使(1)成立的基(II)

为: $g_1(t) = \frac{1}{\sqrt{2}}(1-t), g_2(t) = \frac{1}{\sqrt{3}}(1+t-t^2), g_3(t) = \frac{1}{\sqrt{6}}(1+t+2t^2)$

§ 2 矩阵的范数

2.1 矩阵范数的定义与性质

定义 2-1 设 $A \in C^{m \times n}$, 按某一法则在 $C^{m \times n}$ 上规定 A 的一个实数值函数, 记作 $\|A\|$, 它满足下面四个条件: 1. 非负性: 如果 $A \neq 0$, 则 $\|A\| > 0$; 如果 $A = 0$, 则 $\|A\| = 0$;

2. 齐次性: $\forall k \in C, \|kA\| = |k|\|A\|$;

3. 三角不等式: $\forall A, B \in C^{m \times n}, \|A+B\| \leq \|A\| + \|B\|$;

4. 相容性: 当矩阵乘积有意义时, 还有 $\|AB\| \leq \|A\|\|B\|$.

则称 $\|A\|$ 为**矩阵范数**.

★ 设 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, 矩阵空间 $C^{m \times n}$ 中的常见矩阵范数如下:

$$\textcircled{1} \|A\|_{m_1} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|; \textcircled{2} \|A\|_{m_\infty} = n \cdot \max_{i,j} |a_{ij}|;$$

$$\textcircled{3} \|A\|_{m_2} = \|A\|_F = \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} = (tr(AA^H))^{\frac{1}{2}} = (tr(A^H A))^{\frac{1}{2}}.$$

定理 2-1 设 $A \in C^{m \times n}$, $\|A\|$ 是 $C^{m \times n}$ 上的矩阵范数, 则 $C^{m \times n}$ 上的任意两个矩阵范数等价.

例: 设 $S \in C^{n \times n}$ 可逆, 给定 $C^{n \times n}$ 中的矩阵范数 $\|\cdot\|_M$, 对于 $A \in C^{n \times n}$, 定义实数

$\|A\| = \|S^{-1}AS\|_M$ ，验证 $\|A\|$ 是 $C^{n \times n}$ 上的矩阵范数。

证：当 $A=0$ 时， $\|A\|=0$ ；当 $A \neq 0$ 时， $S^{-1}AS \neq 0$ ，从而 $\|A\| > 0$ 。

$\forall k \in C$ ， $\|kA\| = \|S^{-1}(kA)S\|_M = \|k(S^{-1}AS)\|_M = |k| \|S^{-1}AS\|_M = |k| \|A\|$ 。

$\forall B \in C^{n \times n}$

$\|A+B\| = \|S^{-1}(A+B)S\|_M = \|S^{-1}AS + S^{-1}BS\|_M \leq \|S^{-1}AS\|_M + \|S^{-1}BS\|_M = \|A\| + \|B\|$

$\|AB\| = \|S^{-1}(AB)S\|_M = \|(S^{-1}AS)(S^{-1}BS)\|_M \leq \|S^{-1}AS\|_M \|S^{-1}BS\|_M = \|A\| \|B\|$

故 $\|A\|$ 是 $C^{n \times n}$ 上的矩阵范数。

2.2 算子范数

定义 2-2 设 $A \in C^{m \times n}$, $\vec{x} \in C^n$ ，取定的向量范数 $\|\vec{x}\|$ 和矩阵范数 $\|A\|$ 满足不等式 $\|A\vec{x}\| \leq \|A\| \|\vec{x}\|$ 则称矩阵范数 $\|A\|$ 与向量范数 $\|\vec{x}\|$ 是**相容**的。

定理 2-2 设 $A \in C^{m \times n}$, $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in C^n$ ，且在 C^n 中已规定了向量的某种范数 $\|\vec{x}\|$ ，则与向量范数 $\|\vec{x}\|$ 相容的矩阵范数可以取作向量 $A\vec{x}$ 的范数的最大值，即：
 $\|A\| = \max_{\|\vec{x}\|=1} \|A\vec{x}\|$ 。这里向量 \vec{x} 取遍范数为 1 的所有向量的集合。由此定义的相容范数为**算子范数**，或称为向量范数的**从属范数**。

定理 2-3 设 $A = (a_{ij}) \in C^{m \times n}$, $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in C^n$ ，则从属于向量 \vec{x} 的三种范数 $\|\vec{x}\|_1$ 、 $\|\vec{x}\|_2$ 、 $\|\vec{x}\|_\infty$ 的算子范数依次是：

1. $\|A\|_1 = \max_j \sum_{i=1}^m |a_{ij}|$ (称为**列范数**)；
2. $\|A\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max}(A^H A)}$ (称为**谱范数**)；
3. $\|A\|_\infty = \max_i \sum_{j=1}^n |a_{ij}|$ (称为**行范数**)。

例： 设 $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ -1 & 2 & 3 \\ 0 & -2 & 1 \end{pmatrix}$ ，计算 $\|A\|_1$ ， $\|A\|_2$ ， $\|A\|_\infty$ ， $\|A\|_F$ 。

解： $\|A\|_1 = 5$ ， $\|A\|_\infty = 6$ ， $\|A\|_F = 2\sqrt{6}$

$A^H A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ 1 & 2 & -2 \\ 0 & 3 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ -1 & 2 & 3 \\ 0 & -2 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 5 & 0 & -3 \\ 0 & 9 & 4 \\ -3 & 4 & 10 \end{pmatrix}$ ，求得 $A^H A$ 的特征值为

$\lambda_1 = 2.9542$ ， $\lambda_2 = 6.9305$ ， $\lambda_3 = 14.1153$ ， $\therefore \|A\|_2 = \sqrt{14.1153} = 3.757$

★ $\|A\|_{m_1}$ 、 $\|A\|_F$ 、 $\|A\|_{m_\infty}$ 都不是算子范数；但 $\|A\|_{m_1}$ 和 $\|A\|_1$ 均与 $\|\vec{x}\|_1$ 相容， $\|A\|_F$ 和 $\|A\|_2$ 均与 $\|\vec{x}\|_2$ 相容，但算子范数 $\|A\|_1$ 、 $\|A\|_2$ 分别是与 $\|\vec{x}\|_1$ 、 $\|\vec{x}\|_2$ 相容的范数中值最小的一个。

定理 2-4 设 $A \in C^{m \times n}$ ，而 $U \in C^{m \times m}$ 与 $V \in C^{n \times n}$ 都是酉矩阵，则 $\|UA\|_F = \|A\|_F = \|AV\|_F$

推论 与 A 酉(或正交)相似的矩阵的 F-范数是相同的，即若 $B = U^H A U$ ，则 $\|B\|_F = \|A\|_F$ ，

其中 $A \in C^{m \times n}$ ， U 为酉矩阵。

例： 设 $S \in R^{n \times n}$ 可逆， $\|\vec{\alpha}\| = \|S^{-1}\vec{\alpha}\|_1$ 是 R^n 中的向量范数， $\|A\|$ 是 $R^{n \times n}$ 中从属于向量范数 $\|\vec{\alpha}\|$ 的矩阵范数，试导出 $\|A\|$ 与矩阵的 1-范数之间的关系式。

解：根据从属范数的定义可得：

$$\|A\| = \max_{\vec{\alpha} \neq 0} \frac{\|A\vec{\alpha}\|}{\|\vec{\alpha}\|} = \max_{\vec{\alpha} \neq 0} \frac{\|S^{-1}(A\vec{\alpha})\|_1}{\|S^{-1}\vec{\alpha}\|_1} = \max_{\vec{\beta} \neq 0} \frac{\|(S^{-1}AS)\vec{\beta}\|_1}{\|\vec{\beta}\|_1} = \|S^{-1}AS\|_1$$

例： 设 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ ($n > 1$)，判断实数 $\|A\| = \max_{i,j} |a_{ij}|$ 是否构成 $C^{n \times n}$ 中的矩阵范数。

解：取 $A_0 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}$ ， $B_0 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}$ ，那么 $\|A_0\| = 1, \|B_0\| = 1$ 。

但是 $A_0 B_0 = \begin{pmatrix} n & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}$, 从而 $\|A_0 B_0\| = n$. $\because n > 1$, $\therefore \|A_0 B_0\| > \|A_0\| \|B_0\|$, 故矩阵乘法的相容性不成立. 因此, $\|A\|$ 不能构成 $C^{n \times n}$ 中的矩阵范数.

例: 设列向量 $\vec{x}, \vec{y} \in C^n, A \in C^{n \times n}$, 证明: $\|A\|_2 = \max \{ \vec{x}^T A \vec{y} \mid \|\vec{x}\|_2 = \|\vec{y}\|_2 = 1 \}$.

证: 当 $A = 0$ 时, 结论显然成立; 当 $A \neq 0$ 时, 若 $\|\vec{x}\|_2 = \|\vec{y}\|_2 = 1$, 则由 *Cauchy-Schwarz*

不等式可得 $|\vec{x}^T A \vec{y}| = |\vec{x}^T (A \vec{y})| \leq \|\vec{x}\|_2 \|A \vec{y}\|_2 \leq \|\vec{x}\|_2 \|A\|_2 \|\vec{y}\|_2 = \|A\|_2$

$\because \|A\|_2 = \max_{\|\vec{y}\|_2=1} \|A \vec{y}\|_2, \therefore \exists \vec{y}_0 \in C^n, s.t. \|\vec{y}_0\|_2 = 1$, 且使 $\|A \vec{y}_0\|_2 = \|A\|_2 \neq 0$. 令 $\vec{x}_0 = \frac{\overline{A \vec{y}_0}}{\|A \vec{y}_0\|_2}$,

则 $\|\vec{x}_0\|_2 = 1$, 且有 $|\vec{x}_0^T A \vec{y}_0| = \left| \frac{(A \vec{y}_0)^H}{\|A \vec{y}_0\|_2} (A \vec{y}_0) \right| = \|A \vec{y}_0\|_2 = \|A\|_2$, 因此, 结论成立.

例: 设 $A = (a_{ij})_{m \times n}$, 列向量 $\vec{\alpha} \in C^n$, 证明: 矩阵范数 $\|A\| = \max \{m, n\} \cdot \max_{i,j} |a_{ij}|$ 与向量的 2-范数和 ∞ -范数都相容.

证: 设 $\vec{\alpha} = (\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n)^T$, 则有 $\|A \vec{\alpha}\|_2^2 = \sum_{i=1}^m \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} \xi_j \right|^2 \leq \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \cdot \sum_{j=1}^n |\xi_j|^2 \right)$

$= \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2 \right) \sum_{j=1}^n |\xi_j|^2 \leq mn \cdot \max_{i,j} |a_{ij}|^2 \cdot \|\vec{\alpha}\|_2^2 \leq (\max \{m, n\})^2 (\max_{i,j} |a_{ij}|)^2 \|\vec{\alpha}\|_2^2 = \|A\|^2 \|\vec{\alpha}\|_2^2$

即有 $\|A \vec{\alpha}\|_2 \leq \|A\| \|\vec{\alpha}\|_2$.

$\|A \vec{\alpha}\|_\infty = \max_i \left| \sum_{k=1}^n a_{ik} \xi_k \right| \leq \max_i \sum_{k=1}^n |a_{ik}| |\xi_k| \leq \left(\max_i \sum_{k=1}^n |a_{ik}| \right) \cdot \max_j |\xi_j| \leq (n \cdot \max_{i,j} |a_{ij}|) \|\vec{\alpha}\|_\infty$

$\leq (\max \{m, n\} \cdot \max_{i,j} |a_{ij}|) \|\vec{\alpha}\|_\infty = \|A\| \|\vec{\alpha}\|_\infty$

例: 设 $A, B \in C^{n \times n}$, 证明: $\|AB\|_F \leq \min \{ \|A\|_2 \|B\|_F, \|A\|_F \|B\|_2 \}$.

证: 设 $B = (\vec{\beta}_1, \vec{\beta}_2, \cdots, \vec{\beta}_n)$, 则由 $\|A \vec{\beta}_j\|_2 \leq \|A\|_2 \|\vec{\beta}_j\|_2$ 可得

$$\|AB\|_F^2 = \|A\vec{\beta}_1\|_2^2 + \|A\vec{\beta}_2\|_2^2 + \cdots + \|A\vec{\beta}_n\|_2^2 \leq \|A\|_2^2 (\|\vec{\beta}_1\|_2^2 + \|\vec{\beta}_2\|_2^2 + \cdots + \|\vec{\beta}_n\|_2^2) = \|A\|_2^2 \|B\|_F^2$$

即有 $\|AB\|_F \leq \|A\|_2 \|B\|_F$,

$$\text{另外 } \|AB\|_F = \|(AB)^H\|_F = \|B^H A^H\|_F \leq \|B^H\|_2 \|A^H\|_F = \|B\|_2 \|A\|_F = \|A\|_F \|B\|_2$$

综上可得 $\|AB\|_F \leq \min\{\|A\|_2 \|B\|_F, \|A\|_F \|B\|_2\}$

2.3 谱范数的性质和谱半径

定理 2-5 设 $A \in C^{m \times n}$, 则 1. $\|A\|_2 = \max_{\|\vec{x}\|_2 = \|\vec{y}\|_2 = 1} |\vec{y}^H A \vec{x}|, \vec{x} \in C^n, \vec{y} \in C^m$; 2. $\|A^H\|_2 = \|A\|_2$;

$$3. \|A^H A\|_2 = \|A\|_2^2.$$

定理 2-6 设 $A \in C^{m \times n}, U \in C^{m \times m}, V \in C^{n \times n}$ 且 $U^H U = I_m, V^H V = I_n$, 则 $\|UAV\|_2 = \|A\|_2$

定理 2-7 若 $\|A\| < 1$, 则 $I \pm A$ 为非奇异, 且 $\|(I \pm A)^{-1}\| \leq (1 - \|A\|)^{-1}$.

定义 2-3 设 $A \in C^{n \times n}, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 为 A 的特征值, 我们称 $\rho(A) = \max_i |\lambda_i|$ 为 A 的**谱半径**.

定理 2-8 (特征值上界定理) $\forall A \in C^{n \times n}$, 总有 $\rho(A) \leq \|A\|$, 即 A 的谱半径不会超过 A 的任何一种范数.

定理 2-9 如果 $A \in C^{n \times n}$, 且 A 为正规矩阵, 则 $\rho(A) = \|A\|_2$.

定理 2-10 对任意非奇异矩阵 $A \in C^{n \times n}$, 则 A 的谱范数为

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

例: 证明对向量 $\vec{x} = (x_1, x_2)^T$ 及 $h > 0$, 则这样构成的 $\|\vec{x}\| = \max(|x_1|, \frac{|x_2 - x_1|}{h})$ 是 \vec{x} 的范

数，并求从属于 \vec{x} 的矩阵范数.

解：当 $\vec{x} = \vec{0}$ 时， $x_1 = x_2 = 0$ ，则 $\|\vec{x}\| = 0$ ；当 $\vec{x} \neq \vec{0}$ 时，则 x_1, x_2 中必有一个不为零，显然

$$\max(|x_1|, \frac{|x_2 - x_1|}{h}) > 0, \text{ 则 } \|\vec{x}\| > 0.$$

$$\forall k \in R, \quad \|k\vec{x}\| = \max(|kx_1|, \frac{|kx_2 - kx_1|}{h}) = |k| \max(|x_1|, \frac{|x_2 - x_1|}{h}) = |k| \|\vec{x}\|$$

$$\forall \vec{y} = (y_1, y_2)^T,$$

$$\|\vec{x} + \vec{y}\| = \max(|x_1 + y_1|, \frac{|(x_2 + y_2) - (x_1 + y_1)|}{h}) \leq \max(|x_1| + |y_1|, \frac{|x_2 - x_1|}{h} + \frac{|y_2 - y_1|}{h})$$

$$= \max(|x_1|, \frac{|x_2 - x_1|}{h}) + \max(|y_1|, \frac{|y_2 - y_1|}{h}) = \|\vec{x}\| + \|\vec{y}\|, \text{ 所以 } \|\vec{x}\| \text{ 是 } \vec{x} \text{ 的范数.}$$

$$\text{令 } P = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{h} & \frac{1}{h} \end{pmatrix}, \vec{\beta} = P\vec{x} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{1}{h} & \frac{1}{h} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \frac{x_2 - x_1}{h} \end{pmatrix}, \text{ 那么}$$

$$\|\vec{\beta}\|_{\infty} = \max(|x_1|, \frac{|x_2 - x_1|}{h}) = \max(|x_1|, \frac{|x_2 - x_1|}{h}) = \|\vec{x}\|, \text{ 根据算子范数的定义可知}$$

$$\|A\| = \max_{x \neq 0} \frac{\|A\vec{x}\|}{\|\vec{x}\|} = \max_{x \neq 0} \frac{\|P A \vec{x}\|_{\infty}}{\|P \vec{x}\|_{\infty}} = \max_{x \neq 0} \frac{\|P A P^{-1} \vec{\beta}\|_{\infty}}{\|\vec{\beta}\|_{\infty}} = \|P A P^{-1}\|_{\infty}.$$

例： 设 $A \in C^{n \times n}$ ，且有某种范数 $\|\cdot\|$ 使得 $\|A\| < 1$ ，证明：

$$(1) \text{ 矩阵 } I - A \text{ 可逆}; (2) \|(I - A)^{-1}\| \leq \frac{\|I\|}{1 - \|A\|}; (3) \|I - (I - A)^{-1}\| \leq \frac{\|A\|}{1 - \|A\|}.$$

证：(1) 假设 $I - A$ 不可逆，即 $\det(I - A) = 0$ ，则 $\lambda = 1$ 是 A 的一个特征值，从而有

$\rho(A) \geq 1$. 这与 $\rho(A) \leq \|A\| < 1$ 矛盾，故假设不成立，即矩阵 $I - A$ 可逆.

$$(2) \because \text{矩阵 } I - A \text{ 可逆}, \therefore (I - A)^{-1}(I - A) = I, \Rightarrow (I - A)^{-1} = I + (I - A)^{-1}A \Rightarrow$$

$$\|(I - A)^{-1}\| = \|I + (I - A)^{-1}A\| \leq \|I\| + \|(I - A)^{-1}\|\|A\|, \therefore \|(I - A)^{-1}\| \leq \frac{\|I\|}{1 - \|A\|}.$$

(3) 在 $(I - A) - I = -A$ 两端右乘 $(I - A)^{-1}$ 可得 $I - (I - A)^{-1} = -A(I - A)^{-1}$ ，两端再左乘 A 得 $A - A(I - A)^{-1} = -A[A(I - A)^{-1}]$ ， $\therefore A(I - A)^{-1} = A + A[A(I - A)^{-1}] \Rightarrow$

$$\|A(I - A)^{-1}\| = \|A + A[A(I - A)^{-1}]\| \leq \|A\| + \|A\|\|A(I - A)^{-1}\| \Rightarrow \|A(I - A)^{-1}\| \leq \frac{\|A\|}{1 - \|A\|}$$

$$\Rightarrow \|I - (I - A)^{-1}\| = \|-A(I - A)^{-1}\| \leq \frac{\|A\|}{1 - \|A\|}$$

例： 设 $A \in R^{m \times n}$ ，且 $\text{rank}(A) = n$ ，证明： $\|A(A^T A)^{-1} A^T\|_2 = 1$

证：令 $B = A(A^T A)^{-1} A^T$ ，则

$$B^T = (A(A^T A)^{-1} A^T)^T = A[(A^T A)^{-1}]^T A^T = A[(A^T A)^T]^{-1} A^T = A(A^T A)^{-1} A^T = B$$

，即 B 为正规矩阵， $\therefore \|B\|_2 = \rho(B)$ 。

$$\text{又 } B^2 = [A(A^T A)^{-1} A^T][A(A^T A)^{-1} A^T] = [AA^{-1}(A^{-1})^T A^T][A(A^T A)^{-1} A^T] = IB = B$$

$\therefore B(B - I) = 0$ ， $\therefore |B||B - I| = 0 \Rightarrow |B| = 0, \text{ or } |B - I| = 0$ ，即 B 的特征值为 0 或 1。任取非零列向量 $\vec{x} \in R^n$ ，由 $\text{rank} A = n$ 知 $A\vec{x} \neq \vec{0}$ 。再由 $B(A\vec{x}) = A(A^T A)^{-1} A^T A\vec{x} = 1(A\vec{x})$ ，可得 1 是 B 的一个特征值，故而 $\|B\|_2 = \rho(B) = 1$ 。

例： 设单位向量 $\vec{y} \in R^n (n > 1)$ ，令 $B = I - \vec{y}\vec{y}^T$ ，证明：(1) $\|B\|_2 = 1$ ；(2) $\forall \vec{x} \in R^n$ ，若 $B\vec{x} \neq \vec{x}$ ，则 $\|B\vec{x}\|_2 < \|\vec{x}\|$ 。

$$\begin{aligned} \because B^2 &= (I - \vec{y}\vec{y}^T)(I - \vec{y}\vec{y}^T) = I - 2\vec{y}\vec{y}^T + \vec{y}\vec{y}^T\vec{y}\vec{y}^T = I - 2\vec{y}\vec{y}^T + \vec{y}(\vec{y}^T\vec{y})\vec{y}^T \\ \text{证：(1)} \quad \vec{y}^T\vec{y} &= 1 \\ &= I - 2\vec{y}\vec{y}^T + \vec{y}\vec{y}^T = I - \vec{y}\vec{y}^T = B \end{aligned}$$

$\therefore B(B - I) = 0$ ， $\therefore |B||B - I| = 0 \Rightarrow |B| = 0, \text{ or } |B - I| = 0$ ，即 B 的特征值为 0 或 1。

当 $n > 1$ 时， $\det(I - B) = \det(\vec{y}\vec{y}^T) = 0$ ，所以 1 是 B 的一个特征值， $\rho(B) = 1$ 。

$$\text{又 } \because B^T = (I - \vec{y}\vec{y}^T)^T = I - \vec{y}\vec{y}^T = B, \therefore \|B\|_2 = \rho(B) = 1.$$

(2) 由 $B\vec{x} \neq \vec{x}$ 知 $\vec{z} = \vec{x} - B\vec{x} \neq \vec{0}$ ，再由 $B^T B = B^2 = B$ 可得

$$(\vec{z}, B\vec{x}) = (\vec{x}, B\vec{x}) - (B\vec{x}, B\vec{x}) = \vec{x}^T B\vec{x} - (B\vec{x})^T B\vec{x} = \vec{x}^T B\vec{x} - \vec{x}^T (B^T B)\vec{x} = 0$$

$$\therefore \|\vec{x}\|_2^2 = \|B\vec{x} + \vec{z}\|_2^2 \geq \|B\vec{x}\|_2^2 + \|\vec{z}\|_2^2 > \|B\vec{x}\|_2^2 \Rightarrow \|B\vec{x}\|_2 < \|\vec{x}\|_2$$

例： 设 $A \in C^{n \times n}$ 可逆，对于 $C^{n \times n}$ 中的某种矩阵范数 $\|\bullet\|$ ，选取 $X^{(0)} \in C^{n \times n}$ 使满足

$$\|I - AX^{(0)}\| = q < 1, \text{ 证明:}$$

(1) 迭代格式 $X^{(k+1)} = X^{(k)}(2I - AX^{(k)})$ 收敛;

$$(2) \|A^{-1} - X^{(k)}\| \leq \frac{q^{2^k}}{1-q} \|X^{(0)}\| (k=1, 2, \dots).$$

证：不妨令 $E^{(0)} = I - AX^{(0)}$ ，则有

$$I - AX^{(k+1)} = I - AX^{(k)}(2I - AX^{(k)}) = I - 2IAX^{(k)} + (AX^{(k)})^2 = (I - AX^{(k)})^2$$

$$I - AX^{(k)} = (I - AX^{(k-1)})^2 = \dots = (E^{(0)})^{2^k}$$

$$\Rightarrow A^{-1} - X^{(k)} = A^{-1}(E^{(0)})^{2^k} \Rightarrow A^{-1}(I - E^{(0)}) = X^{(0)} \Rightarrow A^{-1} = X^{(0)} + A^{-1}E^{(0)}$$

两边取范数可得：

$$\|A^{-1}\| = \|X^{(0)} + A^{-1}E^{(0)}\| \leq \|X^{(0)}\| + \|A^{-1}\| \|E^{(0)}\| = \|X^{(0)}\| + q \|A^{-1}\|$$

$$\text{即 } \|A^{-1}\| \leq \frac{\|X^{(0)}\|}{1-q}.$$

$$\text{于是有 } \|A^{-1} - X^{(k)}\| = \|A^{-1}(E^{(0)})^{2^k}\| \leq \|A^{-1}\| \|E^{(0)}\|^{2^k} \leq \frac{q^{2^k}}{1-q} \|X^{(0)}\| (k=1, 2, \dots)$$

因为 $q < 1$ ，所以 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|A^{-1} - X^{(k)}\| = 0$ 也就是 $\lim_{k \rightarrow \infty} X^{(k)} = A^{-1}$

§ 3 矩阵的条件数

3.1 病态方程组与病态矩阵

定义 3-1 如果系数矩阵 A 或常数项 \vec{b} 的微小变化，引起方程组 $A\vec{x} = \vec{b}$ 解的巨大变化，则称方程组为**病态方程组**，其系数矩阵 A 就叫做对于解方程组（或求逆）来说的**病态矩阵**；反之，方程组就称为**良态方程组**， A 称**良态矩阵**。

3.2 矩阵的条件数

定理 3-1 设 A 是非奇异矩阵， $A\vec{x}=\vec{b} \neq \vec{0}$ ，且 $A(\vec{x}+\delta\vec{x})=\vec{b}+\delta\vec{b}$ ，则

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

定义 3-2 设 A 是非奇异矩阵，称数 $cond(A) = \|A^{-1}\|_p \cdot \|A\|_p$ ($p=1, 2, \infty$) 为矩阵 A 的**条件数**.

★ 通常使用的条件数有：

$$(1) \quad cond(A)_\infty = \|A^{-1}\|_\infty \cdot \|A\|_\infty$$

$$(2) \quad A \text{ 的谱条件数 } cond(A)_2 = \|A^{-1}\|_2 \cdot \|A\|_2 = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}(A^H A)}{\lambda_{\min}(A^H A)}}, \text{ 显然, 当 } A \text{ 是实对称矩阵}$$

时, $cond(A)_2 = \frac{|\lambda_1|}{|\lambda_n|}$, 其中 λ_1, λ_n 分别为矩阵 A 的按模最大和最小特征值.

★ 条件数的性质：

1° 对任何非奇异矩阵 A ，都有 $cond(A)_p \geq 1$ ；

2° 设 A 为非奇异矩阵， $k \neq 0$ （常数），则 $cond(kA)_p = cond(A)_p$ ；

3° 如果 A 为正交矩阵，则 $cond(A)_2 = 1$ ；如果 A 为非奇异矩阵， R 为正交矩阵，则

$$cond(AR)_F = cond(RA)_F = cond(A)_F.$$

本章测试题

一、设 $A = \begin{pmatrix} 2\lambda & \lambda \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ ，证明：当 $\lambda = -\frac{2}{3}$ 时， $\text{cond}(A)_\infty$ 有最小值。

二、设 $A \in C^{n \times n}$ 可逆，证明：对于 $C^{n \times n}$ 中的任何矩阵范数 $\|\cdot\|$ ，都有 $\|A^{-1}\| \geq \frac{1}{\|A\|}$ 。

三、设 $A, B \in C^{n \times n}$ 都是可逆矩阵，且其次线性方程组 $(A+B)\vec{x} = \vec{0}$ 有非零解，证明：对于 $C^{n \times n}$ 中的任何矩阵范数 $\|\cdot\|$ ，都有 $\|A^{-1}B\| \geq 1$ 及 $\|AB^{-1}\| \geq 1$ 。

四、设 $A \in C^{n \times n}$ ，证明： $\rho(A) < 1$ 的充要条件是，存在某种矩阵范数 $\|\cdot\|$ ，使得 $\|A\| < 1$ 。

五、举例说明 $C^{n \times n} (n > 1)$ 中的矩阵范数 $\|A\|_1$ 与 C^n 中的向量范数 $\|\vec{a}\|_2$ 不相容。

六、设列向量 $\vec{a}, \vec{\beta} \in C^n$ ，证明 $\left\| \begin{pmatrix} \vec{a} & \vec{\beta} \end{pmatrix} \right\|_F = \|\vec{a}\|_2 \|\vec{\beta}\|_2$ 。

七、设 $A \in C^{n \times n}$ ，证明 $\|A\|_2 \leq \|A\|_F$ 。

八、设列向量 $\vec{\alpha}, \vec{\beta} \in R^n$ ，证明： $\|\vec{\alpha} + \vec{\beta}\|_2 = \|\vec{\alpha}\|_2 + \|\vec{\beta}\|_2$ 的充要条件是 $\vec{\alpha}, \vec{\beta}$ 线性相关，且 $\vec{\alpha}^T \vec{\beta} \geq 0$ 。

九、已知 $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 4 & 5 \\ 4 & 5 & 6 & 7 \\ 6 & 7 & 8 & 9 \end{pmatrix}$ ，则 $\begin{cases} \|A\|_1 = \underline{\hspace{2cm}} \\ \|A\|_{m_\infty} = \underline{\hspace{2cm}} \\ \|A\|_F = \underline{\hspace{2cm}} \end{cases}$

十、设可逆矩阵 $S \in R^{n \times n}$ ，且知 $\|\vec{x}\|_S = \|S\vec{x}\|_2$ ($\vec{x} \in R^n$) 是 R^n 中的向量范数.

1. 若 $\|A\|_S$ 表示 $R^{n \times n}$ 中从属于向量范数 $\|\vec{x}\|_S$ 的矩阵范数，试导出 $\|A\|_S$ 与矩阵的 2-范数之间的关系式；

2. 给定非零向量 $\vec{y} \in R^n$ ，证明： $\|\vec{x}\| = \|\vec{x}\vec{y}^T\|_S$ 是 R^n 中的向量范数.

十一、设 V^n 是实数域 R 上的线性空间， $\vec{x} \in V^n$ 在基 (I)： $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_n$ 下的坐标为 $\vec{\alpha} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)^T$ ， $\|\bullet\|_2$ 表示 R^n 中向量的 2-范数.

1. 证明： $\|\vec{x}\| = \|\vec{\alpha}\|_2$ 是 V^n 中的向量范数；

2. 设 $\vec{x} \in V^n$ 在基 (II)： $\vec{y}_1, \vec{y}_2, \dots, \vec{y}_n$ 下的坐标为 $\vec{\beta} = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n)^T$ ，且由基 (I) 改变为基 (II) 的过渡矩阵为 C ，证明： $\|\vec{\alpha}\|_2 = \|\vec{\beta}\|_2$ 的充要条件是 C 为正交矩阵.

易考易学

易考易学

第六章 矩阵分析

§1 向量序列和矩阵序列的极限

1.1 向量序列的极限

定义 1-1 设 $\vec{x}^{(k)}, \vec{x} \in C^m, k=1, 2, \dots$, 若 $\|\vec{x}^{(k)} - \vec{x}\| \rightarrow 0 (k \rightarrow +\infty)$, 则称向量序列 $\{\vec{x}^{(k)}\}$ 收敛于 \vec{x} , 或说向量 \vec{x} 是向量序列 $\{\vec{x}^{(k)}\}$ 当 $k \rightarrow +\infty$ 时的**极限**, 可记为 $\lim_{k \rightarrow \infty} \vec{x}^{(k)} = \vec{x}$, 或 $\vec{x}^{(k)} \rightarrow \vec{x} (k \rightarrow +\infty)$. 由向量范数之间等价关系, 在某一向量范数意义下收敛, 在其它向量范数意义下也收敛.

定义 1-2 若线性赋范空间中任一收敛向量序列的极限均属于此线性赋范空间, 则称此线性赋范空间为**完备的线性赋范空间**, 或称为**巴拿赫 (Banach) 空间**. 在巴拿赫空间中, 柯西收敛原理成立.

柯西收敛原理: 数列 $\{a_n\}$ 收敛的充分必要条件是: $\forall \varepsilon > 0, \exists N \in Z^+$, 当 $m, n > N$ 时, 有 $|a_n - a_m| < \varepsilon$.

定理 1-1 设 $\vec{x}^{(k)} = (x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_n^{(k)})^T, \vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in C^n$, 则向量序列 $\{\vec{x}^{(k)}\}$ 收敛于 \vec{x} 的充要条件为: 每一个坐标分量序列 $\{x_i^{(k)}\}$ 收敛于 x_i , 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} x_i^{(k)} = x_i, (i=1, 2, \dots, n)$.

1.2 矩阵序列的极限

定义 1-3 设有矩阵序列 $\{A^{(k)}\}$, 其中 $A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)}) \in C^{n \times n}$, 且当 $k \rightarrow +\infty, a_{ij}^{(k)} \rightarrow a_{ij}$, 则称 $\{A^{(k)}\}$ **收敛**, 并把矩阵 $A = (a_{ij})$ 叫做 $\{A^{(k)}\}$ 的极限, 或称 $\{A^{(k)}\}$ 收敛于 A , 记为 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A$ 或 $A^{(k)} \rightarrow A$, 不收敛的矩阵序列称为**发散**的.

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow +\infty} \|A^{(k)} - A\| = 0^*$$

★ 矩阵序列极限运算的性质:

1. 设 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A, \lim_{k \rightarrow +\infty} B^{(k)} = B$, 则 $\lim_{k \rightarrow +\infty} (aA^{(k)} + bB^{(k)}) = aA + bB, (a, b \in C)$;

2. 设 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A, \lim_{k \rightarrow +\infty} B^{(k)} = B, A^{(k)}, B^{(k)} \in C^{n \times n}$, 则 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} B^{(k)} = AB$;

$$\|A^{(k)} B^{(k)} - AB\| = \|A^{(k)} B^{(k)} - AB^{(k)} + AB^{(k)} - AB\| \leq \|A^{(k)} - A\| \|B^{(k)}\| + \|A\| \|B^{(k)} - B\|$$

$$A^{(k)} - A \rightarrow 0, B^{(k)} - B \rightarrow 0, B^{(k)} \rightarrow B, \therefore \|A^{(k)} - A\| \|B^{(k)}\| + \|A\| \|B^{(k)} - B\| \rightarrow 0$$

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} \|A^{(k)} B^{(k)} - AB\| = 0$$

3. 设 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A$, 且 $A^{(k)} (k=1, 2, \dots, n), A$ 均可逆, 则 $\{(A^{(k)})^{-1}\}$ 也收敛, 且

$$\lim_{k \rightarrow +\infty} (A^{(k)})^{-1} = A^{-1}.$$

$$\text{由于 } A^{(k)} (A^{(k)})^{-1} = I, \text{ 两边取极限 } A \cdot \lim_{k \rightarrow +\infty} (A^{(k)})^{-1} = I, \therefore \lim_{k \rightarrow +\infty} (A^{(k)})^{-1} = A^{-1}$$

定理 1-2 设有矩阵序列 $\{A^k\}: A, A^2, \dots, A^k, \dots$, 则 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^k = 0$ 的充分必要条件是矩阵 A

的所有特征值的模都小于 1, 即 A 的谱半径小于 1: $\rho(A) < 1$.

证: 必要性. 对 $C^{n \times n}$ 中的任意矩阵范数, 有 $\rho^k(A) = \rho(A^k) \leq \|A^k\|$, 由于 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^k = 0$,

所以 $\lim_{k \rightarrow +\infty} \rho^k(A) = 0$, 故而 $\rho(A) < 1$.

充分性. 当 $\rho(A) < 1$ 时, 取足够小的 $\varepsilon > 0$, 使 $\rho(A) + \varepsilon < 1$, 则有 $\|A\|_\alpha \leq \rho(A) + \varepsilon < 1$,

于是 $\|A^k\|_\alpha \leq \|A\|_\alpha^k \rightarrow 0 (k \rightarrow +\infty)$, 故 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^k = 0$

定理 1-3 若对于矩阵 A 的某一范数有 $\|A\| < 1$, 则 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^k = 0$.

* 注意: $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A \rightarrow \lim_{k \rightarrow +\infty} \|A^{(k)}\| = \|A\|$, 但反过来却不一定成立. 例如:

$$A^{(k)} = \begin{pmatrix} (-1)^k & \frac{1}{k} \\ 1 & 2 \end{pmatrix}, A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}, \text{ 则有 } \lim_{k \rightarrow +\infty} \|A^{(k)}\|_F = \lim_{k \rightarrow +\infty} \sqrt{1 + \frac{1}{k^2} + 1 + 4} = \sqrt{6} = \|A\|_F,$$

但此时, $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)}$ 发散.

例： 设 $A^{(k)}, B^{(k)} \in C^{m \times n}, \alpha_k, \beta_k \in C$ 且 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A, \lim_{k \rightarrow +\infty} B^{(k)} = B, \lim_{k \rightarrow +\infty} \alpha_k = \alpha,$

$\lim_{k \rightarrow +\infty} \beta_k = \beta$, 证明: $\lim_{k \rightarrow +\infty} (\alpha_k A^{(k)} + \beta_k B^{(k)}) = \alpha A + \beta B$

证: $\because \|(\alpha_k A^{(k)} + \beta_k B^{(k)}) - (\alpha A + \beta B)\| = \|(\alpha_k A^{(k)} - \alpha A) + (\beta_k B^{(k)} - \beta B)\|$

$$\leq \|\alpha_k A^{(k)} - \alpha A\| + \|\beta_k B^{(k)} - \beta B\| = \|\alpha_k A^{(k)} - \alpha_k A + \alpha_k A - \alpha A\| + \|\beta_k B^{(k)} - \beta_k B + \beta_k B - \beta B\|$$

$$\leq |\alpha_k| \|A^{(k)} - A\| + |\alpha_k - \alpha| \|A\| + |\beta_k| \|B^{(k)} - B\| + |\beta_k - \beta| \|B\|$$

$\because \lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = A, \lim_{k \rightarrow +\infty} B^{(k)} = B, \lim_{k \rightarrow +\infty} \alpha_k = \alpha, \lim_{k \rightarrow +\infty} \beta_k = \beta$

$\therefore \lim_{k \rightarrow +\infty} \|A^{(k)} - A\| = 0, \lim_{k \rightarrow +\infty} \|B^{(k)} - B\| = 0, \lim_{k \rightarrow +\infty} \|\alpha_k - \alpha\| = 0, \lim_{k \rightarrow +\infty} \|\beta_k - \beta\| = 0$

且 $|\alpha_k|$ 和 $|\beta_k|$ 有界, 故 $\lim_{k \rightarrow +\infty} \|(\alpha_k A^{(k)} + \beta_k B^{(k)}) - (\alpha A + \beta B)\| = 0$

$\therefore \lim_{k \rightarrow +\infty} (\alpha_k A^{(k)} + \beta_k B^{(k)}) = \alpha A + \beta B$

例： 下列矩阵是否收敛？为什么？*

$$(1) A = \begin{pmatrix} 0.2 & 0.1 & 0.2 \\ 0.5 & 0.5 & 0.4 \\ 0.1 & 0.3 & 0.2 \end{pmatrix}; (2) A = \begin{pmatrix} \frac{1}{6} & -\frac{4}{3} \\ -\frac{1}{3} & \frac{1}{6} \end{pmatrix}$$

解：(1) 可求得 $\|A\|_1 = 0.9 < 1$, 从而 A 为收敛矩阵.

(2) 可求得 A 的特征值为 $\lambda_1 = \frac{5}{6}, \lambda_2 = -\frac{1}{2}$, 于是 $\rho(A) = \frac{5}{6} < 1$, 从而 A 为收敛矩阵.

§ 2 矩阵级数与矩阵函数

2.1 矩阵级数

定义 2-1 设有矩阵序列 $A^{(1)}, A^{(2)}, \dots, A^{(k)}, \dots$, 其中 $A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)}) \in C^{n \times n}$, 称无穷和

$A^{(0)} + A^{(1)} + A^{(2)} + \dots + A^{(k)} + \dots$ 为**矩阵级数**, 记为 $\sum_{k=0}^{\infty} A^{(k)}$, $A^{(k)}$ 称为矩阵级数的**一般**

* 一般先验证是否有某一矩阵范数满足 $\|A\| < 1$, 如果找不到这样的矩阵范数, 则求 $\rho(A)$.

项，即有 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)} = A^{(0)} + A^{(1)} + A^{(2)} + \cdots + A^{(k)} + \cdots$

定义 2-2 级数 $\sum_{k=0}^{\infty} A^{(k)}$ 前 $k+1$ 项的和 $S^{(k)} = A^{(0)} + A^{(1)} + A^{(2)} + \cdots + A^{(k)}$ 称为级数

$\sum_{k=0}^{\infty} A^{(k)}$ 的**部分和**，如果矩阵序列 $\{S^{(k)}\}$ 收敛，且有极限 S ，即 $\lim_{k \rightarrow +\infty} S^{(k)} = S$ ，则称矩阵

级数 $\sum_{k=0}^{\infty} A^{(k)}$ **收敛**， S 称为级数的**和**，记作 $S = \sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 。不收敛的矩阵级数称为**发散的**。

矩阵级数 $S = \sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 收敛的充要条件是 n^2 个数项级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} a_{ij}^{(k)} (i, j = 1, 2, \cdots, n)$ 都收

敛，且和为 $S = \begin{pmatrix} \sum_{k=0}^{+\infty} a_{11}^{(k)} & \sum_{k=0}^{+\infty} a_{12}^{(k)} & \cdots & \sum_{k=0}^{+\infty} a_{1n}^{(k)} \\ \sum_{k=0}^{+\infty} a_{21}^{(k)} & \sum_{k=0}^{+\infty} a_{22}^{(k)} & \cdots & \sum_{k=0}^{+\infty} a_{2n}^{(k)} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \sum_{k=0}^{+\infty} a_{n1}^{(k)} & \sum_{k=0}^{+\infty} a_{n2}^{(k)} & \cdots & \sum_{k=0}^{+\infty} a_{nn}^{(k)} \end{pmatrix}$ 。

★ 矩阵级数收敛的性质：

1. 若 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 收敛，则 $\lim_{k \rightarrow +\infty} A^{(k)} = 0$ ；
2. 若 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)} = S, \sum_{k=0}^{+\infty} B^{(k)} = S'$ ，则 $\sum_{k=0}^{+\infty} (A^{(k)} \pm B^{(k)}) = S \pm S'$ ；
3. 若 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)} = S$ ，则 $\sum_{k=0}^{+\infty} \mu A^{(k)} = \mu S, \mu \in C$ 。

定义 2-3 设矩阵级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)} = A^{(0)} + A^{(1)} + A^{(2)} + \cdots + A^{(k)} + \cdots$ ，其中

$A^{(k)} = (a_{ij}^{(k)}) \in C^{n \times n}$ ，如果 n^2 个数项级数 $a_{ij}^{(0)} + a_{ij}^{(1)} + a_{ij}^{(2)} + \cdots + a_{ij}^{(k)} + \cdots (i, j = 1, 2, \cdots, n)$ 都绝对收敛，则称矩阵级数**绝对收敛**。

定理 2-1 矩阵级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 为绝对收敛的充分必要条件是

$\sum_{k=0}^{+\infty} \|A^{(k)}\| = \|A^{(0)}\| + \|A^{(1)}\| + \|A^{(2)}\| + \cdots + \|A^{(k)}\| + \cdots$ 收敛, 其中 $\|A^{(k)}\|$ 为 $A^{(k)}$ 的任何一种范数*.

定理 2-2 设有两个矩阵级数

$A^{(1)} + A^{(2)} + \cdots + A^{(k)} + \cdots, A^{(k)} \in C^{n \times n}, B^{(1)} + B^{(2)} + \cdots + B^{(k)} + \cdots, B^{(k)} \in C^{n \times n}$ 都绝对收敛, 其和分别为 A, B , 则将它们按项相乘后作成的矩阵级数、

$A^{(1)}B^{(1)} + (A^{(1)}B^{(2)} + A^{(2)}B^{(1)}) + \cdots + (A^{(1)}B^{(k)} + A^{(2)}B^{(k-1)} + \cdots + A^{(k)}B^{(1)}) + \cdots$ 绝对收敛, 且具有和 AB .

性质 1° 设矩阵级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 绝对收敛, 则 (1) $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 收敛; (2) 级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 在任意改变各项的次序后仍然收敛, 且其和不变.

性质 2° 设 P, Q 为 n 阶非奇异矩阵, 若级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 收敛 (或绝对收敛), 则矩阵级数

$\sum_{k=0}^{+\infty} PA^{(k)}Q$ 收敛 (或绝对收敛).

定义 2-4 形如 $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k A^k = c_0 I + c_1 A + c_2 A^2 + \cdots + c_k A^k + \cdots$ 的矩阵级数称为**矩阵幂级数**, 其中 $c_i \in C, A \in C^{n \times n}$.

定理 2-3 若正项级数 $|c_0| \|I\| + \sum_{k=1}^{+\infty} |c_k| \|A\|^k$ 收敛, 则矩阵幂级数

$c_0 I + c_1 A + c_2 A^2 + \cdots + c_k A^k + \cdots$ 绝对收敛, 其中 $\|A\|$ 为矩阵 A 的某种范数.

推论 若矩阵 A 的某种范数 $\|A\|$ 在幂级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k z^k = c_0 + c_1 z + c_2 z^2 + \cdots + c_k z^k + \cdots$ 的收

* $\sum_{k=0}^{+\infty} A^{(k)}$ 绝对收敛 $\Leftrightarrow \sum_{k=0}^{+\infty} \|A^{(k)}\|$ 收敛.

敛圆内，则矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k A^k$ 绝对收敛。

定理 2-4 设 $A \in C^{n \times n}$ ，如果 A 的谱半径 $\rho(A)$ 的值在纯量 z 的幂级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k z^k$ 的收敛圆

内，那么矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k A^k$ 绝对收敛；如果 A 的特征值中有一个在幂级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k z^k$ 的收

敛圆外，则矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} c_k A^k$ 发散*。

例： 判断矩阵幂级数 $\sum_{k=1}^{+\infty} \frac{1}{k^2} \begin{pmatrix} 1 & 7 \\ -1 & -3 \end{pmatrix}^k$ 的敛散性。

解：设 $A = \begin{pmatrix} 1 & 7 \\ -1 & -3 \end{pmatrix}$ ，则 A 的特征值为 $\lambda_1 = \lambda_2 = -2$ ， $\therefore \rho(A) = 2$ ，又因为幂级数 $\sum_{k=1}^{+\infty} \frac{x^k}{k^2}$

的收敛半径为 $r = \lim_{k \rightarrow +\infty} \left| \frac{c_k}{c_{k+1}} \right| = \lim_{k \rightarrow +\infty} \frac{(k+1)^2}{k^2} = 1 < \rho(A)$ ， \therefore 矩阵幂级数

$\sum_{k=1}^{+\infty} \frac{1}{k^2} \begin{pmatrix} 1 & 7 \\ -1 & -3 \end{pmatrix}^k$ 发散。

定理 2-5 矩阵幂级数 $I + A + A^2 + \cdots + A^k + \cdots$ 绝对收敛的充要条件是 A 的谱半径 $\rho(A) < 1$ ，且该级数的和为 $(I - A)^{-1}$ 。

定理 2-6 设矩阵 A 的某种范数 $\|A\| < 1$ ，则对任何非负整数 k ，有

$$\|(I - A)^{-1} - (I + A + A^2 + \cdots + A^k)\| \leq \frac{\|A\|^{k+1}}{1 - \|A\|}$$

例： 设 $A \in C^{n \times n}$ ，且 $\rho(A) < 1$ ，证明： $\sum_{k=0}^{\infty} k A^k = A(I - A)^{-2}$

* $\rho(A) \leq \|A\| < R = \lim_{k \rightarrow +\infty} \left| \frac{c_k}{c_{k+1}} \right|$ 。

☆ Neumann 级数 $\sum_{k=0}^{+\infty} A^k$ 。

证明：由 $\rho(A) < 1$ 知 $I - A$ 可逆。

\therefore

$$\begin{aligned} \left(\sum_{k=0}^N kA^k\right)(I-A) &= (A+2A^2+3A^3+\cdots+NA^N)(I-A) = A+2A^2+3A^3+\cdots+NA^N \\ &\quad - (A^2+2A^3+\cdots+(N-1)A^N+NA^{N+1}) = A+A^2+A^3+\cdots+A^N-NA^{N+1} \\ &= \sum_{k=0}^N A^k - I - NA^{N+1} \end{aligned}$$

上式两边左乘 $(I-A)^{-1}$ 得：

$$\sum_{k=0}^N kA^k = \sum_{k=0}^N A^k (I-A)^{-1} - (I-A)^{-1} - NA^{N+1}(I-A)^{-1}$$

由于存在 $\varepsilon > 0$ 和矩阵范数 $\|\bullet\|_a$ 使得 $\|A\|_a \leq \rho(A) + \varepsilon < 1$ ，于是可得

$$\|NA^{N+1}\|_a \leq N\|A\|_a^{N+1} \rightarrow 0 (N \rightarrow +\infty), \text{ 即 } \lim_{N \rightarrow +\infty} NA^{N+1} = 0.$$

$$\begin{aligned} \therefore \sum_{k=0}^{\infty} kA^k &= \lim_{N \rightarrow +\infty} \sum_{k=0}^N kA^k = \lim_{N \rightarrow +\infty} \left(\sum_{k=0}^N A^k\right)(I-A)^{-1} - (I-A)^{-1} - \lim_{N \rightarrow +\infty} NA^{N+1}(I-A)^{-1} \\ &= (I-A)^{-2} - (I-A)^{-1} = (I-(I-A))(I-A)^{-2} = A(I-A)^{-2}. \end{aligned}$$

2.2 矩阵函数

一、矩阵函数 $e^A, \sin A, \cos A$ 的定义与性质

$$e^A = I + A + \frac{A^2}{2!} + \cdots + \frac{A^k}{k!} + \cdots = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{A^k}{k!};$$

$$\sin A = A - \frac{A^3}{3!} + \cdots + (-1)^k \frac{A^{2k+1}}{(2k+1)!} + \cdots = \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k \frac{A^{2k+1}}{(2k+1)!};$$

$$\cos A = I - \frac{A^2}{2!} + \cdots + (-1)^k \frac{A^{2k}}{(2k)!} + \cdots = \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k \frac{A^{2k}}{(2k)!}.$$

定理 2-7 如果 $AB = BA$ ，则有 $e^A \bullet e^B = e^B \bullet e^A = e^{A+B} \star$ 。

* 如果 $AB = BA$ ，还有以下结论： $\cos(A+B) = \cos A \cos B - \sin A \sin B$ ；
 $\cos 2A = \cos^2 A - \sin^2 A$ ； $\sin(A+B) = \sin A \cos B + \cos A \sin B$ ；

推论 1 对任意矩阵 $A \in C^{n \times n}$, e^A 总是可逆的 (非奇异的) 且 $(e^A)^{-1} = e^{-A^*}$.

推论 2 $(e^A)^m = e^{mA}$ (m 为整数).

二、矩阵函数值的求法

定理 2-8 (凯莱-哈密顿定理) 设有方阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$, 其特征多项式为

$$f(\lambda) = |\lambda I - A| = \lambda^n + a_1 \lambda^{n-1} + \cdots + a_{n-1} \lambda + a_n, \text{ 则有 } f(A) = 0.$$

定理 2-9 设方阵 $A = (a_{ij})_{n \times n}$ 的 n 个特征值为 $\lambda_i (i=1, 2, \cdots, n)$, $\varphi(z)$ 为一多项式, 则方阵多项式 $\varphi(A)$ 的 n 个特征值为 $\varphi(\lambda_i) (i=1, 2, \cdots, n)$.

★ 假定 A 与对角矩阵相似, 即存在非奇异矩阵 C 使 $C^{-1}AC = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n)$, 于是有

$$C^{-1}A^m C = \text{diag}(\lambda_1^m, \lambda_2^m, \cdots, \lambda_n^m) \Rightarrow \begin{cases} e^A = C \cdot \text{diag}(e^{\lambda_1}, e^{\lambda_2}, \cdots, e^{\lambda_n}) \cdot C^{-1} \\ \sin A = C \cdot \text{diag}(\sin \lambda_1, \sin \lambda_2, \cdots, \sin \lambda_n) \cdot C^{-1} \\ \cos A = C \cdot \text{diag}(\cos \lambda_1, \cos \lambda_2, \cdots, \cos \lambda_n) \cdot C^{-1} \end{cases}$$

定义 2-5 设 $A \in C^{n \times n}$, 显然存在 A 的约当标准形分解 $A = TJT^{-1}$, 如果函数 $f(z)$ 在各个特征值 $\lambda_i (i=1, 2, \cdots, r)$ 出具有直到 $n_i - 1$ 阶导数 (n_i 为初等因子的指数, $i=1, 2, \cdots, r$),

则定义矩阵函数为 $f(A) = T \cdot f(J) \cdot T^{-1}$, 其中

$$f(J) = \text{diag}(f(J_1(\lambda_1 t)), f(J_2(\lambda_2 t)), \cdots, f(J_r(\lambda_r t)))$$

$$\sin 2A = 2 \sin A \cos A$$

● 但是 $\sin A$ 和 $\cos A$ 却不一定可逆, 如取 $A = \begin{pmatrix} \pi & 0 \\ 0 & \frac{\pi}{2} \end{pmatrix}$, 则 $\sin A = \begin{pmatrix} \sin \pi & 0 \\ 0 & \sin \frac{\pi}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$,

$$\cos A = \begin{pmatrix} \cos \pi & 0 \\ 0 & \cos \frac{\pi}{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \text{ 均不可逆.}$$

● $e^{iA} = \cos A + i \sin A$; $\cos A = \frac{1}{2}(e^{iA} + e^{-iA})$; $\sin A = \frac{1}{2i}(e^{iA} - e^{-iA})$;
 $\cos(-A) = \cos A$; $\sin(-A) = -\sin A$.

$$f(J_i(\lambda_i t)) = \begin{pmatrix} f(\lambda_i t) & tf'(\lambda_i t) & \frac{t^2}{2!}f''(\lambda_i t) & \cdots & \frac{t^{n_i-1}}{(n_i-1)!}f^{(n_i-1)}(\lambda_i t) \\ & f(\lambda_i t) & tf'(\lambda_i t) & \cdots & \frac{t^{n_i-2}}{(n_i-2)!}f^{(n_i-2)}(\lambda_i t) \\ & & \cdots & \cdots & \cdots \\ & & & \cdots & tf'(\lambda_i t) \\ & & & & f(\lambda_i t) \end{pmatrix}.$$

例： 设 $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$ ，求 e^{At} , $\sin At$ 。

解： $\det(\lambda I - A) = (\lambda - 2)(\lambda - 1)(\lambda + 1)$ ，对应 $\lambda_1 = 2$ 的特征向量为 $(1, 0, 0)^T$ ，而对应 $\lambda_2 = 1$ 的特征向量为 $(-1, 1, 1)^T$ ，对应 $\lambda_3 = -1$ 的特征向量为 $(1, -3, 3)^T$ ，所以 A 为单纯矩阵，可

以化为对角矩阵，于是得 $T = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 0 & 1 & -3 \\ 0 & 1 & 3 \end{pmatrix}$, $T^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ 0 & -\frac{1}{6} & \frac{1}{6} \end{pmatrix}$ 。

$$e^{At} = T \begin{pmatrix} e^{2t} & & \\ & e^t & \\ & & e^{-t} \end{pmatrix} T^{-1} = \begin{pmatrix} e^{2t} & \frac{1}{6}(4e^{2t} - 3e^t - e^{-t}) & \frac{1}{6}(2e^{2t} - 3e^t + e^{-t}) \\ 0 & cht & sht \\ 0 & sht & cht \end{pmatrix}$$

$$\sin At = T \begin{pmatrix} \sin(2t) & & \\ & \sin t & \\ & & \sin(-t) \end{pmatrix} T^{-1} = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} \sin 2t & 4 \sin 2t - 2 \sin t & 2 \sin 2t - 4 \sin t \\ 0 & 0 & 6 \sin t \\ 0 & 6 \sin t & 0 \end{pmatrix}$$

§ 3 矩阵的微积分法

3.1 函数矩阵对实变量的导数

定义 3-1 若矩阵 $A = (a_{ij})$ 的诸元素 a_{ij} 均是变量 t 的函数，即

$$A(t) = \begin{pmatrix} a_{11}(t) & a_{12}(t) & \cdots & a_{1n}(t) \\ a_{21}(t) & a_{22}(t) & \cdots & a_{2n}(t) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1}(t) & a_{m2}(t) & \cdots & a_{mn}(t) \end{pmatrix}$$

则称 $A(t)$ 为**函数矩阵**，推而广之，变量 t 还可以是**向量**，也可以是**矩阵**。

如果所有元素 $a_{ij}(t)$ 在 $t = t_0$ 时存在极限，即 $\lim_{t \rightarrow t_0} a_{ij}(t) = a_{ij}$ (a_{ij} 为一常数)，则称函数矩阵

$$A(t) \text{ 也有极限，且极限值为 } A, \text{ 即 } \lim_{t \rightarrow t_0} A(t) = A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \text{ (常量矩阵).}$$

若 $\lim_{t \rightarrow t_0} A(t) = A, \lim_{t \rightarrow t_0} B(t) = B$ ，则有 $\lim_{t \rightarrow t_0} [A(t) + B(t)] = A + B$ ， $\lim_{t \rightarrow t_0} [A(t) \cdot B(t)] = A \cdot B$ ，

$\lim_{t \rightarrow t_0} kA(t) = kA$ (其中 A, B 为常量矩阵， k 为常数)。

定义 3-2 设 $A(t) = (a_{ij}(t))_{m \times n}$ ，若 $a_{ij}(t) (i=1, 2, \cdots, m; j=1, 2, \cdots, n)$ 在 $t = t_0$ 处 (或 $[a, b]$

上) 可导，则称 $A(t)$ 在 $t = t_0$ 处 (或 $[a, b]$ 上) 可导，记为：

$$A'(t_0) = \left. \frac{dA(t)}{dt} \right|_{t=t_0} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{A(t_0 + \Delta t) - A(t_0)}{\Delta t} = \begin{pmatrix} a'_{11}(t_0) & a'_{12}(t_0) & \cdots & a'_{1n}(t_0) \\ a'_{21}(t_0) & a'_{22}(t_0) & \cdots & a'_{2n}(t_0) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a'_{m1}(t_0) & a'_{m2}(t_0) & \cdots & a'_{mn}(t_0) \end{pmatrix}_{m \times n}$$

函数矩阵导数运算的性质：

1. $A(t)$ 是常数矩阵的充分必要条件是 $A'(t) = 0$ ；
2. 设 $A(t) = (a_{ij}(t))_{m \times n}$ 与 $B(t) = (b_{ij}(t))_{m \times n}$ 可导，则 $\frac{d}{dt}(A(t) \pm B(t)) = A'(t) \pm B'(t)$ ；
3. 若 $k(t)$ 是可导的实函数， $A(t)$ 可导，则 $\frac{d}{dt}(k(t)A(t)) = k'(t)A(t) + k(t)A'(t)$ ；
4. 设 $A(t), B(t)$ 都可导，则 $\frac{d}{dt}(A(t)B(t)) = A'(t)B(t) + A(t)B'(t)$ ；
5. 若 $A(t), A^{-1}(t)$ 都有导数，则 $\frac{dA^{-1}(t)}{dt} = -A^{-1}(t)A'(t)A^{-1}(t)$ ；
6. 设函数矩阵 $A(t)$ 是 t 的函数，而 $t = f(x)$ 是 x 的实值函数，且 $A(t)$ 与 $f(x)$ 均可导，则

$$\text{有 } \frac{dA(t)}{dx} = \frac{dA(t)}{dt} f'(x) = f'(x) \frac{dA(t)}{dt};$$

7. 函数矩阵对实变量的高阶导数: $\frac{d^k A(t)}{dt^k} = \frac{d}{dt} \left(\frac{d^{k-1} A(t)}{dt^{k-1}} \right) (k=1, 2, \dots, n).$

例: 设 $A(t)$ 是 m 阶可微矩阵, 说明关系式 $\frac{d}{dt}[A(t)]^m = m[A(t)]^{m-1} \frac{d}{dt} A(t)$ 一般不成立. 问该式在什么条件下能成立?

$$\text{解: } m=2 \text{ 时, 取 } A(t) = \begin{pmatrix} t^2 & t \\ 0 & t \end{pmatrix}, \text{ 则 } A^2(t) = \begin{pmatrix} t^4 & t^3 + t^2 \\ 0 & t^2 \end{pmatrix}, \frac{d}{dt} A^2(t) = \begin{pmatrix} 4t^3 & 3t^2 + 2t \\ 0 & 2t \end{pmatrix}$$

$$2A(t) \frac{d}{dt} A(t) = \begin{pmatrix} 4t^3 & 2t^2 + 2t \\ 0 & 2t \end{pmatrix}, \text{ 可见 } \frac{d}{dt}[A(t)]^2 \neq 2A(t) \frac{d}{dt} A(t).$$

$$\text{当 } \frac{d}{dt} A(t) \cdot A(t) = A(t) \frac{d}{dt} A(t) \text{ 时, } \frac{d}{dt}[A(t)]^m = m[A(t)]^{m-1} \frac{d}{dt} A(t).$$

$$\text{不论 } A \text{ 是任何常量方阵, 总有: } \frac{d}{dt} e^{At} = A \cdot e^{At} = e^{At} \cdot A,$$

$$\frac{d}{dt} \cos At = -A(\sin At) = -(\sin At)A, \quad \frac{d}{dt} \sin At = A(\cos At) = (\cos At)A$$

设 $A(t) = (a_{ij}(t))_{m \times n}$, 则 $\frac{d}{dt} \text{tr} A = \text{tr} \frac{dA}{dt}$, 即迹 tr 和 $\frac{d}{dt}$ 两种运算, 对方阵来说可以交换次序.

3.2 矩阵特殊的导数

一、数量函数对于向量的导数

定义 3-3 设 $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, $f(\vec{x}) = g(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是以向量 \vec{x} 为自变量的数量函数,

即为 n 元函数, 则规定数量函数 $f(\vec{x})$ 对于向量 \vec{x} 的导数为 $\frac{df}{d\vec{x}} = \left(\frac{\partial g}{\partial x_1}, \frac{\partial g}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial g}{\partial x_n} \right)^T$, 显

然, 若还有向量 \vec{x} 的数量函数 $h(\vec{x}) = h(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 则下列导数法成立:

$$\begin{aligned} \frac{d[f(\vec{x}) \pm h(\vec{x})]}{d\vec{x}} &= \frac{df(\vec{x})}{d\vec{x}} \pm \frac{dh(\vec{x})}{d\vec{x}} \\ \frac{df(\vec{x})h(\vec{x})}{d\vec{x}} &= \frac{df(\vec{x})}{d\vec{x}} h(\vec{x}) + f(\vec{x}) \frac{dh(\vec{x})}{d\vec{x}} \end{aligned}$$

设 $A = (a_{ij}(t))_{n \times n}$ 为常量矩阵, $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$, 则数量函数 $f(\vec{x}) = \vec{x}^T A \vec{x}$ 对于向量 \vec{x} 的导数是 $\frac{df}{d\vec{x}} = (A + A^T)\vec{x}$.

1. A 是对称矩阵时, $\frac{df}{d\vec{x}} = 2A\vec{x}$;

2. 当 $A = I$ 时, $f(\vec{x}) = x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2$ 对 \vec{x} 的导数是 $\frac{df}{d\vec{x}} = 2\vec{x}$.

令 $\vec{x} = (\xi_1(t), \xi_2(t), \dots, \xi_n(t))^T$, $f(\vec{x}) = f(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$, 则 $\frac{df}{dt} = \left(\frac{df}{d\vec{x}}\right)^T \frac{d\vec{x}}{dt}$.

定义 3-4 设 $A \in R^{m \times n}$, $f(A)$ 为矩阵 A 的数量函数, 即看成是 $m \times n$ 元函数, 则规定数量

函数 $f(A)$ 对于矩阵 A 的导数为 $\frac{df}{dA} = \left(\frac{\partial f}{\partial a_{ij}}\right)_{m \times n} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial a_{11}} & \dots & \frac{\partial f}{\partial a_{1n}} \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f}{\partial a_{m1}} & \dots & \frac{\partial f}{\partial a_{mn}} \end{pmatrix}$.

设 $A \in R^{n \times n}$ 为实对称矩阵, 则二次型 $\vec{x}^T A \vec{x}$ 对矩阵 A 的导数为 $\frac{d}{dA}(\vec{x}^T A \vec{x}) = \vec{x} \vec{x}^T$.

设 $X = \begin{pmatrix} x & y \\ u & v \end{pmatrix}$, 则 $\left|\frac{d|X|}{dX}\right| = |X|$.

设 $X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{pmatrix}$, $f(X) = \text{tr}X = x_{11} + x_{22}$, 则 $\frac{df}{dX} = I$.

设 $X = (x_{ij})_{n \times n}$, 则 $\frac{d}{dX}(\text{tr}(XX^T)) = 2X$, $\frac{d}{dX}(\text{tr}(X^2)) = 2X^T$.

二、矩阵对矩阵的导数

定义 3-5 设矩阵 F 是以 $A \in C^{m \times n}$ 为自变量的 $p \times q$ 阶矩阵, 即

$$F(A) = \begin{pmatrix} f_{11}(A) & f_{12}(A) & \dots & f_{1q}(A) \\ f_{21}(A) & f_{22}(A) & \dots & f_{2q}(A) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_{p1}(A) & f_{p2}(A) & \dots & f_{pq}(A) \end{pmatrix}_{p \times q}$$

其元素 $f_{ks}(A)$ 是以矩阵 $A = (a_{ij})_{m \times n}$ 的元素为自变量的 mn 元函数, 则规定矩阵 $F(A)$ 对于

$$\frac{\partial F}{\partial a_{ij}} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_{11}}{\partial a_{ij}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial a_{ij}} & \dots & \frac{\partial f_{1q}}{\partial a_{ij}} \\ \frac{\partial f_{21}}{\partial a_{ij}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial a_{ij}} & \dots & \frac{\partial f_{2q}}{\partial a_{ij}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f_{p1}}{\partial a_{ij}} & \frac{\partial f_{p2}}{\partial a_{ij}} & \dots & \frac{\partial f_{pq}}{\partial a_{ij}} \end{pmatrix} \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n.$$

雅可比 *Jacobi* 行列式: 设 $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $\vec{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T = f(\vec{x})$, 其中

设 $A \in C^{m \times n}$, $\vec{y} \in C^n$ 是常量列向量, 则 $\frac{d(\vec{y}^T A^T A \vec{y})}{dA} = 2A\vec{y}\vec{y}^T$.

$$x_i = x_i(\vec{u}), i=1,2,\cdots,n, \vec{u} = (u_1, u_2, \cdots, u_n)^T, \text{ 则有 } \frac{df}{du} = \frac{d\vec{x}}{d\vec{u}} \frac{d\vec{x}}{dx}.$$

3.3 矩阵的全微分

定义 3-6 设矩阵 $F = (f_{ij})_{m \times n}$ ，则规定矩阵 F 的全微分为 $dF = (df_{ij})_{m \times n}$ 。

矩阵全微分的性质：

1. $d(F \pm G) = dF \pm dG$ ；
2. $d(kF) = kdF$ ；
3. 当 A 是常量矩阵时， $dA = 0$ ；
4. $d(X^T) = (dX)^T$ ；
5. $d(\text{tr}X) = \text{tr}(dX)$ 。

定理 3-1 设 $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ，矩阵 $F = (f_{ij})_{s \times m}$ ，其中 f_{ij} 都是 x_i 的实函数，那么

$$dF = \sum_{i=1}^n \frac{\partial F}{\partial x_i} dx_i.$$

定理 3-2 1. 设 $A = BC$ ，则 $dA = (dB)C + B(dC)$ ；

2. 设 $A = A_1 A_2 \cdots A_r$ ，则 $dA = (dA_1)A_2 \cdots A_r + A_1(dA_2) \cdots A_r + \cdots + A_1 A_2 \cdots A_{r-1}(dA_r)$ 。

推论 1. $d(\vec{\alpha}^T \vec{x}) = \vec{\alpha}^T d\vec{x} = (d\vec{x})^T \vec{\alpha}$ ，其中 $\vec{\alpha}$ 为 $n \times 1$ 常量矩阵， \vec{x} 是 n 维列向量；

2. $d(A\vec{x}) = A d\vec{x}$ ；

3. $d(\vec{x}^T A \vec{x}) = \vec{x}^T (A + A^T) d\vec{x}$ 。其中 A 是 $m \times n$ 常量矩阵， \vec{x} 是 n 维列向量。

3.4 函数矩阵的积分

定义 3-7 设函数矩阵 $A(t) = \begin{pmatrix} a_{11}(t) & a_{12}(t) & \cdots & a_{1n}(t) \\ a_{21}(t) & a_{22}(t) & \cdots & a_{2n}(t) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1}(t) & a_{n2}(t) & \cdots & a_{nn}(t) \end{pmatrix}$ ，我们定义

$$\int A(t) dt = \begin{pmatrix} \int a_{11}(t) dt & \int a_{12}(t) dt & \cdots & \int a_{1n}(t) dt \\ \int a_{21}(t) dt & \int a_{22}(t) dt & \cdots & \int a_{2n}(t) dt \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \int a_{n1}(t) dt & \int a_{n2}(t) dt & \cdots & \int a_{nn}(t) dt \end{pmatrix}$$

$$\int_a^b A(t)dt = \begin{pmatrix} \int_a^b a_{11}(t)dt & \int_a^b a_{12}(t)dt & \cdots & \int_a^b a_{1n}(t)dt \\ \int_a^b a_{21}(t)dt & \int_a^b a_{22}(t)dt & \cdots & \int_a^b a_{2n}(t)dt \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \int_a^b a_{n1}(t)dt & \int_a^b a_{n2}(t)dt & \cdots & \int_a^b a_{nn}(t)dt \end{pmatrix}$$

假设积分 $\int_a^b a_{ij}(t)dt (i, j=1, 2, \cdots, n)$ 存在.

§ 4 矩阵分析的应用

对于一阶常系数非齐次线性微分方程组的初值问题:

$$\begin{cases} \frac{d\overrightarrow{x(t)}}{dt} = A\overrightarrow{x(t)} + \overrightarrow{b(t)} \\ \overrightarrow{x(t_0)} = \overrightarrow{x^{(0)}} \end{cases}$$

其中 $A \in R^{n \times n}$, $\overrightarrow{x(t)} = (x_1(t), x_2(t), \cdots, x_n(t))^T$, $\overrightarrow{b(t)} = (b_1(t), b_2(t), \cdots, b_n(t))^T$, 为求此初值

问题的解, 可将方程组改写为 $\frac{d\overrightarrow{x(t)}}{dt} - A\overrightarrow{x(t)} = \overrightarrow{b(t)}$, 两边左乘 e^{-At} 得

$e^{-At} \frac{d\overrightarrow{x(t)}}{dt} - e^{-At} A\overrightarrow{x(t)} = e^{-At} \overrightarrow{b(t)}$ 或 $\frac{d}{dt}(e^{-At} \overrightarrow{x(t)}) = e^{-At} \overrightarrow{b(t)}$, 在 $[t_0, t]$ 上对上式积分得

$e^{-At} \overrightarrow{x(t)} - e^{-At_0} \overrightarrow{x(t_0)} = \int_{t_0}^t e^{-A\tau} \overrightarrow{b(\tau)} d\tau$, 故 $\overrightarrow{x(t)} = e^{A(t-t_0)} \overrightarrow{x^{(0)}} + e^{At} \int_{t_0}^t e^{-A\tau} \overrightarrow{b(\tau)} d\tau$, 可见,

求解一阶常系数非齐次线性微分方程组的关键是求出 e^{At} .

例: 求解微分方程组 $\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = 3x_1 + 8x_3 \\ \frac{dx_2}{dt} = 3x_1 - x_2 + 6x_3 \\ \frac{dx_3}{dt} = -2x_1 - 5x_3 \end{cases}$ 满足初始条件 $x_1(0) = x_2(0) = x_3(0) = 1$ 的解.

解: 令 $A = \begin{pmatrix} 3 & 0 & 8 \\ 3 & -1 & 6 \\ -2 & 0 & -5 \end{pmatrix}$, $\overrightarrow{x(t)} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}$, $\overrightarrow{x(0)} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$, $|\lambda I - A| = (\lambda + 1)^3$, 矩阵 A 的特征

值为 $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = -1$ 而 A 的最小多项式为 $m_A(\lambda) = (\lambda + 1)^2$. 设 $g(\lambda) = c_0 + c_1\lambda$, 由

$$\begin{cases} g(-1) = e^{-t} = c_0 - c_1 \\ g'(-1) = te^{-t} = c_1 \end{cases}, \quad \text{解得} \quad c_0 = (1+t)e^{-t}, c_1 = te^{-t}, \quad \text{于是有}$$

$$e^{At} = c_0 I + c_1 A = e^{-t} \begin{pmatrix} 1+t & 0 & 0 \\ 0 & 1+t & 0 \\ 0 & 0 & 1+t \end{pmatrix} + e^{-t} \begin{pmatrix} 3t & 0 & 8t \\ 3t & -t & 6t \\ -2t & 0 & -5t \end{pmatrix} = e^{-t} \begin{pmatrix} 1+4t & 0 & 8t \\ 3t & 1 & 6t \\ -2t & 0 & 1-4t \end{pmatrix}$$

$$\overrightarrow{x(t)} = e^{A(t-0)} \overrightarrow{x^{(0)}} = e^{At} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} = e^{-t} \begin{pmatrix} 1+12t \\ 9t \\ 1-6t \end{pmatrix}.$$

例： 求解微分方程组 $\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = -2x_1 + x_2 + 1 \\ \frac{dx_2}{dt} = -4x_1 + 2x_2 + 2 \\ \frac{dx_3}{dt} = x_1 + x_3 + e^t - 1 \end{cases}$ 满足初始条件 $x_1(0) = 1, x_2(0) = 1,$

$x_3(0) = -1$ 的解.

解： 令 $A = \begin{pmatrix} -2 & 1 & 0 \\ -4 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \overrightarrow{b(t)} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ e^t - 1 \end{pmatrix}, \overrightarrow{x(t)} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}, \overrightarrow{x(0)} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix}$ ，可求得

$\det(\lambda I - A) = \lambda^2(\lambda - 1)$. 设 $g(\lambda) = c_0 + c_1\lambda + c_2\lambda^2$ ，由 $\begin{cases} g(0) = 1 = c_0 \\ g'(0) = t = c_1 \\ g(1) = e^t = c_0 + c_1 + c_2 \end{cases}$ ，解得

$\begin{cases} c_0 = 1 \\ c_1 = t \\ c_2 = e^t - t - 1 \end{cases}$ ，于是 $e^{At} = c_0 I + c_1 A + c_2 A^2 = \begin{pmatrix} 1-2t & t & 0 \\ -4t & 1+2t & 0 \\ 1+2t-e^t & e^t-t-1 & e^t \end{pmatrix}$ ，依次计算

$e^{At} \overrightarrow{x^{(0)}} = \begin{pmatrix} 1-t \\ 1-2t \\ t-e^t \end{pmatrix}$ ， $e^{-At} \overrightarrow{b(\tau)} = \begin{pmatrix} 1+2\tau & -\tau & 0 \\ 4\tau & 1-2\tau & 0 \\ 1-2\tau-e^{-\tau} & e^{-\tau}+\tau-1 & e^{-\tau} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ e^\tau-1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 0 \end{pmatrix}$ ，所以

$e^{At} \int_{t_0}^t e^{-A\tau} \overrightarrow{b(\tau)} d\tau = e^{At} \begin{pmatrix} t \\ 2t \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} t \\ 2t \\ te^t - t \end{pmatrix}$

故 $\overrightarrow{x(t)} = e^{A(t-t_0)} \overrightarrow{x^{(0)}} + e^{At} \int_{t_0}^t e^{-A\tau} \overrightarrow{b(\tau)} d\tau = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ (t-1)e^t \end{pmatrix}$.

例： 给定 $A \in R^{m \times n}$ 且 $\text{rank} A = n, \vec{b} \in R^n, B \in R^{k \times n}, \vec{d} \in R^k$ ，且 $B\vec{x} = \vec{d}$ 有解，试求约束极小化问题 $\min_{B\vec{x}=\vec{d}} \|A\vec{x} - \vec{b}\|_2^2$ 的解，也就是函数 $f(\vec{x}) = \|A\vec{x} - \vec{b}\|_2^2$ 在约束条件 $B\vec{x} = \vec{d}$ 下的极小点和极小值。

解：引入 *Lagrange* 乘子 $2\vec{u} \in R^k$ ，化成等价的无约束极限问题。令

$g(\vec{x}, \vec{u}) = \|A\vec{x} - \vec{b}\|_2^2 + 2\vec{u}^T (B\vec{x} - \vec{d})$ ，若 $(\vec{x}^{(0)}, \vec{u}^{(0)})$ 为 $g(\vec{x}, \vec{u})$ 的极值点，则应有：

$$\begin{cases} \left. \frac{\partial g}{\partial \vec{x}} \right|_{(\vec{x}^{(0)}, \vec{u}^{(0)})} = 2A^T A\vec{x}^{(0)} - 2A^T \vec{b} + 2B^T \vec{u}^{(0)} = \vec{0} \\ \left. \frac{\partial g}{\partial \vec{u}} \right|_{(\vec{x}^{(0)}, \vec{u}^{(0)})} = 2(B\vec{x}^{(0)} - \vec{d}) = \vec{0} \end{cases} \quad *$$

这说明极值点 $(\vec{x}^{(0)}, \vec{u}^{(0)})$ 应满足方程 $\begin{pmatrix} A^T A & B^T \\ B & O \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{x}^{(0)} \\ \vec{u}^{(0)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A^T \vec{b} \\ \vec{d} \end{pmatrix}$ ，注意到 $\frac{d^2 f}{d\vec{x}^2} = 2A^T A$ 为

正定矩阵，故 $\vec{x}^{(0)}$ 必为 $f(\vec{x})$ 的极小点。

上式两端左乘矩阵 $\begin{pmatrix} I_n & O \\ -B(A^T A)^{-1} & I_k \end{pmatrix}$ 可得

$$\begin{pmatrix} A^T A & B^T \\ O & -B(A^T A)^{-1} B^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{x}^{(0)} \\ \vec{u}^{(0)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A^T \vec{b} \\ \vec{d} - B(A^T A)^{-1} A^T \vec{b} \end{pmatrix}, \text{ 解该方程组便得:}$$

$$\vec{u}^{(0)} = (B(A^T A)^{-1} B^T)^{(1)} (B(A^T A)^{-1} A^T \vec{b} - \vec{d})$$

$$\vec{x}^{(0)} = (A^T A)^{-1} (A^T \vec{b} - B^T \vec{u}^{(0)})$$

$$f(\vec{x}^{(0)}) = f((A^T A)^{-1} (A^T \vec{b} - B^T \vec{u}^{(0)}))$$

其中 $(B(A^T A)^{-1} B^T)^{(1)}$ 为矩阵 $B(A^T A)^{-1} B^T$ 的 $\{1\}$ -逆。

$$* f(\vec{x}) = \|A\vec{x} - \vec{b}\|_2^2 = (A\vec{x} - \vec{b})^T (A\vec{x} - \vec{b}) = \vec{x}^T A^T A\vec{x} - \vec{x}^T A^T \vec{b} - \vec{b}^T A\vec{x} + \vec{b}^T \vec{b}$$

$$\frac{df}{d\vec{x}} = 2A^T A\vec{x} + A^T \vec{b} - (\vec{b}^T A)^T = 2A^T A\vec{x} - 2A^T \vec{b}$$

本章测试题

一、矩阵 $A = \frac{1}{10} \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 8 & 1 \end{pmatrix}$ 是否为收敛矩阵？为什么？

二、计算矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} \frac{1}{2^k} \begin{pmatrix} 2 & -\frac{1}{2} \\ 2 & 0 \end{pmatrix}^k$.

三、设 $A \in R^{n \times n}$ ，证明： $\sin^2 A + \cos^2 A = I, \sin(A + 2\pi i I) = \sin A$
 $\cos(A + 2\pi i I) = \cos A, e^{A \pm 2\pi i I} = e^A$.

四、设 $A \in R^{n \times n}$ ，证明：(1) $f(A^T) = [f(A)]^T, f(A^H) = [f(A)]^H$ ；(2) $e^I = eI$ ；

(3) 若 A 为实反对称矩阵(即 $A^T = -A$)，则 e^A 为正交矩阵。

五、设矩阵 $A = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 1 \\ 1 & 3 & 1 \\ 1 & 2 & 2 \end{pmatrix}$ ，试求 $e^{At}, \sin At, \cos At$ 。

六、设矩阵 $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$, 试求 $e^{At}, \sin At, \cos At$.

七、设 $C \in R^{n \times n}$, 证明: $\frac{d}{dt} \sin At = A \cos At = (\cos At)A$.
 $\frac{d}{dt} \cos At = -A \sin At = -(\sin At)A$.

八、设函数矩阵 $A(t) = \begin{pmatrix} 1 & t^2 \\ t & 0 \end{pmatrix}$, 试求 $\frac{d}{dt}[A^{-1}(t)](t \neq 0)$.

九、已知 $e^{At} = \begin{pmatrix} 2e^{2t} - e^t & e^{2t} - e^t & e^t - e^{2t} \\ e^{2t} - e^t & 2e^{2t} - e^t & e^t - e^{2t} \\ 3e^{2t} - 3e^t & 3e^{2t} - 3e^t & 3e^t - 2e^{2t} \end{pmatrix}$, 求 A .

十、设 A 是 n 阶可逆矩阵, 证明: $\int_0^t e^{A\tau} d\tau = A^{-1}e^{At} - A^{-1}$.

十一、设 A 是可逆矩阵，证明： $\overrightarrow{x(t)} = (\cos At)\overrightarrow{x^{(0)}} + (\sin At)A^{-1}\overrightarrow{x^{(1)}}$ 是微分方程组

$\frac{d^2 \overrightarrow{x(t)}}{dt^2} + A^2 \overrightarrow{x(t)} = \vec{0}$ 满足初始条件 $\overrightarrow{x(0)} = \overrightarrow{x^{(0)}}$, $\frac{d\overrightarrow{x(0)}}{dt} = \overrightarrow{x^{(1)}}$ 的解.

十二、已知 $A = \begin{pmatrix} 0.1 & 0.3 \\ 0.7 & 0.6 \end{pmatrix}$ ，判断矩阵幂级数 $\sum_{k=0}^{\infty} A^k$ 收敛的依据是_____，

幂级数的和是_____.

十三、已知 $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, $\overrightarrow{b(t)} = \begin{pmatrix} 2 \\ 0 \\ 1 \\ t \end{pmatrix}$, $\overrightarrow{x(0)} = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$, 1. 求 e^{At} ; 2. 应用矩阵函数方法

求微分方程组 $\overrightarrow{x'(t)} = A\overrightarrow{x(t)} + \overrightarrow{b(t)}$ 满足初始条件 $\overrightarrow{x(0)}$ 的解.

易考易学

易考易学

易考易学

易考易学

第七章 广义逆矩阵及其应用

§1 矩阵的几种广义逆

1.1 广义逆矩阵的基本概念

对于任意的复数矩阵 $A_{m \times n}$ ，如果存在复矩阵 $X_{n \times m}$ ，满足

$$\begin{cases} AXA = A \\ XAX = X \\ (XA)^H = XA \\ (AX)^H = AX \end{cases}, \text{ 则称 } X \text{ 为 } A$$

的一个 *Moore-Penrose 广义逆*，并把上面四个方程叫做 *Moore-Penrose 方程*，简称 *M-P 方程*。

定义 1-1 设 $A \in C^{m \times n}$ ，若有某个 $X \in C^{n \times m}$ ，满足 *M-P* 方程的全部或一部分，则称 X 为 A 的 *广义逆矩阵*。

1.2 减号逆 A^-

定义 1-2 设有 $m \times n$ 实矩阵 $A (m \leq n)$ 。若有一个 $n \times m$ 实矩阵（记为 A^- ）存在，使下式成立，则称 A^- 为 A 的 *减号逆* 或 *g 逆*： $AA^-A = A$ 。

1. 当 A^- 为 A 的一个减号逆时， $(A^-)^T$ 就是 A^T 的一个减号逆。

2. 若 $A = \begin{pmatrix} I_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}_{m \times n}$ 则 $A^- = \begin{pmatrix} I_r & * \\ * & * \end{pmatrix}_{n \times m}$ ，其中 $*$ 任意选取。

引理 设 $B_{m \times n} = P_{m \times m} A_{m \times n} Q_{n \times n}$ ，其中 P, Q 都是满秩方阵，如果 B^- 存在，则 $A^- = \underline{QB^-P}$ 。

定理 1-1 （存在性）任给 $m \times n$ 阶矩阵 A ，那么 A^- 一定存在，但不唯一。

定理 1-2 设 $A \in R^{m \times n}$ ，则 $\text{rank} A^- \geq \text{rank} A$ 。

例：求矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \\ 2 & 4 & 0 \end{pmatrix}$ 的广义逆矩阵 A^- 。

$$\text{解：} \begin{pmatrix} A & I_3 \\ I_3 & O_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & & & \\ 0 & 1 & 0 & & & \\ 0 & 0 & 1 & & & \end{pmatrix} \xrightarrow{O_{3 \times 3}} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 1 \\ 1 & -2 & 0 & & & \\ 0 & 1 & 0 & & & \\ 0 & 0 & 1 & & & \end{pmatrix} \xrightarrow{O_{3 \times 3}}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & -2 & & & \\ 0 & 0 & 1 & & & \\ 0 & 1 & 0 & & & \end{pmatrix} \xrightarrow{O_{3 \times 3}}, \text{ 则可得 } \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & 0 \\ -2 & 0 & 1 \end{pmatrix} A \begin{pmatrix} 1 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 即}$$

$$PAQ = \begin{pmatrix} I_2 & 0_{2 \times 1} \\ 0_{1 \times 2} & 0 \end{pmatrix}_{3 \times 3} = B, \text{ 但标准形 } B \text{ 的减号逆为 } B^- = \begin{pmatrix} 1 & 0 & * \\ 0 & 1 & * \\ * & * & * \end{pmatrix}, \text{ 故得}$$

$$A^- = Q \begin{pmatrix} 1 & 0 & * \\ 0 & 1 & * \\ * & * & * \end{pmatrix} P, \text{ * 为任意实数.}$$

1.3 自反广义逆

定义 1-3 对于一个 $m \times n$ 阶实矩阵 A ，使 $AXA = A$ 及 $XAX = X$ 同时成立的 $n \times m$ 阶实矩阵 X ，称为是 A 的一个**自反广义逆**，用 A_r^- 表示，即有 $AA_r^-A = A$ 及 $A_r^-AA_r^- = A_r^-$ ，显然，**自反广义逆是减号逆的一个子集**。

一、最大秩矩阵的右逆和左逆

定义 1-4 设 A 是行最大秩的 $m \times n$ 阶实矩阵 ($m \leq n$)，如果存在一个 $n \times m$ 阶矩阵 G ，当 G 右乘 A 后得到一个 $m \times m$ 阶单位矩阵 I ，即 $AG = I$ ，则 G 叫做 A 的**右逆**，记作 A_R^{-1} ，

这就是说有 $AA_R^{-1} = I$ 。 $A_R^{-1} = A^T(AA^T)^{-1}$ 。

定义 1-5 设 A 是列最大秩的 $m \times n$ 阶实矩阵 ($m \geq n$)，如果存在一个 $n \times m$ 阶矩阵 G ，当 G 左乘 A 后得到一个 $n \times n$ 阶单位矩阵 I ，即 $GA = I$ ，则 G 叫做 A 的**左逆**，记作 A_L^{-1} ，这就是说有 $A_L^{-1}A = I$ 。 $A_L^{-1} = (A^T A)^{-1} A^T$ 。

对于行最大秩或列最大秩的矩阵 A ，一般情况下， A_R^{-1} 和 A_L^{-1} 不可能同时存在。

二、求 A_r^{-} 的最大秩分解方法

定理 1-3 设 $A = BC$ 为矩阵 A 的最大秩分解，则 A 的自反广义逆的一般形式为 $A_r^{-} = C_R^{-1} B_L^{-1}$ 。

1.4 最小范数广义逆 A_m^{-}

定义 1-6 设 $A \in R^{m \times n}$ ($m \leq n$)，如果有一个 $n \times m$ 阶矩阵 X ，满足 $AXA = A$ 及 $(XA)^T = XA$ ，则称 X 是 A 的一个**最小范数广义逆**，记为 A_m^{-} 。

定理 1-4 设 $A \in R^{m \times n}$ ($m \leq n$)， $A_m^{-} = A^T (AA^T)^{-}$ 为 A 的一个最小范数广义逆。

定理 1-5 条件 $\begin{cases} AXA = A \\ (XA)^T = XA \end{cases}$ 与 $XAA^T = A^T$ 等价。

1.5 最小二乘广义逆 A_l^{-}

定义 1-7 设 $A \in R^{m \times n}$ ($m \leq n$)，若有一个 $n \times m$ 阶矩阵 X ，满足 $AXA = A$ 及 $(AX)^T = AX$ ，则称 X 是 A 的一个**最小二乘广义逆**，记为 A_l^{-} 。

定理 1-6 设 $A \in R^{m \times n}$ ($m \leq n$)，则 $A_l^{-} = (A^T A)^{-} A^T$ 。

1.6 加号逆 A^+

定义 1-8 设 $A \in R^{m \times n}$ ，若有存在 $n \times m$ 阶矩阵 X ，它同时满足
$$\begin{cases} AXA = A \\ XAX = X \\ (XA)^H = XA \\ (AX)^H = AX \end{cases}$$
，则称 X

为 A 的**加号逆**，或**伪逆**，或 **Moore – Penrose 逆**，记为 A^+ 。

1. $(A^+)^+ = A$;
2. AA^+, A^+A 都是对称矩阵;
3. 设 $0 \in R^{m \times n}$ ，则 $0^+ = 0 \in R^{n \times m}$;
4. 设 $A = \begin{pmatrix} I_r & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}_{n \times n}$ ，则 $A^+ = A$;
5. 设对角阵 $\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \cdots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix}$, $\Lambda^+ = \begin{pmatrix} \lambda_1^+ & & \\ & \cdots & \\ & & \lambda_n^+ \end{pmatrix}$ ，其中 $\lambda_i^+ = \begin{cases} \frac{1}{\lambda_i}, \lambda_i \neq 0 \\ 0, \lambda_i = 0 \end{cases}$ 。

定理 1-7 若 $A \in R^{m \times n}$ ，且 $A = BC$ 是最大秩分解，则 $X = C^T(CC^T)^{-1}(B^TB)^{-1}B^T$ 是 A 的加号逆。

推论 设 $A \in R^{m \times n}$, $\text{rank} A = r$ ，则

1. 当 $r = n$ 时，(即 A 列满秩) $A^+ = (A^T A)^{-1} A^T$ (左逆);
2. 当 $r = m$ 时，(即 A 行满秩) $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ (右逆)。

定理 1-8 加号逆 A^+ 是唯一的。

推论 若 A 是 n 阶满秩方阵，即 A^{-1} 存在，则 $A^+ = A^{-1} = A^-$ 。

定理 1-9
$$\begin{cases} (A^T)^+ = (A^+)^T \\ A^+ = (A^T A)^+ A^T = A^T (AA^T)^+ \\ (A^T A)^+ = A^+ (A^T)^+ \end{cases}$$

★ A^+ 的各种常用算法:

1. 若 A 是满秩方阵，则 $A^+ = A^{-1}$;

2. 若 A 是对角方阵, 即 $A = \text{diag}(d_1, d_2, \dots, d_n), (d_1, d_2, \dots, d_n \in R)$,

$$\text{则 } A^+ = (d_1^+, d_2^+, \dots, d_n^+), \text{ 其中 } d_i^+ = \begin{cases} \frac{1}{d_i}, d_i \neq 0 \\ 0, d_i = 0 \end{cases};$$

3. 若 A 是行最大秩矩阵, 则 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$; 特别的, 对 $\vec{\alpha}^T = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 有

$$\left(\vec{\alpha}^T\right)^+ = \left(\vec{\alpha}^T\right)^T \left(\vec{\alpha}^T \left(\vec{\alpha}^T\right)^T\right)^{-1} = \vec{\alpha} \left(\vec{\alpha}^T \vec{\alpha}\right)^{-1} = \frac{\vec{\alpha}}{\vec{\alpha}^T \vec{\alpha}} = \frac{\vec{\alpha}}{\sum_{i=1}^n a_i^2}, \text{ 它是一个 } n \text{ 维列向量};$$

4. 若 A 是列最大秩矩阵, 则 $A^+ = (A^T A)^{-1} A^T$; 特别的, 对 $\vec{\beta} = (b_1, b_2, \dots, b_n)^T$ 有

$$\left(\vec{\beta}\right)^+ = \left(\vec{\beta}^T \vec{\beta}\right)^{-1} \vec{\beta}^T = \frac{\vec{\beta}^T}{\vec{\beta}^T \vec{\beta}} = \frac{\vec{\beta}^T}{\sum_{i=1}^n b_i^2}, \text{ 它是一个 } n \text{ 维行向量};$$

5. 如果 $A \in R^{m \times n}, \text{rank} A = r < \min(m, n)$, 可以用最大秩分解法求 A^+ , 即当 $A = BC$ 为

最大秩分解时, 则 $A^+ = C^+ B^+$;

6. 设 $A \in R^{m \times n}$ 的奇异值分解为 $A = UDV^T$, 其中 U 和 V 分别是 m 阶和 n 阶正交矩阵, 而

$$D = \begin{pmatrix} \sigma_1 & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & \sigma_r & \\ 0 & & & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}_{m \times n}, \sum = \text{diag}(\sigma_1 \cdots \sigma_r), r = \text{rank} A, \sigma_i > 0 (i = 1, \dots, r)$$

是 A 的奇异值, 则 $A^+ = VD^+U^T$.

例: 已知矩阵 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$. (1) 作出 A 的最大秩分解 $A = BC$; (2) 利用最大秩

分解, 求出一个自反广义逆 A_r^- ; (3) 利用 $A^+ = C^+ B^+$ 求 A^+ .

解: $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, 取 A 的前三列组成矩阵 $B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$, 再

取 A 的行标准型的前三个非零行, 组成矩阵 $C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, $A = BC$.

$$C_R^{-1} = C^T(CC^T)^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \right)^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -1 & 1 \\ -1 & 2 & -1 \\ 1 & -1 & 2 \end{pmatrix}^{-1}$$

$$= \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 \\ 1 & 3 & 1 \\ -1 & 1 & 3 \end{pmatrix} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 \\ 1 & 3 & 1 \\ -1 & 1 & 3 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$B_L^{-1} = (B^T B)^{-1} B^T = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \right)^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$= \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 3 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 & 1 \\ -2 & 2 & 2 & -2 \\ 1 & -1 & 1 & 3 \end{pmatrix}$$

$$\text{则 } A_r^- = C_R^{-1} B_L^{-1} = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 \\ 1 & 3 & 1 \\ -1 & 1 & 3 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 & 1 \\ -2 & 2 & 2 & -2 \\ 1 & -1 & 1 & 3 \end{pmatrix} = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 6 & 6 & -2 & -2 \\ -2 & 6 & 6 & -2 \\ -2 & -2 & 6 & 6 \\ 6 & -2 & -2 & 6 \end{pmatrix}.$$

$\text{rank} C = 3$, 即 C 为行最大秩矩阵, $\therefore C^+ = C_R^{-1} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 \\ 1 & 3 & 1 \\ -1 & 1 & 3 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$

$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, $\text{rank} B = 3$, 即 B 为列最大秩矩阵, $\therefore B^+ = B_L^{-1}$

$$= \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 3 & 1 & -1 & 1 \\ -2 & 2 & 2 & -2 \\ 1 & -1 & 1 & 3 \end{pmatrix}, \therefore A^+ = A_r^- = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 6 & 6 & -2 & -2 \\ -2 & 6 & 6 & -2 \\ -2 & -2 & 6 & 6 \\ 6 & -2 & -2 & 6 \end{pmatrix}.$$

§2 广义逆在解线性方程组中的应用

考虑非齐次线性方程组 $A\vec{X} = \vec{b}$, 其中 $A \in C^{m \times n}$, $\vec{b} \in C^m$ 给定, 而 $\vec{X} \in C^n$ 为待定向量. 若 $\text{rank}(A|\vec{b}) = \text{rank} A$, 则方程组 $A\vec{X} = \vec{b}$ 有解, 或称方程组相容; 若 $\text{rank}(A|\vec{b}) \neq \text{rank} A$, 则方程组 $A\vec{X} = \vec{b}$ 无解, 或称方程组不相容或矛盾方程组.

定理 2-1 如果线性方程组 $A\vec{X} = \vec{b}$ 是相容的, A^- 是 A 的任意一个减号逆, 则线性方程组 $A\vec{X} = \vec{b}$ 的一个特解可表示成 $\vec{X} = A^-\vec{b}$, 而通解可以表示成 $\vec{X} = A^-\vec{b} + (I - A^-A)\vec{Z}$, 其中 \vec{Z} 是与 \vec{X} 同维的任意向量.

定理 2-2 在相容线性方程组 $A\vec{X} = \vec{b}$ 的一切解中具有极小范数解的充要条件是 $\vec{X} = A_m^-\vec{b}$, A_m^- 是 A 的最小范数广义逆.

定理 2-3 相容线性方程组 $A\vec{X} = \vec{b}$ 具有唯一的极小范数解.

定理 2-4 不相容线性方程组 $A\vec{X} = \vec{b}$ 有最小二乘解的充要条件是 $\vec{X} = A_l^-\vec{b}$, A_l^- 是 A 的最小二乘广义逆.

加号逆 A^+ 的应用

1. $A\vec{X} = \vec{b}$ 相容时, $\vec{X} = A^+\vec{b} + (I - A^+A)\vec{Z}$ 是通解, $\vec{X} = A^+\vec{b}$ 是极小范数解;
2. $A\vec{X} = \vec{b}$ 不相容时, $\vec{X} = A^+\vec{b}$ 是最小二乘解, $\vec{X} = A^+\vec{b} + (I - A^+A)\vec{Z}$ 是最小二乘解的通解;
3. 矛盾方程组 $A\vec{X} = \vec{b}$ 的极小范数最小二乘解 (即最佳逼近解) 为 $\vec{X} = A^+\vec{b}$.

例：已知 $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \vec{b} = \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \\ 4 \end{pmatrix}$. 1. 求 A 的满秩分解；2. 求 A^+ ；3. 判断线性方

程组 $A\vec{X} = \vec{b}$ 是否有解，求解并指出解的类型.

解： $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 1 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, $\therefore A$ 的满秩分解为：

$$A = BC = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \text{ 其中 } B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}, C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

由于 $B = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$, $\text{rank} B = 2$, 即 B 为列满秩矩阵, 那么 $B^+ = B_L^{-1} = (B^T B)^{-1} B^T$

$$= \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \right)^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 3 & 6 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & \frac{2}{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -\frac{1}{3} & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \end{pmatrix}$$

$$= \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 3 & -3 & 0 \\ -1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

显然 C 为行满秩矩阵, 那么

$$C^+ = C_R^{-1} = C^T (CC^T)^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \left(\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \right)^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}^{-1}$$

$$= \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{2}{5} & \frac{1}{5} \\ \frac{1}{5} & \frac{3}{5} \end{pmatrix} = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 3 \end{pmatrix} = \frac{1}{5} \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 3 \\ -1 & 2 \\ 2 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\therefore A^+ = C^+ B^+ = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 3 \\ -1 & 2 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & -3 & 0 \\ -1 & 2 & 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} 5 & -4 & 1 \\ 0 & 3 & 3 \\ -5 & 7 & 2 \\ 5 & -4 & 1 \end{pmatrix}.$$

显然 $\text{rank} A = 2$ ，而 $A \vec{b} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 & 3 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 2 & 1 & 1 & 4 \end{pmatrix} \simeq \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 1 & 2 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ ，则 $\text{rank}(A \vec{b}) = 2$ ，

所以线性方程组是相容的，具有极小范数解 $\vec{X} = A^+ \vec{b} = \frac{1}{15} \begin{pmatrix} 5 & -4 & 1 \\ 0 & 3 & 3 \\ -5 & 7 & 2 \\ 5 & -4 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \\ 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$ 。

通解为：

$$\vec{X} = A^+ \vec{b} + (I - A^+ A) \vec{Z} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} + \frac{1}{15} \begin{pmatrix} 6 & 3 & -3 & 6 \\ 3 & 9 & 6 & 3 \\ -3 & 6 & 9 & -3 \\ 6 & 3 & -3 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{5}(2z_1 + z_2 - z_3 + 2z_4) + 1 \\ \frac{1}{5}(z_1 + 3z_2 + 2z_3 + z_4) + 1 \\ \frac{1}{5}(-z_1 + 2z_2 + 3z_3 - z_4) \\ \frac{1}{5}(2z_1 + z_2 - z_3 + 2z_4) + 1 \end{pmatrix}$$

其中 $\vec{Z} = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \end{pmatrix}$ 为任意向量。

本章测试题

一、已知 $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, 则 $A_r^- =$ _____

二、设 A 是 n 阶可逆矩阵, O 是 n 阶零矩阵, 则 $\begin{pmatrix} O & A \\ O & O \end{pmatrix}^+ =$ _____

三、设 $\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_m (m > 1)$ 是 R^n 中两两正交的单位列向量, 记 $A = (\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_m)$, 则 $A^+ =$ _____

四、已知 $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 3 & 4 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \end{pmatrix}$, $\vec{b} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$. 1. 求 A 的满秩分解; 2. 求 A^+ ; 3. 判断线性方程

组 $A\vec{X} = \vec{b}$ 是否有解, 求解并指出解的类型.

易考易学

易考易学

易考易学

第八章 克罗内克 Kronecker 积及其应用

定义 1-1 设 $A = (a_{ij}) \in C^{m \times n}, B = (b_{ij}) \in C^{p \times q}$, 则称如下的分块矩阵

$$A \otimes B = \begin{pmatrix} a_{11}B & a_{12}B & \cdots & a_{1n}B \\ a_{21}B & a_{22}B & \cdots & a_{2n}B \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1}B & a_{m2}B & \cdots & a_{mn}B \end{pmatrix} \in C^{mp \times nq} \text{ 为 } A \text{ 的克罗内克积, 或称 } A \text{ 与 } B \text{ 的直积,}$$

或张量积, 简记为 $A \otimes B = (a_{ij}B)_{mp \times nq}$, 即 $A \otimes B$ 是一个 $m \times n$ 块的分块矩阵, 最后是一个 $mp \times nq$ 阶的矩阵.

Kronecker 内积满足下列运算规律:

1. $k(A \otimes B) = kA \otimes B = A \otimes kB, k \in C$;
2. $(A + B) \otimes C = A \otimes C + B \otimes C$;
3. $(A \otimes B) \otimes C = A \otimes (B \otimes C)$.

定理 1-1 设 $A = (a_{ij})_{m \times n}, B = (b_{ij})_{s \times r}, C = (c_{ij})_{n \times p}, D = (d_{ij})_{r \times l}$, 则

$$(A \otimes B) \otimes (C \otimes D) = AC \otimes BD$$

推论 若 $A = (a_{ij})_{m \times m}, B = (b_{ij})_{n \times n}$, 则 $A \otimes B = (A \otimes I_n)(I_m \otimes B) = (I_m \otimes B)(A \otimes I_n)$

定理 1-2 设 $A = (a_{ij})_{m \times n}, B = (b_{ij})_{p \times q}$, 则 $(A \otimes B)^T = A^T \otimes B^T, (A \otimes B)^H = A^H \otimes B^H$

定理 1-3 设 A, B 分别为 m 阶和 n 阶可逆矩阵, 则 $A \otimes B$ 也是可逆矩阵, 且

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

定理 1-4 设 $A = (a_{ij})_{m \times n}, B = (b_{ij})_{p \times q}$, 则 $\text{rank}(A \otimes B) = \text{rank}(A)\text{rank}(B)$

定理 1-5 设 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 是 $A_{m \times m}$ 的 m 个特征值; u_1, u_2, \dots, u_p 是 $B_{p \times p}$ 的 p 个特征值, 那么

$A \otimes B$ 的 mp 个特征值为 $\lambda_i u_j (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, p)$.

定理 1-6 设 A 为 m 阶矩阵, B 为 p 阶矩阵, 则 $|A \otimes B| = |A|^p |B|^m$.

定理 1-7 设 A 为对角矩阵 (对称矩阵、*Hermite* 矩阵、正交矩阵), 则 $A \otimes B$ 也是对角矩阵 (对称矩阵、*Hermite* 矩阵、正交矩阵).

定理 1-8 设 A 为 m 阶矩阵, B 为 n 阶矩阵, 则 $A \otimes B$ 相似于 $B \otimes A$.

定理 1-9 设 $A = (a_{ij}) \in C^{m \times n}, B = (b_{ij}) \in C^{p \times q}$, 则 $(AB)^{(k)} = A^{(k)} B^{(k)}$

易考易学

本章测试题

一、设 $\vec{x} \in R^n$ 是单位列向量， $A \in R^{n \times n}$ 是正交矩阵，则 $\|A \otimes \vec{x}\|_F =$ _____

$$\begin{aligned} \text{解: } \|A \otimes \vec{x}\|_F &= \sqrt{\text{tr} \left[(A \otimes \vec{x})^H (A \otimes \vec{x}) \right]} = \sqrt{\text{tr} \left[(A^H \otimes \vec{x}^H) (A \otimes \vec{x}) \right]} \\ &= \sqrt{\text{tr} \left[(A^H A) \otimes (\vec{x}^H \vec{x}) \right]} = \sqrt{\text{tr} (I_n \otimes 1)} = \sqrt{\text{tr} I_n} = \sqrt{n} \end{aligned}$$

二、设 A 是 m 阶方阵， B 是 n 阶方阵，且 A 和 B 都是可对角化矩阵，证明： $A \otimes B$ 也可对角化。

$$\text{解: 由于 } P^{-1}AP = \Lambda_1 = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \lambda_2 & \\ & & \dots \\ & & & \lambda_n \end{pmatrix}, Q^{-1}BQ = \Lambda_2 = \begin{pmatrix} \mu_1 & & \\ & \mu_2 & \\ & & \dots \\ & & & \mu_n \end{pmatrix}$$

$$\text{则 } (P \otimes Q)^{-1} (A \otimes B) (P \otimes Q) = (P^{-1} \otimes Q^{-1}) (A \otimes B) (P \otimes Q) = (P^{-1}AP) \otimes (Q^{-1}BQ)$$

$$= \Lambda_1 \otimes \Lambda_2 = \begin{pmatrix} \lambda_1 \mu_1 & & & \\ & \dots & & \\ & & \lambda_1 \mu_n & \\ & & & \dots \\ & & & & \lambda_m \mu_1 & \\ & & & & & \dots \\ & & & & & & \lambda_m \mu_n \end{pmatrix}_{mn \times mn}.$$

易考易学

易考易学