



合肥工业大学

HEFEI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

## 线性代数

---

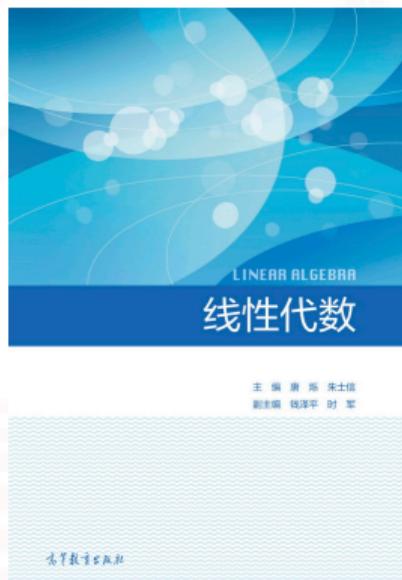
张神星 (合肥工业大学)

办公室: 翡翠科教楼 B1810 东

Email: [zhangshenxing@hfut.edu.cn](mailto:zhangshenxing@hfut.edu.cn)

课件地址: <https://zhangshenxing.github.io>

- 课时:
  - 10 周 40 课时;
  - 2024-09-18 ~ 2024-11-26
- 课程 QQ 群 (入群答案 1400071B)
  - 003 班 (自动化) **973042523**
  - 004 班 (电气) **980820998**
- 教材: 唐烁 朱士信 《线性代数》
- **本课程讲授顺序与教材有所不同**



## 作业 15 分

作业为配套练习册, 每两周交一次。作业不允许迟交。没带的请当天联系助教补交, 迟一天交 -50% 当次作业分, 迟两天或以上 0 分。请假需提前交给我请假条。

## 期末考试 50 分

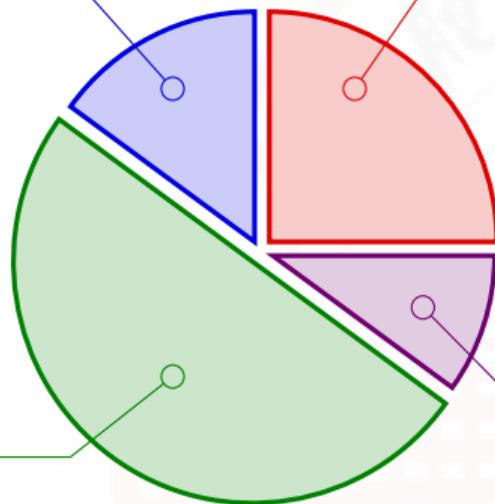
期末卷面需要达到 45 分才计算总评分数, 45 分以下直接不及格。

## 课堂测验 25 分

课堂测验共 3 次, 取最高的两次平均。测验范围和时间会提前通知。测验时在教室内作答, 否则按未考处理。

## 期末报告 10 分

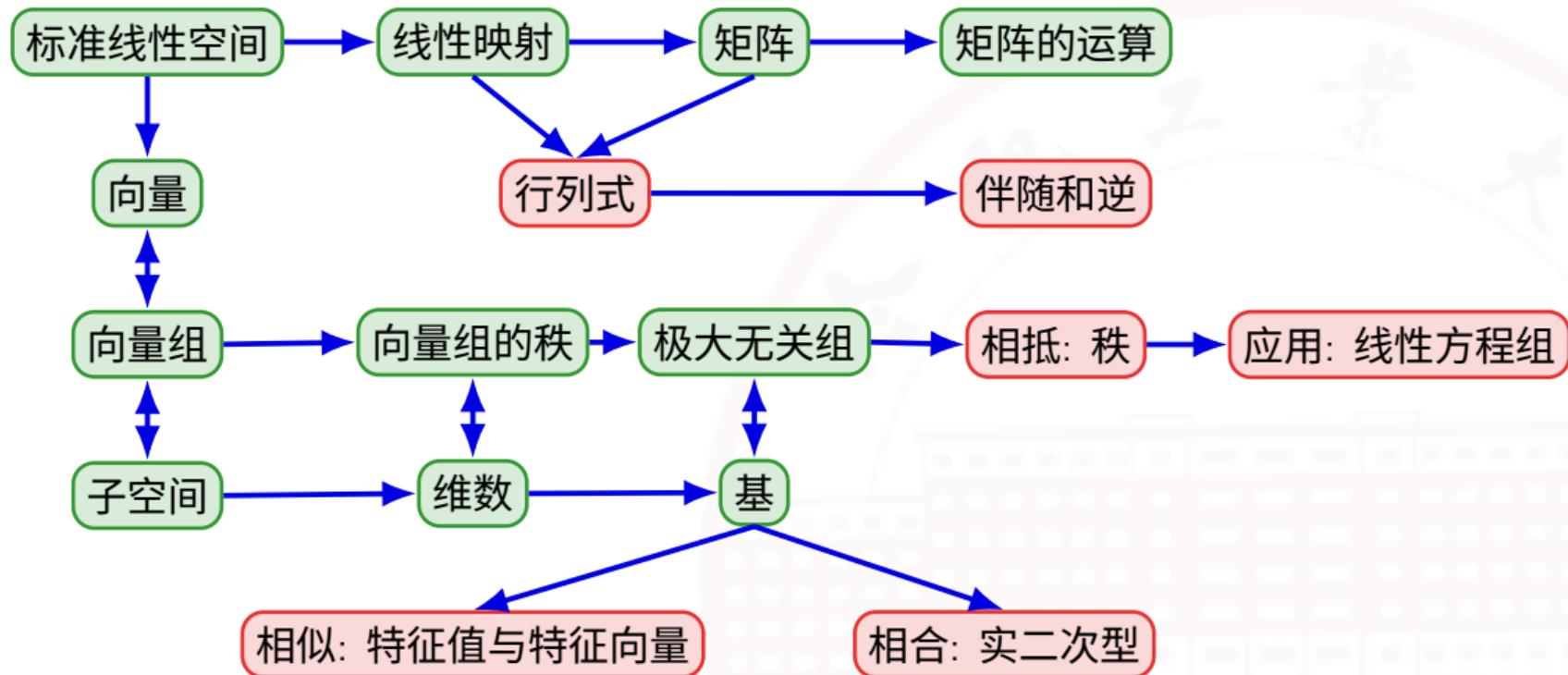
期末之前会告知主题。请交手写纸质版, 并自行留存电子版本以免意外丢失。

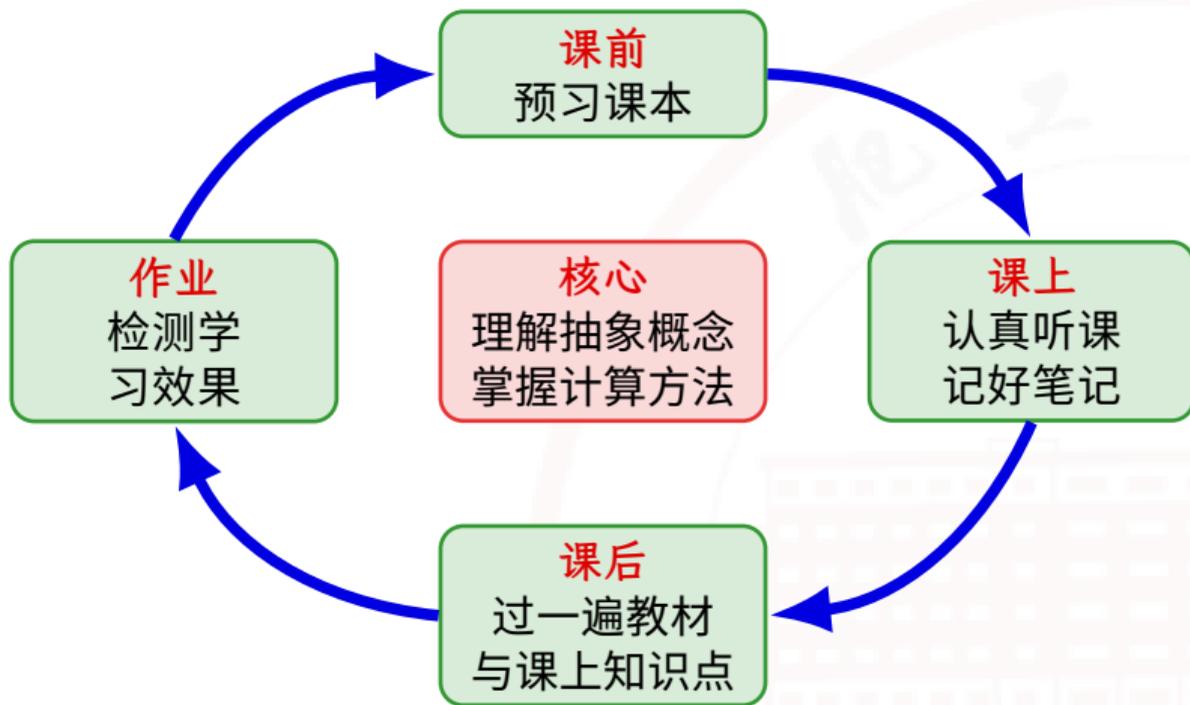


线性代数是一门利用代数方法研究线性方程、线性空间、线性变换等线性结构的课程。

线性代数通过从具体的、几何化的观念出发, 抽象出一套代数化的方法, 从而避免了高维情形缺乏几何直观的问题. 如同微积分中“以直代曲”思想引出导数、切线、积分等一系列概念, 线性代数利用“以直代曲”思想将许多非线性问题的处理转化为线性问题, 非线性模型近似为线性模型等.

这些内容在统计学、密码学、运筹学、物理学、工程学、管理学、信息学、计算机科学等很多领域有着广泛的应用. 我们不在此处逐一列举, 在之后的授课中我们会见到它的各种应用.





## 第一章 向量和矩阵

- ① 向量和矩阵的定义
- ② 矩阵的线性运算、乘法和转置
- ③ 方阵的行列式
- ④ 逆矩阵
- ⑤ 分块矩阵
- ⑥ 矩阵的初等变换

## 第一节 向量和矩阵的定义

- 向量和向量空间
- 线性映射
- 矩阵

我们在高中学习过向量的概念. 在平面上建立一个直角坐标系. 对于平面上的点  $A$ , 连接  $OA$  的有向线段就是一个**向量**. 它可以用  $u = (x, y)$  来表示.

由于向量和平面上的点是一一对应的, 因此我们可以用  $\mathbb{R}^2$  来表示平面上所有向量形成的集合. 在这个集合中有一个特殊的元素, 叫作**零向量**:

$$\mathbf{0} = (0, 0),$$

而且我们可以定义加法和数乘:

$$(x_1, y_1) + (x_2, y_2) = (x_1 + x_2, y_1 + y_2), \quad \lambda(x, y) = (\lambda x, \lambda y), \lambda \in \mathbb{R}.$$

类似地, 立体空间中的所有向量形成集合  $\mathbb{R}^3$ . 在这个集合中也有零向量、加法和数乘.

我们总使用粗小写字母  $\alpha, \beta, \gamma, x, y, \dots$  表示向量.

$\mathbb{R}^2$  或  $\mathbb{R}^3$  上的零向量、加法和数乘满足:

$$(V1) \alpha + \beta = \beta + \alpha;$$

$$(V2) \alpha + (\beta + \gamma) = (\alpha + \beta) + \gamma;$$

$$(V3) \mathbf{0} + \alpha = \alpha;$$

(V4) 对任意  $\alpha$ , 存在  $\beta$  使得  $\alpha + \beta = \mathbf{0}$ . 称  $\beta$  为  $\alpha$  的负向量;

$$(V5) (\lambda\mu)\alpha = \lambda(\mu\alpha);$$

$$(V6) (\lambda + \mu)\alpha = \lambda\alpha + \mu\alpha;$$

$$(V7) \lambda(\alpha + \beta) = \lambda\alpha + \lambda\beta;$$

$$(V8) 1 \cdot \alpha = \alpha.$$













## 定义

将  $mn$  个数按照每行  $n$  个元素，每列  $m$  个元素，排成的数表称为  $m$  行  $n$  列矩阵，或简称为  $m \times n$  矩阵：

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

其中  $a_{ij}$  表示  $A$  的第  $i$  行  $j$  列元素，并记  $A = (a_{ij})_{m \times n}$ .

我们总使用粗大写字母  $A, B, \Lambda, \dots$  表示矩阵. 不强调矩阵的阶时，也可省略右下角  $m \times n$ .

矩阵的圆括号也可用方括号来代替.













## 第二节 矩阵的线性运算、乘法和转置

- 矩阵的线性运算
- 矩阵的乘法
- 矩阵的幂
- 矩阵的转置

## 线性映射的加法和数乘

给定线性变换  $\mathcal{A}, \mathcal{B} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  和数  $\lambda \in \mathbb{R}$ , 定义

$$(\mathcal{A} + \mathcal{B})(\mathbf{x}) = \mathcal{A}(\mathbf{x}) + \mathcal{B}(\mathbf{x}), \quad (\lambda \mathcal{A})(\mathbf{x}) = \lambda(\mathcal{A}(\mathbf{x})).$$

对任意  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ ,

$$(\mathcal{A} + \mathcal{B})(\mathbf{x}) = \mathcal{A}(\mathbf{x}) + \mathcal{B}(\mathbf{x}) \stackrel{(V1)}{=} \mathcal{B}(\mathbf{x}) + \mathcal{A}(\mathbf{x}) = (\mathcal{B} + \mathcal{A})(\mathbf{x}).$$

故 (1)  $\mathcal{A} + \mathcal{B} = \mathcal{B} + \mathcal{A}$ . 同理

(2)  $(\mathcal{A} + \mathcal{B}) + \mathcal{C} = \mathcal{A} + (\mathcal{B} + \mathcal{C})$ ;

(3)  $\mathcal{A} + \mathcal{O} = \mathcal{A}$ , 这里  $\mathcal{O}$  表示零映射:  $\mathcal{O}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$ ;

(4) 对任意线性映射  $\mathcal{A}$ , 存在线性映射  $\mathcal{B} = (-1)\mathcal{A}$  使得  $\mathcal{A} + \mathcal{B} = \mathcal{O}$ ;

(5)  $(\lambda\mu)\mathcal{A} = \lambda(\mu\mathcal{A}) = \mu(\lambda\mathcal{A})$ ;

(6)  $(\lambda + \mu)\mathcal{A} = \lambda\mathcal{A} + \mu\mathcal{A}$ ;

(7)  $\lambda(\mathcal{A} + \mathcal{B}) = \lambda\mathcal{A} + \lambda\mathcal{B}$ ;

(8)  $1 \cdot \mathcal{A} = \mathcal{A}, 0 \cdot \mathcal{A} = \mathcal{O}, \lambda \cdot \mathcal{O} = \mathcal{O}$ .

























































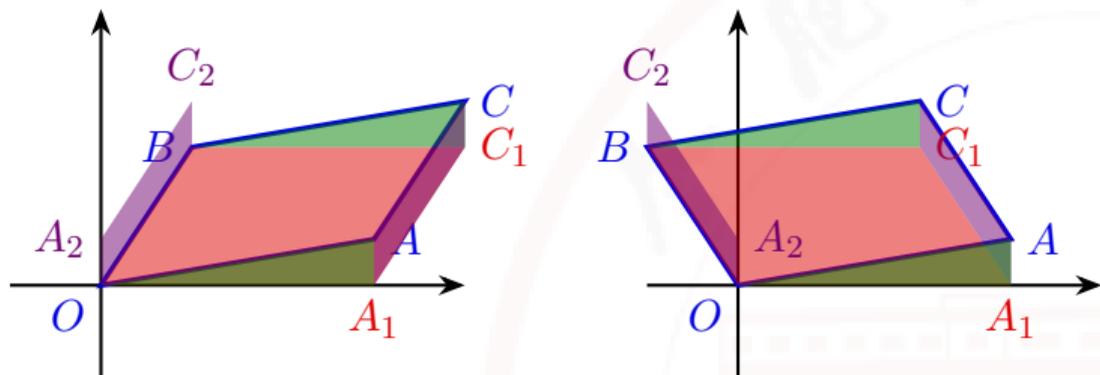




### 第三节 方阵的行列式

- 行列式的定义
- 行列式的性质
- 拉普拉斯展开
- 行列式的计算举例
- 三对角和范德蒙型行列式

设平面上有  $\square OACB$ , 其中  $A, B$  坐标分别为  $u = (a, b)^T, v = (c, d)^T$ . 如果  $u = (1, 0)^T, v = (0, 1)^T$ , 那么面积为 1. 如果将  $u$  换成  $ku$ , 那么面积变为  $|k|$  倍. 如果将  $u$  拆分为  $(a, 0)^T + (0, b)^T$ , 那么得到的三个平行四边形的面积有什么联系呢?



令  $A_1(a, 0)$ , 并作  $\square OA_1C_1B$ ; 令  $A_2(0, b)$ , 并作  $\square OA_2C_2B$ . 那么  $\square OACB$  的面积是这两个相加还是相减? 使用割补法可知为**二者相减**.

如果  $A$  在第一象限,  $B$  在第二象限. 那么  $\square OACB$  的面积是这两个相加还是相减? 使用割补法可知为**二者相加**.





设  $n$  阶方阵  $A = (a_{ij})$  的各列形成的向量为  $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n$ , 称有向面积  $|\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n|$  就是方阵  $A$  的行列式. 注意到

$$\mathbf{v}_j = a_{1j}\mathbf{e}_1 + a_{2j}\mathbf{e}_2 + \dots + a_{nj}\mathbf{e}_n,$$

利用线性性质将行列式展开将会得到  $n^n$  项

$$\sum_{k_1, k_2, \dots, k_n=1}^n |\mathbf{e}_{k_1}, \dots, \mathbf{e}_{k_n}| a_{k_1 1} a_{k_2 2} \dots a_{k_n n}.$$

如果  $k_i = k_j$ , 则交换  $\mathbf{e}_{k_i}, \mathbf{e}_{k_j}$  可知  $|\mathbf{e}_{k_1}, \dots, \mathbf{e}_{k_n}| = 0$ . 从而只剩下  $k_1, k_2, \dots, k_n$  是  $1, 2, \dots, n$  的排列时的那些项. 例如:

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} &= |a_{11}\mathbf{e}_1, a_{12}\mathbf{e}_1 + a_{22}\mathbf{e}_2| + |a_{21}\mathbf{e}_2, a_{12}\mathbf{e}_1 + a_{22}\mathbf{e}_2| \\ &= a_{11}a_{12}|\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_1| + a_{11}a_{22}|\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2| + a_{21}a_{12}|\mathbf{e}_2, \mathbf{e}_1| + a_{21}a_{22}|\mathbf{e}_2, \mathbf{e}_2| \\ &= a_{11}a_{22} - a_{21}a_{12}. \end{aligned}$$

































假设  $A$  的第  $n$  列除了  $a_{nn}$  都是零. 若  $k_n \neq n$ , 则  $a_{k_1 1} \cdots a_{k_n n} = 0$ ; 若  $k_n = n$ , 则  $\operatorname{sgn}(k_1, \dots, k_{n-1}, n) = \operatorname{sgn}(k_1, \dots, k_{n-1})$ . 因此

$$|A| = \sum \operatorname{sgn}(k_1, \dots, k_{n-1}, n) a_{k_1 1} \cdots a_{k_{n-1}, n-1} a_{n, n} = a_{nn} M_{nn} = a_{nn} A_{nn}.$$

假设  $A$  的第  $j$  列除了  $a_{ij}$  都是零. 依次对  $A$  实施

$$r_i \leftrightarrow r_{i+1}, \quad r_{i+1} \leftrightarrow r_{i+2}, \quad \dots, \quad r_{n-1} \leftrightarrow r_n,$$

得到的方阵  $B$  就是将  $A$  的第  $i$  行移动到第  $n$  行的后面得到的方阵. 由于一共  $n - i$  次列互换, 因此  $|B| = (-1)^{n-i} |A|$ .

同理, 将  $B$  的第  $j$  列移动到第  $n$  列的后面得到的方阵记为  $C$ , 则

$$|C| = (-1)^{n-j} |B| = (-1)^{i+j} |A|.$$

注意到  $C$  在  $(n, n)$  处元素是  $a_{ij}$ , 余子式是  $M_{ij}$ , 因此

$$|C| = a_{ij} M_{ij}, \quad |A| = (-1)^{i+j} a_{ij} M_{ij} = a_{ij} A_{ij}.$$



## 行列式沿任一行或列展开

方阵的行列式等于任一行 (列) 的元素与其对应的代数余子式乘积的和:

$$\begin{aligned} |\mathbf{A}| &= a_{i1}A_{i1} + a_{i2}A_{i2} + \cdots + a_{in}A_{in} \\ &= a_{1j}A_{1j} + a_{2j}A_{2j} + \cdots + a_{nj}A_{nj}. \end{aligned}$$

由此也可以看出  $i \neq k$  时,

$$a_{i1}A_{k1} + a_{i2}A_{k2} + \cdots + a_{in}A_{kn} = 0,$$

因为它是第  $i, k$  行相同的方阵的行列式.

## 例：三角阵的行列式

例

$$\begin{vmatrix} a_{11} & & & \\ a_{21} & a_{22} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} = a_{11} \begin{vmatrix} a_{22} & & \\ \vdots & \ddots & \\ a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} = a_{11} a_{22} \begin{vmatrix} a_{33} & & \\ \vdots & \ddots & \\ a_{n3} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} \\ = \cdots = a_{11} a_{22} \cdots a_{nn}.$$

由于转置不改变行列式，因此上三角阵行列式也等于对角元乘积。







































例

$$\text{计算} \begin{vmatrix} 1^{50} & 2^{50} & \cdots & 100^{50} \\ 2^{50} & 3^{50} & \cdots & 101^{50} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 100^{50} & 101^{50} & \cdots & 199^{50} \end{vmatrix}.$$

证明

将第一行换成  $(x+1)^{50}, \dots, (x+100)^{50}$ , 并将行列式记为  $f(x)$ . 那么  $f(1) = \cdots = f(99) = 0$ . 注意到  $f$  的次数不超过 50, 因此  $f \equiv 0$ .  $\square$

同理若  $k < n - 1$ ,  $\left| ((a_i + b_j)^k)_{1 \leq i, j \leq n} \right| = 0$ .



## 第四节 逆矩阵

- 方阵的伴随矩阵
- 逆矩阵的定义和形式
- 逆矩阵的性质
- 克拉默法则
- 逆矩阵的应用



## 例

$$\text{若 } \mathbf{A} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}, \text{ 则 } \mathbf{A}^* = \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}.$$

伴随矩阵满足如下性质:

$$(1) \mathbf{A}\mathbf{A}^* = \mathbf{A}^*\mathbf{A} = |\mathbf{A}|\mathbf{E}_n.$$

这是因为

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^* = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A_{11} & A_{21} & \cdots & A_{n1} \\ A_{12} & A_{22} & \cdots & A_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{1n} & A_{2n} & \cdots & A_{nn} \end{pmatrix}$$

$$\text{的 } (i, j) \text{ 元是 } a_{i1}A_{j1} + \cdots + a_{in}A_{jn} = \begin{cases} |\mathbf{A}|, & i = j; \\ 0, & i \neq j. \end{cases}$$







































## 克拉默法则

设  $A$  是  $n$  阶方阵,  $b = (b_1, \dots, b_n)^T$  是  $n$  维列向量, 将  $A$  的第  $j$  列换成  $b$  得到的方阵记为  $A_j$ . 当  $|A| \neq 0$ , 线性方程组  $Ax = b$  有唯一解

$$x = \left( \frac{|A_1|}{|A|}, \frac{|A_2|}{|A|}, \dots, \frac{|A_n|}{|A|} \right).$$

## 证明

显然唯一解就是  $x = A^{-1}b = \frac{1}{|A|}A^*b$ . 由于方阵  $A_j$  沿着第  $j$  列展开得到

$$|A_j| = b_1A_{1j} + b_2A_{2j} + \dots + b_nA_{nj} = (A_{1j}, A_{2j}, \dots, A_{nj})b.$$

因此  $A^*b = (|A_1|, \dots, |A_n|)^T$ , 从而  $x$  具有题述形式. □





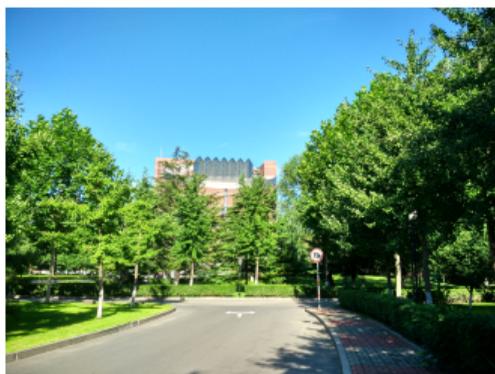












左图是一张夏天的风景图, 我们希望把它修改成秋天的景色. Photoshop 提供了将颜色重新搭配的通道混合器. 用取色工具选取树叶、蓝天、地面的颜色, 分别得到 RGB 值为

$(59, 181, 19)$ ,  $(90, 185, 249)$ ,  $(210, 205, 186)$ .

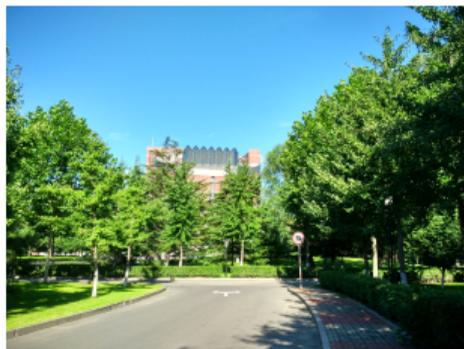
我们希望将树叶变成金黄色  $RGB(234, 228, 70)$  而保持蓝天和地面的颜色不变. 则我们需要的矩阵  $A$  满足

$$A \begin{pmatrix} 59 & 90 & 210 \\ 181 & 185 & 205 \\ 19 & 249 & 186 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 234 & 90 & 210 \\ 228 & 185 & 205 \\ 70 & 249 & 186 \end{pmatrix}.$$

解得

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 234 & 90 & 210 \\ 228 & 185 & 205 \\ 70 & 249 & 186 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 59 & 90 & 210 \\ 181 & 185 & 205 \\ 19 & 249 & 186 \end{pmatrix}^{-1} \approx \begin{pmatrix} 0.43 & 1.23 & -0.70 \\ -0.15 & 1.33 & -0.19 \\ -0.17 & 0.36 & 0.79 \end{pmatrix}.$$

分别在通道混合器的红绿蓝通道输入上面三行即可.



## 第五节 分块矩阵

- 分块矩阵的定义和运算
- 特殊分块矩阵

有时为了研究矩阵和其部分元素形成的矩阵的联系, 需要使用**分块法**将其进行拆分:

### 定义

用若干条横线和竖线将矩阵  $A$  分成许多小矩阵, 每个小矩阵成为  $A$  的子块, 以子块为元素的矩阵称为**分块矩阵**.

例如

$$A = \begin{pmatrix} O_{m \times n} & E_m \\ E_n & O_{n \times m} \end{pmatrix}$$

就是一个分块矩阵. 事实上我们已经不加定义地用过分块矩阵了.

## 分块矩阵的运算：加法和数乘

若分块矩阵  $A, B$  同型, 且每个对应分块也同型, 则  $A + B$  就是对应分块相加形成的分块矩阵:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \cdots & \mathbf{A}_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{s1} & \cdots & \mathbf{A}_{sr} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{B}_{11} & \cdots & \mathbf{B}_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{B}_{s1} & \cdots & \mathbf{B}_{sr} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} + \mathbf{B}_{11} & \cdots & \mathbf{A}_{1r} + \mathbf{B}_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{s1} + \mathbf{B}_{s1} & \cdots & \mathbf{A}_{sr} + \mathbf{B}_{sr} \end{pmatrix}.$$

数  $\lambda$  和分块矩阵的数乘, 就是  $\lambda$  和对应分块数乘形成的分块矩阵:

$$\lambda \begin{pmatrix} \mathbf{A}_{11} & \cdots & \mathbf{A}_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{s1} & \cdots & \mathbf{A}_{sr} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda \mathbf{A}_{11} & \cdots & \lambda \mathbf{A}_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda \mathbf{A}_{s1} & \cdots & \lambda \mathbf{A}_{sr} \end{pmatrix}.$$

设

$$A = \begin{pmatrix} A_{11} & \cdots & A_{1r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{s1} & \cdots & A_{sr} \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} B_{11} & \cdots & B_{1t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{r1} & \cdots & B_{rt} \end{pmatrix}$$

且  $A_{ik}$  的列数和  $B_{kj}$  的行数相同, 则

$$AB = \begin{pmatrix} C_{11} & \cdots & C_{1t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{s1} & \cdots & C_{st} \end{pmatrix}, \quad C_{ij} = \sum_{k=1}^r A_{ik} B_{kj}.$$

分块矩阵能相乘, 需要  $A$  的列块数和  $B$  的行块数要相等. 然后得到乘积的每个分块表达式后, 相应的分块乘法也要能相乘. 这样分块矩阵的运算就如同把这些分块视作数一样运算.



若方阵

$$A = \begin{pmatrix} A_1 & & \\ & \ddots & \\ & & A_m \end{pmatrix},$$

其中  $A_1, \dots, A_m$  都是方阵, 称  $A$  为分块对角阵. 记作  $A = \text{diag}(A_1, \dots, A_m)$ .

分块对角阵具有如下性质:

- (1)  $|A| = |A_1| \cdots |A_m|$ ;
- (2)  $A$  可逆当且仅当  $A_1, \dots, A_m$  均可逆, 此时  $A^{-1} = \text{diag}(A_1^{-1}, \dots, A_m^{-1})$ .
- (3)  $A^k = \text{diag}(A_1^k, \dots, A_m^k)$ .

## 例: 分块对角阵

例

求  $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 3 \end{pmatrix}$  的逆矩阵.

解

设  $A_1 = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ ,  $A_2 = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ -1 & 3 \end{pmatrix}$ , 则  $A_1^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$ ,  $A_2^{-1} = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$ .

故  $A^{-1} = \text{diag}(A_1^{-1}, A_2^{-1}) = \begin{pmatrix} 1 & -1 & & \\ -1 & 2 & & \\ & & 1/2 & 0 \\ & & 1/6 & 1/3 \end{pmatrix}$ .

## 例: 分块三角阵的逆

例

设  $A, B$  均可逆, 求  $\begin{pmatrix} A & O \\ C & B \end{pmatrix}$  的逆矩阵.

解

由  $\begin{vmatrix} A & O \\ C & B \end{vmatrix} = |A| \cdot |B| \neq 0$  可知该方阵可逆. 设  $\begin{pmatrix} A & O \\ C & B \end{pmatrix} \begin{pmatrix} A_1 & A_2 \\ A_3 & A_4 \end{pmatrix} = E$ .

则  $AA_1 = E, AA_2 = O, CA_2 + BA_4 = E$ . 于是  $A_1 = A^{-1}, A_2 = O, A_4 = B^{-1}$ .  
再由  $CA_1 + BA_3 = O$  可得

$$A_3 = -B^{-1}CA_1 = -B^{-1}CA^{-1}.$$

故  $\begin{pmatrix} A & O \\ C & B \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} A^{-1} & O \\ -B^{-1}CA^{-1} & B^{-1} \end{pmatrix}$ .

由此可知, (分块) 上/下三角阵的逆还是 (分块) 上/下三角阵.

### 练习

设  $A, B$  为同阶方阵,  $C = \begin{pmatrix} A & \\ & B \end{pmatrix}$ , 则  $C^* =$  ( C ).

(A)  $\begin{pmatrix} A^* & \\ & B^* \end{pmatrix}$

(B)  $\begin{pmatrix} B^* & \\ & A^* \end{pmatrix}$

(C)  $\begin{pmatrix} |B|A^* & \\ & |A|B^* \end{pmatrix}$

(D)  $\begin{pmatrix} |A|B^* & \\ & |B|A^* \end{pmatrix}$

## 第六节 矩阵的初等变换

- 初等矩阵
- 矩阵等价
- 初等变换解矩阵方程







(3)  $r_i + kr_j, c_j + kc_i$  都对应初等矩阵

$$E(i, j(k)) = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & 1 & \\ & & & & & \ddots & \\ & & & & & & 1 \end{pmatrix}$$

↑ ↑  
 第  $i$  列 第  $j$  列

← 第  $i$  行  
 ← 第  $j$  行

需要注意的是  $c_i + kc_j$  对应的初等矩阵不是  $E(i, j(k))$  而是  $E(j, i(k))$ .



$$E(2(k))A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & k & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4k & 5k & 6k \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix}.$$

$E(i(k))$  左乘在矩阵  $A$  上, 即对  $A$  实施  $kr_i$ .

$$E(3,1(k))A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ k & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7+k & 8+2k & 9+3k \end{pmatrix}.$$

$E(i,j(k))$  左乘在矩阵  $A$  上, 即对  $A$  实施  $r_i + kr_j$ . 即, 初等矩阵左乘矩阵  $A$  等同于对  $A$  实施对应的初等行变换.

同理, 初等矩阵右乘矩阵  $A$  等同于对  $A$  实施对应的初等列变换.









## 例：初等矩阵

例

$$\text{设 } P_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, P_2 = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ 0 & 1 & & \\ 0 & 0 & 1 & \\ a & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, P_3 = \begin{pmatrix} 1 & & & \\ & k & & \\ & & 1 & \\ & & & 1 \end{pmatrix}, \text{求 } P_1 P_2 P_3 \text{ 及逆.}$$

解

$$P_1 \xrightarrow{c_1 + ac_4} P_1 P_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ a & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{kc_2} P_1 P_2 P_3 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & k & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ a & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$

$$P_1^{-1} = P_1 \xrightarrow{r_4 - ar_1} (P_1 P_2)^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -a & 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{\frac{1}{k}r_2} (P_1 P_2 P_3)^{-1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1/k & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -a & 1 \end{pmatrix}.$$

























## 初等变换解矩阵方程

若  $A$  可逆, 则  $AX = B \iff X = A^{-1}B$ . 若  $(A, B) \stackrel{r}{\sim} (E, X)$ , 则存在可逆矩阵  $P$  使得  $P(A, B) = (E, X)$ . 即  $P = A^{-1}, X = A^{-1}B$ . 所以

$$AX = B \iff X = A^{-1}B \iff (A, B) \stackrel{r}{\sim} (E, X).$$

同理

$$XA = C \iff X = CA^{-1} \iff \begin{pmatrix} A \\ B \end{pmatrix} \stackrel{c}{\sim} \begin{pmatrix} E \\ X \end{pmatrix}.$$

所以我们可使用初等变换解该类型矩阵方程.

特别地,  $(A, E) \stackrel{r}{\sim} (E, A^{-1})$  可用来帮助计算矩阵的逆.

例

求  $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 3 \\ 2 & 1 & 4 \end{pmatrix}$  的逆.













## 第二章 等价和秩

- ① 向量组
- ② 矩阵的秩
- ③ 标准正交基
- ④ 线性方程组

## 第一节 向量组

- 线性组合
- 线性相关和线性无关
- 线性相关和线性无关的性质
- 维数和秩
- 极大线性无关组







向量  $\beta$  能被向量组  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性表示, 当且仅当存在  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$  使得

$$\beta = \lambda_1 \alpha_1 + \cdots + \lambda_m \alpha_m = (\alpha_1, \dots, \alpha_m) \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_m \end{pmatrix},$$

即  $Ax = \beta$  有解, 其中  $A = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)$ .

### 定理

向量  $\beta$  能被  $A$  的列向量组线性表示, 当且仅当  $Ax = \beta$  有解.

设向量组  $S$  是  $A$  的列向量组. 记  $V$  为向量组  $S$  能线性表示的向量全体, 则

$$V = \{A\mathbf{x} \mid \mathbf{x} \in \mathbb{R}^m\} \subseteq \mathbb{R}^n$$

是一个线性空间, 称为  $S$  生成的空间. 它是包含  $S$  中所有向量的最小的线性空间.

这样,  $\beta$  能被  $S$  线性表示  $\iff \beta \in V$ .



### 命题

向量组的等价满足如下性质:

- (1) 自反性:  $S \sim S$ ;
- (2) 对称性:  $S \sim T \implies T \sim S$ ;
- (3) 传递性:  $S \sim T, T \sim R \implies S \sim R$ .

若矩阵  $A \overset{c}{\sim} B$  列等价, 则存在可逆矩阵  $Q$  使得  $B = AQ$ , 于是二者的列向量组作为向量组等价. 但是反过来**不成立**. 这是因为列等价的矩阵一定是同型矩阵, 但等价的向量组并不要求向量数量相同. 不过, 同型矩阵  $A, B$  列向量组等价  $\iff A \overset{c}{\sim} B$ . 我们稍后证明.

## 定义

对于  $n$  维向量组  $\{\alpha_1, \dots, \alpha_m\}$ , 若存在一组不全为零的数  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$  使得

$$\lambda_1 \alpha_1 + \dots + \lambda_m \alpha_m = \mathbf{0},$$

则称该向量组线性相关. 否则称该向量组线性无关.

## 例

- (1)  $\alpha_1 = (1, 2, 3)^T$ ,  $\alpha_2 = (2, 3, 4)^T$ ,  $\alpha_3 = (0, 0, 0)^T$  线性相关. 包含零向量的向量组总是线性相关的.
- (2)  $e_1 = (1, 0, 0)^T$ ,  $e_2 = (0, 1, 0)^T$ ,  $e_3 = (0, 0, 1)^T$  线性无关. 一般地,  $n$  维基本向量组  $e_1, \dots, e_n$  线性无关.
- (3)  $\alpha$  线性相关  $\iff \alpha = \mathbf{0}$ .
- (4)  $\alpha_1, \alpha_2$  线性相关  $\iff \alpha_1, \alpha_2$  对应分量成比例 (共线).



## 例：线性无关和线性相关

### 练习

设  $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -2 \\ 2 & 1 & 2 \\ 3 & 0 & 4 \end{pmatrix}$ ,  $\alpha = \begin{pmatrix} k \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ . 若  $A\alpha$  和  $\alpha$  线性相关, 则  $k = \underline{-1}$ .

### 练习

已知向量组  $\{\alpha_1, \alpha_2\}$  线性无关, 请问向量组  $\{\alpha_1 - \alpha_2, \alpha_1 + \alpha_2, \alpha_1\}$  是否线性无关?

### 答案

线性相关, 因为  $(\alpha_1 - \alpha_2) + (\alpha_1 + \alpha_2) - 2\alpha_1 = 0$ .

## 例: 判断线性无关

### 例

已知向量组  $\{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\}$  线性无关, 证明向量组  $\{\alpha_1 + \alpha_2, \alpha_2 + \alpha_3, \alpha_3 + \alpha_1\}$  线性无关.

### 证明

我们可以用定义来直接证明. 设

$$\lambda_1(\alpha_1 + \alpha_2) + \lambda_2(\alpha_2 + \alpha_3) + \lambda_3(\alpha_3 + \alpha_1) = \mathbf{0}.$$

那么

$$(\lambda_1 + \lambda_3)\alpha_1 + (\lambda_1 + \lambda_2)\alpha_2 + (\lambda_2 + \lambda_3)\alpha_3 = \mathbf{0}.$$

由于  $\{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\}$  线性无关, 因此

$$\lambda_1 + \lambda_3 = \lambda_1 + \lambda_2 = \lambda_2 + \lambda_3 = 0,$$

解得  $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 0$ . 证毕. □

我们来看另一种证法.

另证

我们有

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

其中  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$ . 若  $(\alpha_1 + \alpha_2, \alpha_2 + \alpha_3, \alpha_3 + \alpha_1)x = 0$ , 则

$$(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)Ax = 0 \implies Ax = 0$$

由于  $|A| = 2$ ,  $A$  可逆, 因此  $x = 0$ . □

### 命题

- (1) 设  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性无关,  $(\beta_1, \dots, \beta_n) = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)C$ .  $\beta_1, \dots, \beta_n$  线性无关  
 $\iff Cx = 0$  只有零解.
- (2) 设  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性无关,  $(\beta_1, \dots, \beta_m) = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)C$ .  $\beta_1, \dots, \beta_m$  线性无关  
 $\iff |C| \neq 0$ .
- (3)  $n$  维向量组  $\alpha_1, \dots, \alpha_n$  线性无关  $\iff |\alpha_1, \dots, \alpha_n| \neq 0$ .

### 例

$\alpha_1 = (1, 2, 3)^T$ ,  $\alpha_2 = (2, 3, 4)^T$ ,  $\alpha_3 = (3, 5, 7)^T$  线性相关. 因为它们构成的 3 阶矩阵行列式为零.

### 练习

- (1) 若向量组  $\alpha_1 = (1, 1, 1)^T$ ,  $\alpha_2 = (1, 2, 3)^T$ ,  $\alpha_3 = (1, 3, t)^T$  线性相关, 则  $t = \underline{5}$ .
- (2) 若任一 3 维向量都可由向量组  $\alpha_1 = (a, 3, 2)^T$ ,  $\alpha_2 = (2, -1, 3)^T$ ,  $\alpha_3 = (3, 2, 1)^T$  线性表示, 则  $a \neq \underline{5}$ .

## 定理

向量组  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性相关  $\iff$  其中至少有一个向量可以由其它向量线性表示.

## 证明

若该向量组线性相关, 则存在不全为零的数  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$  使得

$$\lambda_1 \alpha_1 + \dots + \lambda_m \alpha_m = \mathbf{0}.$$

设  $\lambda_i \neq 0$ , 则  $\alpha_i = -\frac{1}{\lambda_i} \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m \lambda_j \alpha_j$  可由其它向量线性表示.

反之, 若  $\alpha_i = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m \lambda_j \alpha_j$  可由其它向量线性表示. 则  $-\alpha_i + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^m \lambda_j \alpha_j = \mathbf{0}$ , 向量组  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性相关. □



## 定理

若向量组  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性无关, 向量组  $\alpha_1, \dots, \alpha_m, \beta$  线性相关, 则  $\beta$  可以由  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性表示, 且表达形式唯一.

## 证明

由于向量组  $\alpha_1, \dots, \alpha_m, \beta$  线性相关, 因此存在不全为零的数  $\lambda_1, \dots, \lambda_m, k$  使得

$$\lambda_1 \alpha_1 + \dots + \lambda_m \alpha_m + k \beta = \mathbf{0}.$$

若  $k = 0$ , 则由  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性无关可知  $\lambda_1 = \dots = \lambda_m = 0$ . 这与  $\lambda_1, \dots, \lambda_m, k$  不全为零矛盾. 因此  $k \neq 0$ ,

$$\beta = -\frac{1}{k}(\lambda_1 \alpha_1 + \dots + \lambda_m \alpha_m).$$

由  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性无关可知线性组合表达方式唯一. □

## 定理

设向量组  $S = \{\alpha_1, \dots, \alpha_m\}$ ,  $T = \{\alpha_1, \dots, \alpha_m, \alpha_{m+1}, \dots, \alpha_s\}$ .

- (1) 若向量组  $S$  线性相关, 则  $T$  也线性相关.
- (2) 若向量组  $T$  线性无关, 则  $S$  也线性无关.

即 **部分相关  $\implies$  整体相关**, **整体无关  $\implies$  部分无关**.

## 例

$n$  维向量组  $\alpha_1, \dots, \alpha_s (3 \leq s \leq n)$  线性无关  $\iff$  ( D ).

- (A)  $\alpha_1, \dots, \alpha_s$  中存在一个向量不能由其余向量线性表示 **必要**
- (B)  $\alpha_1, \dots, \alpha_s$  中任两个向量都线性无关 **必要**
- (C)  $\alpha_1, \dots, \alpha_s$  中不含零向量 **必要**
- (D)  $\alpha_1, \dots, \alpha_s$  中任一个向量都不能由其余向量线性表示

## 例：线性相关和线性无关

### 练习

若向量组  $\alpha, \beta, \gamma$  线性无关,  $\alpha, \beta, \delta$  线性相关, 则( C ).

- (A)  $\alpha$  一定能由  $\beta, \gamma, \delta$  线性表示                      (B)  $\beta$  一定不能由  $\alpha, \gamma, \delta$  线性表示  
(C)  $\delta$  一定能由  $\alpha, \beta, \gamma$  线性表示                      (D)  $\delta$  一定不能由  $\alpha, \beta, \gamma$  线性表示

### 例

设向量  $\beta$  可由  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性表示, 但不能由向量组  $S = \{\alpha_1, \dots, \alpha_{m-1}\}$  线性表示. 记  $T = \{\alpha_1, \dots, \alpha_{m-1}, \beta\}$ , 则( B ).  $\beta = \lambda_1 \alpha_1 + \dots + \lambda_m \alpha_m, \lambda_m \neq 0$

- (A)  $\alpha_m$  不能由  $S$  线性表示, 也不能由  $T$  线性表示  
(B)  $\alpha_m$  不能由  $S$  线性表示, 但能由  $T$  线性表示  
(C)  $\alpha_m$  能由  $S$  线性表示, 也能由  $T$  线性表示  
(D)  $\alpha_m$  能由  $S$  线性表示, 但不能由  $T$  线性表示

## 例：线性相关和线性无关

### 例

设向量组  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  线性相关,  $\alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$  线性无关, 证明

- (1)  $\alpha_1$  能由  $\alpha_2, \alpha_3$  线性表示;
- (2)  $\alpha_4$  不能由  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  线性表示.

### 证明

- (1) 由  $\alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$  线性无关可知  $\alpha_2, \alpha_3$  线性无关. 但是  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  线性相关, 所以  $\alpha_1$  能由  $\alpha_2, \alpha_3$  线性表示.
- (2) 若  $\alpha_4$  能由  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  线性表示, 由于  $\alpha_1$  能由  $\alpha_2, \alpha_3$  线性表示, 于是  $\alpha_4$  也能由  $\alpha_2, \alpha_3$  线性表示. 这与  $\alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$  线性无关矛盾.  $\square$

## 线性相关和线性无关的性质

### 定理

设  $\alpha_j = (a_{1j}, \dots, a_{nj})^T, \beta_j = (a_{1j}, \dots, a_{nj}, a_{n+1,j})^T$ .

- (1) 若向量组  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性无关, 则  $\beta_1, \dots, \beta_m$  线性无关.
- (2) 若向量组  $\beta_1, \dots, \beta_m$  线性相关, 则  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性相关.

### 证明

设  $A = (\alpha_1, \dots, \alpha_m), B = (\beta_1, \dots, \beta_m)$ , 则存在  $m$  维向量  $\gamma$  使得  $B = \begin{pmatrix} A \\ \gamma^T \end{pmatrix}$ . 若向量组  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性无关, 则  $Ax = 0$  只有零解. 而

$$Bx = 0 \iff Ax = 0, \gamma^T x = 0,$$

因此  $x = 0, Bx = 0$  只有零解,  $\beta_1, \dots, \beta_m$  线性无关. □

即高维相关  $\implies$  低维相关, 低维无关  $\implies$  高维无关.

## 练习

(1) 判断下列向量组的线性相关性：

(i)  $(1, 2, 3, 4)^T, (2, 3, 4, 5)^T, (0, 0, 0, 0)^T$ . **相关**

(ii)  $(a, b, 1, 0, 0)^T, (c, d, 0, 6, 0)^T, (a, c, 0, 5, 6)^T$ . **无关**

(iii)  $(a, 1, 0, b, 0)^T, (c, 0, 6, d, 0)^T, (a, 0, 5, c, 6)^T$ . **无关**

(2) 若  $(1, 0, 0, 2)^T, (0, 1, 5, 0)^T, (2, 1, t + 2, 4)^T$  线性相关, 则  $t = \underline{3}$ .

### 定理

设向量组  $S = \{\alpha_1, \dots, \alpha_s\}$  可由  $T = \{\beta_1, \dots, \beta_t\}$  线性表示.

- (1) 若  $s > t$ , 则  $S$  线性相关.                      (2) 若  $S$  线性无关, 则  $s \leq t$ .

即多的由少的表示, 多的一定线性相关.

### 证明

设  $A = (\alpha_1, \dots, \alpha_s)$ ,  $B = (\beta_1, \dots, \beta_t)$ . 则存在矩阵  $P$  使得  $A = BP$ . 由于  $P$  行数小于列数, 因此  $Px = 0$  有非零解  $x$ . 从而  $Ax = BPx = 0$ ,  $S$  线性相关.  $\square$

### 推论

- (1)  $m > n$  个  $n$  维向量一定线性相关.  
(2) 任意两个等价的线性无关向量组所含向量的个数相同.

- (1) 向量组线性相关  $\iff$  其中至少有一个向量可以由其它向量线性表示.
- (2) 若  $S$  线性无关,  $S \cup \{\beta\}$  线性相关, 则  $\beta$  可以由  $S$  唯一线性表示.
- (3) 部分相关  $\implies$  整体相关, 整体无关  $\implies$  部分无关.
- (4) 高维相关  $\implies$  低维相关, 低维无关  $\implies$  高维无关.
- (5) 多的由少的表示, 多的一定线性相关.



### 推论

设方阵  $A = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$  的列向量组为  $S$ .

- (1)  $S$  线性无关  $\iff R(S) = m \iff Ax = 0$  只有零解  $\iff |A| \neq 0$ .
- (2)  $S$  线性相关  $\iff R(S) < m \iff Ax = 0$  有非零解  $\iff |A| = 0$ .

### 练习

设  $A$  是  $n$  阶方阵, 且其行列式  $|A| = 0$ . 下列说法正确的是( C ).

- (A)  $A$  必有一列元素全为零
- (B)  $A$  必有两列元素对应成比例
- (C)  $A$  必有一个列向量可由其余列向量线性表示
- (D)  $A$  中任意列向量均可由其余列向量线性表示

## 定理

- (1) 设向量组  $S$  可由向量组  $T$  线性表示, 则  $R(S) \leq R(T)$ .
- (2) 若线性空间  $V \subseteq W$ , 则  $\dim V \leq \dim W$ .
- (3) 设向量组  $S$  可由向量组  $T$  线性表示, 且  $R(S) = R(T)$ , 则  $S, T$  向量组等价.
- (4) 若线性空间  $V \subseteq W$  且  $\dim V = \dim W$ , 则  $V = W$ .

我们来证明(4). 设  $S, T$  是  $V, W$  的一组基. 那么  $S, T$  大小相同, 且  $S$  可由  $T$  线性表示. 设  $S, T$  分别是  $A, B$  的列向量组, 那么存在方阵  $P$  使得  $A = BP$ . 若  $P$  不可逆, 存在非零向量  $x$  使得  $Px = 0$ . 于是  $Ax = BPx = 0$ ,  $S$  线性相关, 矛盾!

## 定理

设  $V$  是  $n$  维空间,  $S$  是由其中向量构成向量组. 那么  $S$  是一组基当且仅当如下任意两条满足 (剩下一条自动成立):

- (1)  $S$  大小是  $n$ ;
- (2)  $S$  生成  $V$ ;
- (3)  $S$  线性无关.

## 例: 向量组的秩

### 例

若

$$S_1 = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3\}, \quad S_2 = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4\}, \quad S_3 = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5\}$$

满足  $R(S_1) = R(S_2) = 3, R(S_3) = 4$ . 证明向量组  $S = \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_5 - \alpha_4\}$  线性无关.

### 证明

由  $R(S_1) = 3$  可知  $S_1$  线性无关. 由  $R(S_2) = 3$  可知  $S_2$  线性相关. 从而  $\alpha_4$  可由  $S_1$  线性表示. 于是  $S_3$  可由  $S$  线性表示. 显然  $S$  可由  $S_3$  线性表示, 因此二者等价,  $R(S) = R(S_3) = 4$ . □

### 练习

判断题: 设  $S$  和  $T$  为两个  $n$  维向量组, 且  $R(S) = R(T)$ , 则  $S$  和  $T$  等价. ✗

如何从一组能生成空间  $V$  的向量找到  $V$  的一组基? 我们只需要取极大线性无关组.

### 定义

设  $S$  为一个向量组. 若  $S$  的部分组  $S_0 = \{\alpha_1, \dots, \alpha_m\}$  满足

- (1)  $S_0$  线性无关;
- (2)  $S_0$  添加  $S$  中的若干向量得到的向量组均线性相关.

则称  $S_0$  是  $S$  的一个极大线性无关组.

根据上一节相关结论可知,  $S$  中所有向量均可由  $S_0$  线性表示. 换言之,  $S_0$  和  $S$  等价, 它们生成相同的子空间  $V$ ,  $m = R(S)$ ,  $S_0$  是  $V$  的一组基.

## 定理

$S_0$  是  $S$  的极大线性无关组当且仅当

- (1)  $S_0$  线性无关;
- (2)  $S$  中任意  $m+1$  个向量线性相关.

## 证明

若  $S_0$  是  $S$  的极大线性无关组, 则  $S$  中任意  $m+1$  个向量可由  $S_0$  线性表示. 从而线性相关.

反之, 若  $S$  中任意  $m+1$  个向量线性相关, 则  $S$  中任意  $s > m$  个向量线性相关. 于是  $S_0$  添加  $S$  中的若干向量得到的向量组均线性相关.  $\square$

- (1) 若  $R(S) = r$ , 则  $S$  中任意  $r$  个线性无关的向量构成  $S$  的一个极大线性无关组.
- (2) 只含有零向量的向量组没有极大线性无关组 (空集), 它的秩为 0 (空集生成 0 维空间  $\{0\}$ ).
- (3) 极大线性无关组一般不是唯一的. 例如

$$\alpha_1 = (1, 0)^T, \quad \alpha_2 = (0, 1)^T, \quad \alpha_3 = (1, 1)^T.$$

$\alpha_1, \alpha_2$  是一个极大线性无关组,  $\alpha_1, \alpha_3$  也是一个极大线性无关组.

- (4) 向量组和它的一个极大线性无关组是等价的, 于是同一向量组的任意两个极大线性无关组等价.

设  $A = (\alpha_1, \dots, \alpha_r), B = (\beta_1, \dots, \beta_r)$  的列向量组是等价的线性无关组. 我们之前证明过若  $B = AP$ , 则  $P$  可逆.

一般地, 若  $A = (\alpha_1, \dots, \alpha_m), B = (\beta_1, \dots, \beta_m)$  的列向量组是等价的向量组, 秩为  $r$ . 通过适当的列变换, 可以让  $A$  的前  $r$  列是极大无关组, 后面全是零向量. 设  $A = (A'_r, O)$ . 对  $B$  作类似操作, 则  $A' \stackrel{c}{\sim} B'$ , 即存在可逆矩阵  $P \in M_r$  使得  $B' = A'P$ . 于是

$$B = A \begin{pmatrix} P & \\ & E \end{pmatrix} \stackrel{c}{\sim} A.$$

因此同型矩阵列 (行) 向量组等价  $\iff$  列 (行) 等价.

例

矩阵  $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 3 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & 4 \\ 0 & 0 & 0 & 5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$  的行向量组为

$$\alpha_1^T = (1, 1, 3, 1), \alpha_2^T = (0, 1, -1, 4), \alpha_3^T = (0, 0, 0, 5), \alpha_4^T = (0, 0, 0, 0).$$

由于  $\alpha_1^T, \alpha_2^T, \alpha_3^T$  的第 1, 2, 4 个分量形成可逆矩阵  $\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 4 \\ 0 & 0 & 5 \end{pmatrix}$ , 因此它们线性无关.

它们构成一个极大线性无关组,  $A$  的行向量组的秩是 3. 类似可知,  $A$  的列向量组的秩也是 3.

实际上, 任意矩阵的行向量组的秩等于列向量组的秩. 为了说明这一点, 我们考虑矩阵的秩.

## 第二节 矩阵的秩

- 矩阵秩的定义
- 矩阵秩的性质
- 极大线性无关组的计算方法



例

求矩阵  $A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 & 3 & -2 \\ 0 & 3 & 1 & -2 & 5 \\ 0 & 0 & 0 & 4 & -3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ ,  $B = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & -5 \\ 4 & 7 & 1 \end{pmatrix}$  的秩.

解

$A$  是行阶梯形矩阵, 因此  $R(A) = 3$ .

$$B \xrightarrow[r_3 - 4r_1]{r_2 - 2r_1} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -1 & -11 \\ 0 & -1 & -11 \end{pmatrix} \xrightarrow[-r_2]{r_3 - r_2} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 11 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \implies R(B) = 2.$$



注意处理带未知数的矩阵时，不宜实施  $\frac{1}{a+1}r_2, (a-2)r_3$  等类似操作，因为其分母或系数可能为零。

### 练习

求矩阵  $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -2 & 3 \\ 2 & 1 & -6 & 4 \\ 3 & 2 & m & 7 \end{pmatrix}$  的秩。

### 答案

$m \neq -8$  时， $R(\mathbf{A}) = 3$ ； $m = -8$  时， $R(\mathbf{A}) = 2$ 。





## 证明

设  $B = PA$ , 其中  $P$  是初等矩阵.

- (1) 若  $P = E(i, j)$ , 则  $B$  的  $k$  阶子式总等于  $A$  的某个  $k$  阶子式, 最多相差  $-1$ .
- (2) 若  $P = E(i(a))$ , 则  $B$  的  $k$  阶子式总等于  $A$  的某个  $k$  阶子式或  $a$  倍.
- (3) 若  $P = E(i, j(a))$ , 则  $B$  的  $k$  阶子式总等于  $A$  的某个  $k$  阶子式.

因此若  $A$  的  $k$  阶子式都是零, 则  $B$  的  $k$  阶子式也都是零.

由于  $P^{-1}$  也是初等矩阵, 因此反过来也成立. 对于  $B = AP$  情形同理. 因此, 若  $A \sim B$ , 则  $A$  的  $k$  阶子式都是零  $\iff B$  的  $k$  阶子式都是零.

对于标准型矩阵, 该定理显然成立. 因此该定理对任意矩阵都成立. □

### 命题

设  $A \in M_{m \times n}$ , 则  $0 \leq R(A) \leq \min(m, n)$ .

### 定义

- (1) 若  $R(A) = m$ , 称  $A$  **行满秩**;
- (2) 若  $R(A) = n$ , 称  $A$  **列满秩**;
- (3) 若  $R(A) = m = n$ , 称  $A$  **满秩**.

### 命题

- (1)  $R(A) = 0 \iff A = O$ ;
- (2)  $n$  阶方阵  $A$  可逆  $\iff R(A) = n$ ;
- (3)  $R(kA) = R(A) = R(A^T), k \neq 0$ ;
- (4)  $A \sim B \iff R(A) = R(B)$ ;
- (5)  $R(AB) \leq \min(R(A), R(B))$ ;
- (6) 若  $A_{m \times n} B_{n \times l} = O$ , 则  $R(A) + R(B) \leq n$ ;
- (7)  $R(aA + bB) \leq R(A, B) \leq R(A) + R(B)$ .  
特别地,  $\max(R(A), R(B)) \leq R(A, B)$ .







## 另证

由于添加零行或零列不改变秩, 因此不妨设  $A, B$  都是方阵. 由于

$$aA + bB = (A, B) \begin{pmatrix} aE & \\ & bE \end{pmatrix}, \quad (A, B) = (E, E) \begin{pmatrix} A & \\ & B \end{pmatrix}.$$

因此  $R(aA + bB) \leq R(A, B) \leq R(A) + R(B)$ . □

## 练习

(1) 设  $R(\mathbf{A}) = 2$ ,  $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 2 & 0 \\ -1 & 0 & 3 \end{pmatrix}$ , 则  $R(\mathbf{AB}) = \underline{2}$ .

(2) 若  $\mathbf{A}$  是  $n$  阶方阵且  $R(\mathbf{AB}) < R(\mathbf{B})$ , 则  $|\mathbf{A}| = \underline{0}$ .

(3) 若  $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 1 \\ 2 & 0 & 5 \end{pmatrix}$ ,  $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 3 & 4 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 4 & 6 & t \end{pmatrix}$ ,  $\mathbf{AX} = \mathbf{B}$  且  $R(\mathbf{X}) = 2$ , 则  $t = \underline{2}$ .

(4) 若  $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} t & 2 & 3 \\ 2 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 5 \end{pmatrix}$  且存在非零矩阵  $\mathbf{B}$  使得  $\mathbf{AB} = \mathbf{O}$ , 则  $t = \underline{4}$ .

## 例：矩阵秩性质的应用

### 例

证明：若  $n$  阶方阵  $A$  满足  $A^2 = A$ , 则  $R(A) + R(A - E) = n$ .

### 证明

由于  $A(A - E) = A^2 - A = O$ , 因此

$$R(A) + R(A - E) \leq n.$$

由于  $A + (E - A) = E$ , 因此

$$n = R(E) \leq R(A) + R(E - A).$$

故  $R(A) + R(A - E) = n$ . □

## 伴随矩阵的秩

设  $A$  是  $n$  阶方阵, 则

$$R(A^*) = \begin{cases} n, & R(A) = n; \\ 1, & R(A) = n - 1; \\ 0, & R(A) \leq n - 2. \end{cases}$$

### 证明

- (1) 若  $R(A) = n$ ,  $A$  可逆, 从而  $A^*$  可逆,  $R(A^*) = n$ .
- (2) 若  $R(A) = n - 1$ , 由  $AA^* = |A|E = O$  可知  $R(A^*) \leq 1$ . 由于  $R(A) = n - 1$ ,  $A$  存在非零的  $n - 1$  子式, 从而  $A^* \neq O$ . 故  $R(A^*) = 1$ .
- (3) 若  $R(A) \leq n - 2$ , 则  $A$  的  $n - 1$  子式均为零, 从而  $A^* = O$ . □

### 练习

(1) 设  $\alpha = (1, 0, -1, 2)^T$ ,  $\beta = (0, 1, 0, 2)^T$ , 则  $R(\alpha\beta^T) = \underline{\quad 1 \quad}$ .

(2) 若  $A = \begin{pmatrix} a & b & b \\ b & a & b \\ b & b & a \end{pmatrix}$  且  $R(A^*) = 1$ , 则( B ).

(A)  $a \neq b, a + 2b \neq 0$

(B)  $a \neq b, a + 2b = 0$

(C)  $a = b, a \neq 0$

(D)  $a = b = 0$

(3) 设  $A, B$  均为  $n$  阶非零矩阵, 且  $AB = O$ , 则  $R(A)$  与  $R(B)$ ( B ).

(A) 必有一个等于 0

(B) 都小于  $n$

(C) 都等于  $n$

(D) 一个小于  $n$ , 一个等于  $n$

## 例: 矩阵秩性质的应用

### 练习

(4) 设  $P$  为 3 阶非零矩阵,  $Q = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & t \\ 3 & 6 & 9 \end{pmatrix}$  且  $PQ = O$ , 则( A ).

(A)  $t \neq 6$  时,  $R(P) = 1$

(B)  $t \neq 6$  时,  $R(P) = 2$

(C)  $t = 6$  时,  $R(P) = 1$

(D)  $t = 6$  时,  $R(P) = 2$

(5) 设  $A, B$  为  $n$  阶方阵, 则( A ).

(A)  $R(A, AB) = R(A)$

(B)  $R(A, BA) = R(A)$

(C)  $R(A, AB) = \max(R(A), R(B))$

(D)  $R(AB) = R(A^T B^T)$

### 答案

存在  $AB = O, BA \neq O, D$  错误. 令  $A = E, C$  错误.  $(E, B)$  行满秩, 选 A.

### 练习

(6) 设  $\mathbf{A} \in M_{m \times n}$ ,  $\mathbf{B} \in M_{n \times m}$ , 则( A ).

(A) 当  $m > n$  时, 必有  $|\mathbf{AB}| = 0$       (B) 当  $m > n$  时, 必有  $|\mathbf{AB}| \neq 0$

(C) 当  $m < n$  时, 必有  $|\mathbf{AB}| = 0$       (D) 当  $m < n$  时, 必有  $|\mathbf{AB}| \neq 0$

(7) 设  $\mathbf{A} \in M_{n \times m}$ ,  $\mathbf{B} \in M_{m \times n}$ ,  $n < m$ . 若  $\mathbf{AB} = \mathbf{E}$ , 则  $R(\mathbf{B}) = \underline{\quad n \quad}$ .

(8) 若  $\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 2 & 3 & a+2 \end{pmatrix}$  和  $\begin{pmatrix} 1 & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 1 \\ a+3 & a+6 & a+4 \end{pmatrix}$  等价, 则( B ).

(A)  $a = -1$       (B)  $a \neq -1$       (C)  $a \neq 1$       (D)  $a = 1$

(9) 设四阶方阵  $\mathbf{A} = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4)$  满足  $\alpha_1 + \alpha_2 - 2\alpha_3 = \mathbf{0}$ ,  $\alpha_2 + 5\alpha_4 = \mathbf{0}$ , 则  $R(\mathbf{A}^*) = \underline{\quad 0 \quad}$ .





## 典型例题：求极大线性无关组

例

求下述向量组的秩和一个极大无关组，并把其余向量用这个极大无关组线性表示：

$$\alpha_1 = \begin{pmatrix} -7 \\ -2 \\ 1 \\ -11 \end{pmatrix}, \alpha_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 5 \\ 8 \end{pmatrix}, \alpha_3 = \begin{pmatrix} 3 \\ 1 \\ -1 \\ 4 \end{pmatrix}, \alpha_4 = \begin{pmatrix} 5 \\ 3 \\ -7 \\ 0 \end{pmatrix}, \alpha_5 = \begin{pmatrix} -4 \\ -2 \\ 1 \\ -11 \end{pmatrix}.$$

解

$$A = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5) = \begin{pmatrix} -7 & 1 & 3 & 5 & -4 \\ -2 & -1 & 1 & 3 & -2 \\ 1 & 5 & -1 & -7 & 1 \\ -11 & 8 & 4 & 0 & -11 \end{pmatrix}$$



## 练习

求下述矩阵列向量的一个极大无关组，并把其余向量用这个极大无关组线性表示：

$$A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & -1 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & -2 & 1 & 4 \\ 4 & -6 & 2 & -2 & 4 \\ 3 & 6 & -9 & 7 & 9 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 & 4 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

## 答案

设  $\alpha_j$  是  $A$  的第  $j$  列，则  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_4$  是一个极大线性无关组，且

$$\alpha_3 = -\alpha_1 - \alpha_2, \quad \alpha_5 = 4\alpha_1 + 3\alpha_2 - 3\alpha_4.$$







### 第三节 标准正交基

- 向量的内积
- 正交向量组与格拉姆-施密特正交化

本节考虑的向量都是实向量.

设向量组  $S = \{\alpha_1, \dots, \alpha_s\}$  的秩为  $r$ , 则它们生成的线性空间  $V$  的维数就是  $r$ .  $S$  的极大无关组  $S_0$  的大小就是  $r$ , 且  $S_0$  是  $V$  的一组基.

有时候我们想更进一步, 就像  $\mathbb{R}^n$  的基本向量组  $e_1, \dots, e_n$  一样, 我们希望找到  $V$  的一组基  $\alpha_1, \dots, \alpha_r$  使得

- (1)  $\alpha_i$  长度都是 1;
- (2)  $\alpha_1, \dots, \alpha_r$  两两垂直.









### 定义

- (1) 若向量组  $S$  中的向量两两正交且非零, 则称  $S$  为**正交向量组**.
- (2) 若向量组  $S$  中的向量两两正交且均为单位向量, 则称  $S$  为**标准正交向量组**.

### 例

设  $\alpha_1 = (1, 1, 1)^T, \alpha_2 = (1, -2, 1)^T \in \mathbb{R}^3$ . 求向量  $\alpha_3$  使得  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  是正交向量组.

### 解

显然  $\alpha_1, \alpha_2$  正交. 设  $\alpha_3 = (x_1, x_2, x_3)^T$ , 则

$$[\alpha_1, \alpha_3] = x_1 + x_2 + x_3 = 0,$$

$$[\alpha_2, \alpha_3] = x_1 - 2x_2 + x_3 = 0.$$

解得  $(x_1, x_2, x_3) = (k, 0, -k)$ . 故可取  $\alpha_3 = (1, 0, -1)^T$ .





现在来看如何从空间  $V$  的一组基  $\alpha_1, \dots, \alpha_r$  得到一组标准正交基. 令  $\beta_1 = \alpha_1$ ,  $\beta_2 = \alpha_2 + \lambda\beta_1$ . 若  $\beta_1$  和  $\beta_2$  正交, 则

$$0 = [\beta_2, \beta_1] = [\alpha_2, \beta_1] + \lambda[\beta_1, \beta_1],$$

因此  $\lambda = -\frac{[\alpha_2, \beta_1]}{[\beta_1, \beta_1]}.$

令  $\beta_3 = \alpha_3 + \lambda_1\beta_1 + \lambda_2\beta_2$ , 类似地, 若  $\beta_3$  和  $\beta_1, \beta_2$  均正交, 则

$$\lambda_1 = -\frac{[\alpha_3, \beta_1]}{[\beta_1, \beta_1]}, \quad \lambda_2 = -\frac{[\alpha_3, \beta_2]}{[\beta_2, \beta_2]},$$

$$\beta_3 = \alpha_3 - \frac{[\alpha_3, \beta_1]}{[\beta_1, \beta_1]}\beta_1 - \frac{[\alpha_3, \beta_2]}{[\beta_2, \beta_2]}\beta_2.$$

依次递推下去可得一组正交基.



## 典型例题: 格拉姆-施密特正交化

例

将  $\alpha_1 = (1, 1, 0)^T$ ,  $\alpha_2 = (1, 0, 1)^T$ ,  $\alpha_3 = (1, 1, 2)^T$  正交单位化.

解

$$\beta_1 = \alpha_1 = (1, 1, 0)^T$$

$$\beta_2 = \alpha_2 - \frac{[\alpha_2, \beta_1]}{[\beta_1, \beta_1]} \beta_1 = (1, 0, 1)^T - \frac{1}{2}(1, 1, 0)^T = \left(\frac{1}{2}, -\frac{1}{2}, 1\right)^T$$

$$\beta_3 = \alpha_3 - \frac{[\alpha_3, \beta_1]}{[\beta_1, \beta_1]} \beta_1 - \frac{[\alpha_3, \beta_2]}{[\beta_2, \beta_2]} \beta_2 = (1, 1, 2)^T - (1, 1, 0)^T - \frac{2}{3/2} \left(\frac{1}{2}, -\frac{1}{2}, 1\right)^T = \left(-\frac{2}{3}, \frac{2}{3}, \frac{2}{3}\right)^T$$

$$e_1 = \frac{\beta_1}{\|\beta_1\|} = \frac{1}{\sqrt{2}}(1, 1, 0)^T, \quad e_2 = \frac{\beta_2}{\|\beta_2\|} = \frac{1}{\sqrt{6}}(1, -1, 2)^T, \quad e_3 = \frac{\beta_3}{\|\beta_3\|} = \frac{1}{\sqrt{3}}(-1, 1, 1)^T.$$

## 第四节 线性方程组

- 齐次线性方程组解的存在性
- 齐次线性方程组解的结构
- 非齐次线性方程组
- 向量组的线性表示

















## 续解

将  $x_1, x_3$  保留在等式左侧，其它项移动到等式右边，并添加  $x_2 = x_2, x_4 = x_4$ ，得到

$$\begin{cases} x_1 = -2x_2 + 1/5x_4 \\ x_2 = x_2 \\ x_3 = -3/10x_4 \\ x_4 = x_4 \end{cases} \Rightarrow \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = x_2 \begin{pmatrix} -2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + x_4 \begin{pmatrix} 1/5 \\ 0 \\ -3/10 \\ 1 \end{pmatrix},$$

通解为

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = k_1 \begin{pmatrix} -2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + k_2 \begin{pmatrix} 1/5 \\ 0 \\ -3/10 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad k_1, k_2 \text{ 为任意常数.}$$





























# 典型例题: 解非齐次线性方程组

## 例

$a$  为何值时, 以下方程 (1) 有唯一解; (2) 无解; (3) 有无穷多解? 并在有无穷多解时求其通解.

$$\begin{cases} (1+a)x_1 + x_2 + x_3 = 0 \\ x_1 + (1+a)x_2 + x_3 = 3 \\ x_1 + x_2 + (1+a)x_3 = a \end{cases}$$

和之前求带参数矩阵的秩类似, 此处不宜实施常数不确定是否非零的第二类初等变换  $\frac{1}{a+1}r_2, (a-2)r_3$  等.

## 解

$$(\mathbf{A}, \mathbf{b}) = \left( \begin{array}{ccc|c} 1+a & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1+a & 1 & 3 \\ 1 & 1 & 1+a & a \end{array} \right) \sim \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1+a & 1 & 3 \\ 0 & -a & a & a-3 \\ 0 & a & a^2+2a & a^2+a \end{array} \right)$$

续解

$$\sim \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1+a & 1 & 3 \\ 0 & a & -a & 3-a \\ 0 & 0 & a^2+3a & a^2+2a-3 \end{array} \right).$$

(1) 若  $a \neq 0, -3$ , 则  $R(A) = R(A, b) = 3$ , 方程有唯一解.

(2) 若  $a = 0$ , 则  $(A, b) \sim \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1 & 1 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right)$ ,  $R(A) = 1 < R(A, b) = 2$ , 方程无解.

## 续解

(3) 若  $a = -3$ , 则  $(\mathbf{A}, \mathbf{b}) \sim \left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 0 & -1 & -1 \\ 0 & 1 & -1 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right)$ ,  $R(\mathbf{A}) = R(\mathbf{A}, \mathbf{b}) = 2$ , 方程有无穷多

解. 特解为  $\begin{pmatrix} -1 \\ -2 \\ 0 \end{pmatrix}$ , 基础解系为  $\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ , 通解为

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} -1 \\ -2 \\ 0 \end{pmatrix} + k \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix},$$

$k$  为任意常数.

由于系数矩阵为 3 阶方阵, 也可以先通过  $|\mathbf{A}| \neq 0$  得到唯一解情形.

## 练习

$a, b$  为何值时, 以下方程

(1) 有唯一解; (2) 无解; (3) 有无穷多解? 并在有无穷多解时求其通解.

$$\begin{cases} x_1 + x_2 + x_3 + x_4 = 1 \\ x_2 - x_3 + 2x_4 = 1 \\ 2x_1 + 3x_2 + (a+2)x_3 + 4x_4 = b+3 \\ 3x_1 + 5x_2 + x_3 + (a+8)x_4 = 5 \end{cases}$$



### 例

设四元非齐次线性方程组  $Ax = b$  的系数矩阵  $A$  的秩为 3. 已知  $\eta_1, \eta_2, \eta_3$  是它的三个解向量, 且

$$\eta_1 = (2, 3, 4, 5)^T, \quad \eta_2 + \eta_3 = (1, 2, 3, 4)^T.$$

求  $Ax = b$  的通解.

### 解

由于  $R(A) = 3$ , 因此  $Ax = 0$  的基础解系只包含一个向量. 根据解的性质,

$$2\eta_1 - (\eta_2 + \eta_3) = (3, 4, 5, 6)^T$$

是  $Ax = 0$  的一个解, 因此这是它的一个基础解系. 故  $Ax = b$  的通解为

$$x = \eta_1 + k(3, 4, 5, 6)^T = (2, 3, 4, 5)^T + k(3, 4, 5, 6)^T.$$









在物理实验中, 经常会出现实验数据与预期不符的情况. 例如变量  $y$  应当为变量  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T$  的线性组合, 即存在  $n$  维向量  $\beta$  使得  $y = \mathbf{x}^T \beta$ . 但从实验数据解方程却是无解. 因此我们需要寻找参数  $\beta$  使得  $y = \mathbf{x}^T \beta$  尽可能接近实验数据.

比较常见的是最小二乘法: 即寻找参数  $\beta$  使得

$$\sum_{i=1}^k |y_i - \mathbf{x}_i^T \beta|^2 = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\beta\|^2$$

尽可能小, 其中  $(\mathbf{x}_i, y_i)$  是实验数据,  $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_k)^T$ ,  $\mathbf{A}$  是由行向量  $\mathbf{x}_i^T$  构成的  $k \times n$  矩阵. 注意所有向量  $\mathbf{A}\beta$  形成一个向量空间  $V$ , 也就是  $\mathbf{A}$  的列向量生成的空间.  $\mathbf{y}$  距离这个空间的距离  $\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\beta\|$  达到最小时,  $\mathbf{y} - \mathbf{A}\beta$  应当和这个空间正交. 于是  $\mathbf{A}^T(\mathbf{y} - \mathbf{A}\beta) = \mathbf{0}$ , 即  $\beta$  是方程

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} \beta = \mathbf{A}^T \mathbf{y}$$

的解.

## 第三章 相似和合同

- ① 方阵的相似
- ② 实对称阵的正交合同
- ③ 实对称阵的合同

## 第一节 方阵的相似

- 特征值与特征向量
- 特征值和特征向量的性质
- 方阵的相似
- 相似矩阵的性质
- 相似对角化

设  $f : \mathbb{C}^n \rightarrow \mathbb{C}^n$  是一个线性映射. 由于  $\mathbb{C}^n$  中的向量由一组基

$$\alpha_1, \dots, \alpha_n$$

唯一线性表示, 因此它完全由它在该组基下的像决定. 若  $f$  将每个  $\alpha_i$  映射为它的倍数, 则  $f$  将会变得很容易研究.

### 定义

若常数  $\lambda$  和非零向量  $x$  满足  $Ax = \lambda x$ , 称  $\lambda$  为  $A$  的**特征值**,  $x$  为  $A$  关于  $\lambda$  的**特征向量**.

设  $Ax = \lambda x$ , 则

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

该方程有非零解当且仅当

$$|A - \lambda E| = \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} - \lambda \end{vmatrix} = 0.$$

注意到该行列式是  $\lambda$  的  $n$  次多项式, 最高项为  $(-1)^n \lambda^n$ . 称之为  $A$  的**特征多项式**.

# 特征值和特征向量的性质

在复数域中  $n$  次多项式总有  $n$  个根 (计算重数), 也就是说  $A$  的特征多项式可以写成

$$f(\lambda) = (\lambda_1 - \lambda) \cdots (\lambda_n - \lambda).$$

所以  $A$  的特征值有  $n$  个 (计算重数).

特征值和特征向量只对方阵存在, 且有如下性质:

- (1) 零向量不是特征向量;
- (2) 若  $x$  是对应  $\lambda$  的特征向量, 则它的非零倍也是;
- (3) 若  $x_1, x_2 \neq -x_1$  是对应  $\lambda$  的特征向量, 则  $x_1 + x_2$  也是;
- (4)  $|A| = 0 \iff 0$  是特征值;  $|A| \neq 0 \iff 0$  不是特征值;
- (5) 若  $n$  阶方阵  $A$  的各行元素之和为  $k$ , 则  $k$  是  $A$  的一个特征值, 且特征向量为  $(1, \dots, 1)^T$ .



# 典型例题: 求特征值和特征向量

## 例

求  $A = \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 4 & 2 \end{pmatrix}$  的特征值和特征向量.

## 解

(1) 特征多项式  $|A - \lambda E| = \begin{vmatrix} 1 - \lambda & 3 \\ 4 & 2 - \lambda \end{vmatrix} = \lambda^2 - 3\lambda - 10$ .

(2) 由  $\lambda^2 - 3\lambda - 10 = 0$  解得特征值  $\lambda_1 = 5, \lambda_2 = -2$ .

(3) 对于  $\lambda_1 = 5, A - 5E = \begin{pmatrix} -4 & 3 \\ 4 & -3 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & -3/4 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ , 得到基础解系  $\begin{pmatrix} 3/4 \\ 1 \end{pmatrix}$ . 故对应的所有特征向量为  $k(3, 4)^T, k \neq 0$ .

(4) 对于  $\lambda_2 = -2, A + 2E = \begin{pmatrix} 3 & 3 \\ 4 & 4 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ , 得到基础解系  $\begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$ . 故对应的所有特征向量为  $k(1, -1)^T, k \neq 0$ .

## 例：求特征值和特征向量

例

求上三角阵  $A = \begin{pmatrix} a_1 & b & c \\ 0 & a_2 & d \\ 0 & 0 & a_3 \end{pmatrix}$  的特征值.

解

特征多项式

$$|A - \lambda E| = \begin{vmatrix} a_1 - \lambda & b & c \\ 0 & a_2 - \lambda & d \\ 0 & 0 & a_3 - \lambda \end{vmatrix} = (a_1 - \lambda)(a_2 - \lambda)(a_3 - \lambda).$$

因此特征值为  $a_1, a_2, a_3$ .

上三角阵、下三角阵、对角阵的特征值就是对角元.





## 典型例题：求特征值和特征向量

### 练习

求  $A = \begin{pmatrix} -2 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ -4 & 1 & 3 \end{pmatrix}$  的特征值和特征向量.

### 答案

- (1) 特征值  $\lambda = -1, 2, 2$ .
- (2)  $-1$  对应的所有特征向量为  $k(1, 0, 1)^T, k \neq 0$ .
- (3)  $2$  对应的所有特征向量为  $k_1(0, 1, -1)^T + k_2(1, 0, 4)^T, k_1, k_2$  不全为零.

若  $\lambda$  是  $k$  重特征值, 则它对应的线性无关的特征向量最多  $k$  个.











## 例

若  $\alpha = (1, k, 1)^T$  为  $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 2 \end{pmatrix}$  的逆  $A^{-1}$  的特征向量, 求  $k$ .

## 解

$\alpha$  也是  $A$  的特征向量.

$$A\alpha = \begin{pmatrix} k+3 \\ 2k+2 \\ k+3 \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} 1 \\ k \\ 1 \end{pmatrix},$$

因此  $\lambda = k+3, 2k+2 = (k+3)k, k^2 + k - 2 = 0, k = -2$  或  $1$ .

例

计算  $A = \begin{pmatrix} a & b & \cdots & b \\ b & a & \cdots & b \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b & b & \cdots & a \end{pmatrix}$  的行列式.

解

设  $B = A + (b - a)E$ , 则  $B$  所有元素为  $b$ , 秩为 1,  $Bx = 0$  基础解系有  $n - 1$  个向量. 从而 0 是  $B$  的至少  $n - 1$  重特征值. 由于  $\text{Tr}(B) = nb$ , 因此  $B$  的所有特征值为  $nb, 0, \dots, 0$ ,  $A$  的所有特征值为  $nb + a - b, a - b, \dots, a - b$ ,

$$|A| = (a - b)^{n-1}(nb - b + a).$$

## 特征值和特征向量的性质

### 定理

若  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$  是  $A$  的  $m$  个两两不同的特征值, 则其对应的特征向量  $\alpha_1, \dots, \alpha_m$  线性无关.

即对应于不同特征值的特征向量线性无关.

### 证明

设  $k_1\alpha_1 + \dots + k_m\alpha_m = \mathbf{0}$ . 左乘  $A^k$  得到  $k_1\lambda_1^k\alpha_1 + \dots + k_m\lambda_m^k\alpha_m = \mathbf{0}$ . 令  $k = 1, 2, \dots, m-1$ , 我们得到

$$(k_1\alpha_1, \dots, k_m\alpha_m) \begin{pmatrix} 1 & \lambda_1 & \cdots & \lambda_1^{m-1} \\ 1 & \lambda_2 & \cdots & \lambda_2^{m-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \lambda_m & \cdots & \lambda_m^{m-1} \end{pmatrix} = \mathbf{O}.$$

注意到第二个方阵的行列式是范德蒙行列式, 当  $\lambda_1, \dots, \lambda_m$  两两不同时它非零, 从而

$$(k_1\alpha_1, \dots, k_m\alpha_m) = \mathbf{O}, \quad k_1 = \cdots = k_m = 0. \quad \square$$

设  $\lambda_1$  对应线性无关的特征向量  $\alpha_1, \alpha_2$ ,  $\lambda_2$  对应线性无关的特征向量  $\beta_1, \beta_2$ . 若  $\lambda_1 \neq \lambda_2$ , 则  $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2$  也是线性无关的. 这是因为

$$A(k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2) = \lambda_1(k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2),$$

$$A(l_1\beta_1 + l_2\beta_2) = \lambda_2(l_1\beta_1 + l_2\beta_2).$$

若  $k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + l_1\beta_1 + l_2\beta_2 = \mathbf{0}$ , 同理可证明这些向量都是零向量.

由此也可以知道, 不同特征值的特征向量的线性组合不可能还是特征向量.



## 例

某地某季节天气仅受前一天天气状态影响：设  $k$  天后天气为晴天、雨天、雪天概率分别为  $a_k, b_k, c_k$ ，则

$$\begin{pmatrix} a_k \\ b_k \\ c_k \end{pmatrix} = \mathbf{A} \begin{pmatrix} a_{k-1} \\ b_{k-1} \\ c_{k-1} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0.75 & 0.1 & 0.05 \\ 0.15 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.85 \end{pmatrix}.$$

如果今天天气为晴天，请问未来七天的各种天气概率分别是多少？

## 解

设  $\boldsymbol{x}_k = (a_k, b_k, c_k)^T$ , 则  $\boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_{k-1}$ . 因此  $\boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_{k-1} = \boldsymbol{A}^2\boldsymbol{x}_{k-2} = \cdots = \boldsymbol{A}^k\boldsymbol{x}_0$ .  
解特征多项式

$$|\boldsymbol{A} - \lambda\boldsymbol{E}| = \begin{vmatrix} 0.75 - \lambda & 0.1 & 0.05 \\ 0.15 & 0.8 - \lambda & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.85 - \lambda \end{vmatrix} = 0$$

得到特征值  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 0.75, \lambda_3 = 0.65$ . 解方程  $(\boldsymbol{A} - \lambda_i\boldsymbol{E})\boldsymbol{x} = \mathbf{0}$  得到特征向量

$$\boldsymbol{v}_1 = (8, 13, 14)^T, \quad \boldsymbol{v}_2 = (1, 1, -2)^T, \quad \boldsymbol{v}_3 = (1, -1, 0)^T.$$

由于今天天气是晴天, 所以  $\boldsymbol{x}_0 = (1, 0, 0)^T$ . 注意到  $\boldsymbol{v}_1, \boldsymbol{v}_2, \boldsymbol{v}_3$  线性无关, 因此  $\boldsymbol{x}_0$  可以由它们线性表示. 通过计算得到  $\boldsymbol{x}_0 = \frac{1}{35}\boldsymbol{v}_1 + \frac{1}{5}\boldsymbol{v}_2 + \frac{4}{7}\boldsymbol{v}_3$ , 因此

$$\boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{A}^k\boldsymbol{x}_0 = \frac{1}{35}\lambda_1^k\boldsymbol{v}_1 + \frac{1}{5}\lambda_2^k\boldsymbol{v}_2 + \frac{4}{7}\lambda_3^k\boldsymbol{v}_3.$$

## 续解

代入计算可得  $\mathbf{x}_k$ , 从而得到未来七天晴雨雪的概率:

	明天	后天	3天后	4天后	5天后	6天后	7天后
晴	0.75	0.58	0.47	0.39	0.34	0.31	0.28
雨	0.15	0.24	0.30	0.33	0.35	0.36	0.37
雪	0.10	0.18	0.23	0.27	0.31	0.33	0.35



















## 例：对角化的计算

例

$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$  能否对角化？若能，求  $P$  使得  $P^{-1}AP$  是对角阵。

解

(1) 上三角阵  $A$  特征值为  $1, 0, 0$ .

(2) 对于  $\lambda_1 = 1$ ,  $A - E = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ , 取特征向量  $p_1 = (1, 0, 0)^T$ .

(3) 对于  $\lambda_2 = \lambda_3 = 0$ ,  $A$  对应的基础解系可以取  $p_2 = (-1, 1, 0)^T$ ,  $p_3 = (-1, 0, 1)^T$ .

(4) 因此  $A$  可对角化, 取  $P = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ , 则  $P^{-1}AP = \text{diag}(1, 0, 0)$ .





## 例：对角化的计算

### 例

设  $A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ x & 4 & y \\ -3 & -3 & 5 \end{pmatrix}$  有 3 个线性无关特征向量,  $\lambda = 2$  是  $A$  的二重特征值. 求可逆阵  $P$ , 使得  $P^{-1}AP$  为对角阵.

### 解

由  $\operatorname{Tr}(A) = 10$  可知特征值为  $2, 2, 6$ . 由  $R(A - 2E) = 1$  可知  $x = 2, y = -2$ .

$$A - 2E = \begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \\ x & 2 & y \\ -3 & -3 & 3 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \implies p_1 = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, p_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

$$A - 6E = \begin{pmatrix} -5 & -1 & 1 \\ 2 & -2 & -2 \\ -3 & -3 & -1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1/3 \\ 0 & 1 & 2/3 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \implies p_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 3 \end{pmatrix}. P = \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & -2 \\ 0 & 1 & 3 \end{pmatrix}.$$



**例**

设  $A$  为三阶方阵,  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$  是线性无关的三维列向量且

$$A\alpha_1 = 2\alpha_1, A\alpha_2 = 3\alpha_2 + 2\alpha_3, A\alpha_3 = 2\alpha_2 + 3\alpha_3.$$

证明  $A$  可对角化.

**解**

设  $P = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$ , 则

$$AP = A(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)B = PB, \quad \text{其中 } B = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 2 \\ 0 & 2 & 3 \end{pmatrix}.$$

由于  $B$  的特征值是 2, 1, 5, 因此  $B$  可对角化, 从而  $A = PBP^{-1}$  也可以.

一般地, 实对称矩阵一定能对角化. 我们将在下一节中解释这为何成立.

任何方阵都可以相似于**约当标准形**

$$\text{diag}(\mathbf{J}_{k_1}(\lambda_1), \dots, \mathbf{J}_{k_t}(\lambda_t)),$$

其中  $\mathbf{J}_k(\lambda) = \begin{pmatrix} \lambda & 1 & & \\ & \lambda & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & \lambda \end{pmatrix}$  是  $k$  阶方阵. 当  $k_1 = \dots = k_t = 1$  时这就是对角阵.

特别地, 任何方阵都可以相似于一个上三角阵.





## 续解

因此

$$A^k = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2^k & \\ & 3^k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1 & 3 \\ 1 & -2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3^{k+1} - 2^{k+1} & 6(2^k - 3^k) \\ 3^k - 2^k & 6(2^{k-1} - 3^{k-1}) \end{pmatrix}.$$

线性递推数列是指满足如下递推关系的数列

$$a_{n+k} - c_{k-1}a_{n+k-1} - \cdots - c_1a_{n+1} - c_0a_n = 0,$$

它的通项可以用矩阵方法来计算. 例如

$$a_{n+2} = 5a_{n+1} - 6a_n, \quad a_0 = a_1 = 1.$$

设  $\mathbf{x}_n = \begin{pmatrix} a_{n+1} \\ a_n \end{pmatrix}$ , 则  $\mathbf{x}_n = \mathbf{A}\mathbf{x}_{n-1} = \mathbf{A}^n\mathbf{x}_0 = \begin{pmatrix} 2^{n+2} - 3^{n+1} \\ 2^{n+1} - 3^n \end{pmatrix}$ , 故  $a_n = 2^{n+1} - 3^n$ .

## 第二节 实对称阵的正交合同

- 实二次型
- 实对称阵和实二次型的合同

我们知道,

$$\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1, \quad \frac{x^2}{a^2} - \frac{y^2}{b^2} = 1$$

分别表示椭圆和双曲线. 对于二次曲线

$$Ax^2 + Bxy + Cy^2 = 1,$$

它又表示什么图形呢?

## 定义

若  $n$  元多项式  $f(x_1, \dots, x_n)$  满足

$$f(\lambda x_1, \dots, \lambda x_n) = \lambda^2 f(x_1, \dots, x_n), \quad \forall \lambda \in \mathbb{R},$$

则称  $f$  为二次齐次多项式或实二次型. 它可以写成

$$f(x) = a_{11}x_1^2 + a_{22}x_2^2 + \cdots + a_{nn}x_n^2 + 2a_{12}x_1x_2 + \cdots + 2a_{n-1,n}x_{n-1}x_n.$$

本课程仅讨论实二次型. 根据定义,  $f$  不能包含一次项和常数项. 若  $f$  的交叉项  $x_i x_j (i < j)$  系数均为零, 则称  $f$  为实二次型的标准形.

## 实二次型的矩阵形式

设实二次型  $f$  的  $x_i^2$  项的系数为  $a_{ii}$ ,  $x_i x_j (i < j)$  项的系数为  $2a_{ij}$ . 设  $a_{ji} = a_{ij}$ , 对称阵  $\mathbf{A} = (a_{ij})_n$ , 则

$$\begin{aligned}(x_1, \dots, x_n) \mathbf{A} \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} &= \left( \sum_{i=1}^n a_{i1} x_i, \dots, \sum_{i=1}^n a_{in} x_i \right) \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \\ &= \sum_{j=1}^n \left( \sum_{i=1}^n a_{ij} x_i \right) x_j = \sum_{i,j=1}^n a_{ij} x_i x_j = f(x_1, \dots, x_n),\end{aligned}$$

即  $f = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$ , 其中  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T$ ,  $\mathbf{A}$  为实对称阵.

反过来, 任给一个实对称阵  $\mathbf{A}$ , 多项式  $f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}$  显然满足

$$f(\lambda \mathbf{x}) = (\lambda \mathbf{x})^T \mathbf{A} (\lambda \mathbf{x}) = \lambda^2 f(\mathbf{x}),$$

故  $f$  是实二次型. 因此实二次型  $f$  与对称阵  $\mathbf{A}$  之间存在一一对应的关系.

## 例: 实二次型的矩阵形式

例

写出实二次型  $f(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 + 4x_1x_2 + 4x_2^2 + 2x_1x_3 + x_3^2 + 4x_2x_3$  对应的矩阵.

解

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}.$$

若  $f$  是标准形, 则  $f$  对应矩阵  $A$  是对角阵.

## 定义

- (1) 若存在可逆线性变换  $x = Py$  使得实二次型  $f$  在变量  $x, y$  下的矩阵分别为  $A, B$ , 则称矩阵  $A$  合同或相合于  $B$ .
- (2) 若  $P$  是正交阵, 则称矩阵  $A$  正交合同或正交相合于  $B$ .

若  $A$  是对称阵,  $P$  可逆, 则  $P^TAP$  也是对称阵. 由

$$f = x^T Ax = y^T P^T A P y = y^T (P^T A P) y$$

可知  $A$  (正交) 合同于  $B$  当且仅当存在可逆 (正交) 方阵  $P$  使得  $B = P^T A P$ .

## 命题

对称方阵的 (正交) 合同满足

- (1) 自反性:  $A$  与自身 (正交) 合同;
- (2) 对称性: 若  $A$  (正交) 合同于  $B$ , 则  $B$  (正交) 合同于  $A$ ;
- (3) 传递性: 若  $A$  (正交) 合同于  $B$ ,  $B$  (正交) 合同于  $C$ , 则  $A$  (正交) 合同于  $C$ .

合同、等价、相似有如下关系:

- (1) 若  $A, B$  合同, 则  $A, B$  等价,  $R(A) = R(B)$ . 反之未必.
- (2) 若  $A, B$  正交合同, 则  $A, B$  相似. 反之, 若实对称阵  $A, B$  相似, 则二者正交合同.

## 定理

对于实对称阵  $A$ , 存在正交阵  $P$  使得  $P^T A P$  是对角阵. 从而  $A$  对应的实二次型在线性变换  $y = P x$  下变为标准形.

## 命题

实对称阵的特征值一定是实数, 从而其特征向量均可取实向量.

## 证明

设  $A$  是实对称阵, 非零向量  $x$  满足  $A x = \lambda x$ . 两边取转置和共轭并右乘  $x$  得到

$$\bar{\lambda} \bar{x}^T x = \bar{x}^T \overline{A}^T x = \bar{x}^T A x = \lambda \bar{x}^T x.$$

显然  $\bar{x}^T x = |x_1|^2 + \cdots + |x_n|^2 > 0$ , 因此  $\lambda$  是实数. 由于特征向量是方程  $(A - \lambda E)x = 0$  的解, 系数矩阵是实方阵, 因此特征向量可取实向量.  $\square$

## 定理的证明

归纳证明  $A$  存在  $n$  个两两正交的单位特征向量. 假设我们已找到  $k < n$  个两两正交的单位特征向量  $e_1, \dots, e_k$ , 分别对应特征值  $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ . 设  $V$  是与这些向量均正交的实向量全体, 即方程  $(e_1, \dots, e_k)^T x = 0$  的解空间. 由于系数秩为  $k$ , 存在基础解系  $v_1, \dots, v_{n-k} \in V$ . 对任意  $i, j$ ,

$$[e_i, Av_j] = e_i^T Av_j = (Ae_i)^T v_j = \lambda_i e_i^T v_j = 0 \implies Av_j \in V.$$

设  $(n-k)$  阶矩阵  $B$  的第  $j$  列是  $Av_j$  表示为  $v_1, \dots, v_{n-k}$  线性组合的系数, 即

$$A(v_1, \dots, v_{n-k}) = (v_1, \dots, v_{n-k})B.$$

设非零向量  $x$  满足  $Bx = \lambda x$ , 则

$$A(v_1, \dots, v_{n-k})x = \lambda(v_1, \dots, v_{n-k})x,$$

即非零向量  $(v_1, \dots, v_{n-k})x$  是  $A$  关于  $\lambda$  的特征向量, 于是  $\lambda \in \mathbb{R}$  且可选择  $x$  使得它是实向量, 它和  $e_1, \dots, e_k$  均正交. 令  $e_{k+1}$  为该向量的标准化. 归纳可知  $A$  存在  $n$  个两两正交的特征向量, 它们构成的正交阵  $P = (e_1, \dots, e_n)$  满足题述要求.  $\square$

由于特征值  $\lambda$  对应的实特征向量就是  $P$  中  $\lambda$  对应的那些列向量的线性组合, 因此:

### 推论

实对称阵的不同特征值对应的实特征向量正交.

### 练习

- (1) 设  $\alpha_1 = (1, -3, 1)^T$ ,  $\alpha_2 = (1, a, 2)^T$  是实对称阵  $A$  对应特征值  $\lambda_1 = 1$  和  $\lambda_2 = 2$  的特征向量, 则  $a = \underline{1}$ .
- (2) 若 3 阶实对称阵  $A$  满足  $A^2 = A$ ,  $R(A) = 1$ , 则  $A$  的特征值为  $\underline{0, 0, 1}$ .

## 例: 对阵矩阵的性质

例

设 3 阶实对称阵  $A$  的特征值为 6, 3, 3, 与特征值 6 对应的特征向量为  $\alpha_1 = (1, 1, 1)^T$ , 求  $A$ .

解

由于  $A$  有两个对应特征值 3 的线性无关特征向量, 因此与  $\alpha_1$  正交的向量都是与特征值 3 对应的特征向量. 由  $\alpha_1^T x = 0$  得  $\alpha_2 = (-1, 1, 0)^T$ ,  $\alpha_3 = (-1, 0, 1)^T$ . 故

$$A = P \operatorname{diag}(6, 3, 3) P^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 & & \\ & 3 & \\ & & 3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} 4 & 1 & 1 \\ 1 & 4 & 1 \\ 1 & 1 & 4 \end{pmatrix}.$$

另解

根据  $A$  的行和、迹和对称性可设  $A = \begin{pmatrix} a & b & 6-a-b \\ b & 9-a-b & a \\ 6-a-b & a & 3+b \end{pmatrix}$ . 再由  $R(A - 3E) = 1$  可知  $a = 4, b = 1$ .

对称阵正交合同对角化, 或求正交变换  $x = Py$  将实二次型  $f$  化为标准形的步骤:

- (1) 写出  $f$  对应的对称阵  $A$ .
- (2) 求出  $A$  的特征值.
- (3) 若特征值是  $k$  重的, 求出  $k$  个特征向量后, 用格拉姆-施密特方法将其正交单位化.
- (4) 这些特征向量构成正交阵  $P$ ,  $P^TAP = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ .
- (5) 写出正交变换  $x = Py$  以及对应的实二次型

$$f = \lambda_1 y_1^2 + \dots + \lambda_n y_n^2.$$





## 典型例题: 实二次型的对角化

例

求正交变换  $x = Py$  化  $f = 4x_1^2 + 4x_2^2 + 4x_3^2 + 4x_1x_2 + 4x_2x_3 + 4x_3x_1$  为标准形.

解

•  $f$  对应  $A = \begin{pmatrix} 4 & 2 & 2 \\ 2 & 4 & 2 \\ 2 & 2 & 4 \end{pmatrix}$ . 由  $|A - \lambda E| = -(\lambda - 2)^2(\lambda - 8)$  得到特征值  $8, 2, 2$ .

• 对于  $\lambda_1 = 8$ ,  $A - 8E = \begin{pmatrix} -4 & 2 & 2 \\ 2 & -4 & 2 \\ 2 & 2 & -4 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \Rightarrow \alpha_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ . 将

其单位化得到  $e_1 = \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ .



## 典型例题: 实二次型的对角化

例

设实二次型  $f = ax_1^2 + x_2^2 + x_3^2 + 4x_1x_2 + 4x_2x_3 + 4x_3x_1$  经过正交变换  $\boldsymbol{x} = \boldsymbol{P}\boldsymbol{y}$  化为  $f = 5y_1^2 - y_2^2 - y_3^2$ . 求常数  $a$  和正交阵  $\boldsymbol{P}$ .

解

$$f \text{ 对应 } \boldsymbol{A} = \begin{pmatrix} a & 2 & 2 \\ 2 & 1 & 2 \\ 2 & 2 & 1 \end{pmatrix}, \operatorname{Tr}(\boldsymbol{A}) = a + 2 = 5 - 1 - 1, a = 1.$$

$$\text{同上例可得 } \boldsymbol{P} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{\sqrt{3}}{1} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{\sqrt{3}}{1} & \sqrt{2} & -\frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{6}} \end{pmatrix}.$$





### 第三节 实对称阵的合同

- 惯性指数
- 正定二次型







## 推论

实二次型  $f = x^T Ax$  的正 (负) 惯性指数等于实对称阵  $A$  的正 (负) 特征值的个数.

## 定理

任意  $n$  阶实对称矩阵  $A$  合同于对角矩阵

$$\begin{pmatrix} E_p & & \\ & -E_q & \\ & & O_{n-p-q} \end{pmatrix},$$

其中  $p, q$  分别为正负特征值个数 (计算重数),  $R(A) = p + q$ .

从而正负惯性指数相同的实对称阵是合同的.

## 推论

$n$  阶实对称阵  $A$  与  $B$  合同  $\iff A, B$  的正负特征值个数均相同.

## 例：惯性指数的应用

例

设  $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \end{pmatrix}$ , 则  $A$  合同于( D ).

(A)  $\begin{pmatrix} -2 & 1 \\ 1 & -2 \end{pmatrix}$

(B)  $\begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$

(C)  $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$

(D)  $\begin{pmatrix} 1 & -2 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}$

例

矩阵  $\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$  与  $\begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$  ( B ).

(A) 合同且相似

(B) 合同但不相似

(C) 不合同但相似

(D) 既不合同也不相似

# 实二次型规范形

## 定义

若实二次型的标准形的系数只在  $-1, 0, 1$  三个数中取值, 则称此实二次型为**规范形**.

## 定理

任意一个实二次型总可经过适当的可逆线性变换化为规范形, 且规范形是唯一的 (可任意交换变量顺序):

$$f = x_1^2 + \cdots + x_p^2 - x_{p+1}^2 - \cdots - x_{p+q}^2,$$

其中  $p, q$  分别为正负惯性指数.

## 例

若实对称矩阵  $A$  合同于  $\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \\ 0 & 2 & 0 \end{pmatrix}$ , 则通过可逆线性变换  $x = Py$  可将二次型  $x^T Ax$  化为规范形  $y_1^2 + y_2^2 - y_3^2$ .

## 例: 二次曲面的分类

对于三元实二次型, 正负惯性指数确定了二次曲面的类别.

(1)  $p = 3, q = 0$  为椭球面  $\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} + \frac{z^2}{c^2} = 1.$

(2)  $p = 2, q = 1$  为单叶双曲面  $\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} - \frac{z^2}{c^2} = 1.$

(3)  $p = 1, q = 2$  为双叶双曲面  $\frac{x^2}{a^2} - \frac{y^2}{b^2} - \frac{z^2}{c^2} = 1.$

(4)  $p = 2, q = 0$  为椭圆柱面  $\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1.$

(5)  $p = 1, q = 1$  为双曲柱面  $\frac{x^2}{a^2} - \frac{y^2}{b^2} = 1.$



### 例

- (1)  $f(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 + x_2^2$  半正定.
- (2)  $f(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 - 2x_2^2 + x_3^2$  不定.
- (3)  $f(x_1, x_2, x_3) = (x_1 + x_2)^2 + (x_2 + x_3)^2 + (x_3 + x_1)^2$  正定.
- (4)  $f(x_1, x_2, x_3) = (x_1 - x_2)^2 + (x_2 - x_3)^2 + (x_3 - x_1)^2$  半正定.
- (5) 椭球面  $f(x, y, z) = 1$  对应的二次型正定.
- (6) 单叶/双叶双曲面  $f(x, y, z) = 1$  对应的二次型不定.

## 定理

设  $A$  是  $n$  阶实对称阵,  $f = \mathbf{x}^T A \mathbf{x}$ . 如下命题等价:

- (1)  $A > 0$  正定, 即  $f$  正定.
- (2)  $f$  的正惯性指数为  $n$ , 即  $A$  特征值全为正.
- (3) 存在正交阵  $P$  使得  $A = P^T P$ .
- (4) (赫尔维茨定理)  $A$  的各阶顺序主子式都为正, 即

$$a_{11} > 0, \quad \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} > 0, \quad \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} > 0, \quad \dots, \quad |\mathbf{A}| > 0.$$

将(4)中  $>$  换成  $\geq$  即可判断半正定, 这也等价于  $f$  的负惯性指数为 0, 即  $A$  特征值全非负.













实对称阵可用于判断多元函数的极值. 设  $f(\boldsymbol{x}) = f(x_1, \dots, x_n)$  是一个  $n$  元实函数,  $\boldsymbol{a}$  是其定义域内一点, 且  $f$  在  $\boldsymbol{a}$  附近具有连续的二阶偏导数. 记  $f''_{ij} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}$ , 则  $f''_{ij} = f''_{ji}$ . 于是  $A = (f''_{ij}(\boldsymbol{a}))$  是  $n$  阶实对称阵.

**定理**

设  $f$  在  $\boldsymbol{a}$  处各阶偏导均为零.

- (1) 若  $A$  正定, 则  $f$  在  $\boldsymbol{a}$  处取极小值;
- (2) 若  $A$  负定, 则  $f$  在  $\boldsymbol{a}$  处取极大值.

若  $A$  不定, 则无法判断  $\boldsymbol{a}$  是否是极值点.



注意到, 如果  $U'$  是  $U$  的前  $r$  列,  $V'$  是  $V$  的前  $r$  行,  $\Sigma'$  是  $\Sigma$  的前  $r$  行  $r$  列, 则

$$A = U'_{m \times r} \Sigma'_{r \times r} V'_{r \times n},$$

其中  $\Sigma'$  是  $A$  奇异值降序的对角阵,  $U', V'$  为列/行为标准向量且两两正交的矩阵.

这意味着当  $r$  相比  $m, n$  较小时, 只需存储  $(m + n + 1)r$  个元素即可还原  $A$ . 这是一种**无损压缩**算法. 如果我们只截取前  $k < r$  个奇异值以及对应的  $U, V$  部分, 则可以对  $A$  进行**有损压缩**到  $A'$ . 例如  $A$  表示一张图像的像素信息, 保留它较大的奇异值往往对它的信息影响很小. 有时候, 我们甚至需要主动舍弃较小的奇异值, 只保留较大的奇异值来实现**信号降噪**.

矩阵还有诸如  $LU$  分解,  $QR$  分解, 科列斯基分解等. 这些分解往往都在压缩或降噪中发挥着作用.

当  $m = n = 3$  时, 可以看出线性变换可以分解为旋转、放缩、旋转的复合.