

工科研究生教材

工程矩阵分析

吴海容 倪筱颖 编著



黑龙江科学技术出版社

413151

工 科 研 究 生 教 材

工 程 矩 阵 分 析



黑龙江科学技术出版社

(黑) 新登字第2号

内 容 简 介

全书包括三部分。第一部分是基础知识，特征值问题和约当标准形。第二部分是矩阵分析，包括矩阵的各种微分，向量和矩阵的范数及其应用。第三部分是矩阵函数，矩阵方程（包括各种线性矩阵方程和矩阵 Ricatti 方程）和广义逆矩阵。本书的特点是，从工程应用观点出发选材，既有基本理论的系统阐述，又有工程技术人员关心的许多内容。

本书可作为工科院校研究生教材，也可作为高等学校教师和工程技术人员参考用书。

责任编辑：张丽生

工科研究生教材

工程矩阵分析

吴海容 倪筱颖 编著

黑龙江科学技术出版社出版

(哈尔滨市南岗区建设街35号)

哈尔滨电工学院印刷厂印刷

787×1092毫米 32开本 9.75印张 195千字

1994年9月第1版·1994年9月第1次印刷

印数：1—800册 定价：8.00元

ISBN7-5388-2636-X/N·129

前 言

“矩阵分析”是工科研究生的一门必修课程。近年来，虽然国内已经出版了一些这方面的教材，但多偏重于理科内容，或者线性代数部分所占比重较大。对于结合工科，特别是机电类专业所需内容较为欠缺。为此，很需要有一本着重于工程应用观点的教材。

本书是在1984年作者为电类工科研究生所编“线性代数Ⅱ-矩阵理论”讲义的基础上，结合在合肥工业大学和哈尔滨电工学院10多年的教学实践，经过修改、充实，重新编写而成的。本书的特点是，从应用观点出发选材，考虑到现代控制理论的发展和广泛应用，加强了矩阵函数和矩阵方程的内容；编写时力求达到基本概念准确，简明易懂，并能较全面地概括所涉及的主要内容。

本书的第一章到第六章由吴海容教授编写，第七章（广义逆矩阵）由倪筱颖同志编写。书中打*号的章节为选学内容。全书由谢文翘教授审阅并对书中内容提出了许多宝贵意见，对此作者表示深切的谢意。本书的出版，得到了哈尔滨电工学院领导、研究生处、科研处、印刷厂的大力支持，在此一并表示感谢。

限于作者水平，书中不当之处，欢迎读者批评、指正。

作 者

1994年7月

目 录

第一章 基础知识	(1)
§ 1 预备知识.....	(1)
§ 2 线性空间, 维数, 基和坐标.....	(3)
* § 3 子空间的直和.....	(14)
§ 4 线性变换的矩阵表示.....	(19)
§ 5 欧氏空间和酉空间, 正交矩阵.....	(23)
* § 6 线性映射.....	(36)
* § 7 关于矩阵秩的几条定理.....	(38)
习题.....	(40)
第二章 矩阵的特征值与Jordan标准形	(47)
§ 1 预备知识.....	(47)
§ 2 关于矩阵可对角化的一般定理.....	(53)
§ 3 几种常见的矩阵及其特征值和特征向量.....	(58)
§ 4 矩阵的Jordan标准形.....	(72)
§ 5 广义特征向量链, 特征值的代数重数 和几何重数.....	(84)
§ 6 实矩阵的实Jordan标准形.....	(88)
§ 7 实对称及Hermite矩阵的瑞利商.....	(90)
* § 8 具有可交换性的简单矩阵及一类解耦问题.....	(92)
习题.....	(101)

第三章 向量和矩阵的范数	(105)
§ 1 向量的范数	(105)
§ 2 矩阵的范数	(108)
§ 3 特征值的估计	(113)
§ 4 矩阵的条件数	(117)
习题	(122)
第四章 矩阵的微分	(124)
§ 1 矩阵的Kronecker 积	(124)
§ 2 向量和矩阵对标量的导数和积分	(128)
§ 3 标量、向量、矩阵对各种变量的导数 ..	(131)
§ 4 复合标量函数的求导法则	(148)
习题	(151)
第五章 矩阵函数	(154)
§ 1 矩阵多项式	(154)
§ 2 矩阵的最小多项式	(161)
§ 3 用矩阵多项式定义的矩阵函数	(164)
§ 4 利用 Jordan 标准形求矩阵函数	(168)
§ 5 Sylvester 插值公式, 用分量矩阵计算 矩阵函数	(176)
§ 6 矩阵函数的一般性质	(193)
§ 7 用矩阵幂级数定义的矩阵函数, 矩阵 指数函数	(197)
习题	(221)

第六章 矩阵方程	(225)
§ 1 常系数线性向量微分方程	(225)
§ 2 变系数线性向量微分方程, 状态转移 矩阵	(236)
* § 3 几种常见的线性矩阵方程	(254)
§ 4 矩阵Riccati方程	(265)
习题	(274)
*第七章 广义逆矩阵及其应用	(278)
§ 1 矩阵的满秩分解	(278)
§ 2 广义逆矩阵的分类, A^- 的性质	(284)
§ 3 Moore-Penrose逆 A^+ 的性质和计算	(288)
§ 4 广义逆在解线性代数方程组中的应用	(292)
习题	(298)
参考文献	(300)

第一章 基础知识

§ 1 预备知识

1.1 常用符号

记 \mathbf{R} 和 \mathbf{C} 分别为实数全体和复数全体所组成的集合； \mathbf{R}^n 和 \mathbf{C}^n 分别为 n 维实向量和复向量全体所组成的集合； $\mathbf{R}^{m \times n}$ 和 $\mathbf{C}^{m \times n}$ 分别为 $m \times n$ 阶实矩阵和复矩阵全体所组成的集合。

在矩阵运算中，如不加特殊说明，向量 \mathbf{x} , \mathbf{y} , \mathbf{a} , \mathbf{b} 等一般表示列向量，而将对应的行向量记为 \mathbf{x}^T , \mathbf{y}^T , \mathbf{a}^T , \mathbf{b}^T 等。 $\text{span}\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_l\}$ 指向量 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_l$ 的线性组合全体所组成的集合。

对于正整数 m ，符号 $i \in m$ 是 $i = 1, 2, \dots, m$ 的简写。

此外， \exists 表示存在； \forall 指对所有情况。

以上这些符号均为通用符号。

1.2 矩阵乘积的行和列

设 $A \in \mathbf{C}^{m \times l}$, $B \in \mathbf{C}^{l \times n}$ ，我们都能算出乘积矩阵 AB 。然而，进一步分析出乘积矩阵 AB 的行和列的形成，常常是有用的。

记 a_{ij} 和 b_{ij} 分别为矩阵 A 和 B 的 (i, j) 元素；记 \mathbf{c}_i 为 AB 的第 i 个行向量， \mathbf{c}_i 由 A 的第 i 行乘 B 而得到

$$AB = \begin{pmatrix} \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{in} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ b_{l1} & b_{l2} & \cdots & b_{ln} \end{pmatrix}$$

$$c_i = a_{i1}[b_{11} \ b_{12} \ \cdots \ b_{1n}] + a_{i2}[b_{21} \ b_{22} \ \cdots \ b_{2n}]$$

$$+ \cdots + a_{il}[b_{l1} \ b_{l2} \ \cdots \ b_{ln}] \quad (1)$$

即乘积矩阵 AB 的第 i 行, 是以 A 的第 i 个行向量的各个分量为线性组合系数, 所作的 B 的行向量的线性组合。

另一方面, 记 d_j 为 AB 的第 j 个列向量, d_j 是由 A 乘 B 的第 j 列而得到

$$AB = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1l} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2l} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{ml} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cdots & \cdots & b_{1j} & \cdots \\ \cdots & \cdots & b_{2j} & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & b_{lj} & \cdots \end{pmatrix}$$

$$d_j = b_{1j} \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ \vdots \\ a_{m1} \end{pmatrix} + b_{2j} \begin{pmatrix} a_{12} \\ a_{22} \\ \vdots \\ a_{m2} \end{pmatrix} + \cdots + b_{lj} \begin{pmatrix} a_{1l} \\ a_{2l} \\ \vdots \\ a_{ml} \end{pmatrix} \quad (2)$$

即乘积 AB 的第 j 列, 是以 B 的第 j 个列向量的各个分量为线性组合系数, 所作的 A 的列向量的线性组合。

借助于 AB 的第 j 列 d_j 的分析, 引入以下的形式记法是方便和直观的。例如, 实向量 y 是实向量 x_1, x_2, \cdots, x_m 的线性组合, 相当于 $\exists a \in \mathbb{R}^n$, 使

$$y = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_m]a$$

又如, 设复向量 $y_1, y_2, \cdots, y_l, y_j \in \text{span}\{x_1, x_2, \cdots, x_m\}$, x_i 为复向量, $i \in \underline{m}, j \in \underline{l}$; 相当于 $\exists A \in \mathbb{C}^{m \times l}$, 使

$$[y_1 \ y_2 \ \cdots \ y_r] = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_m]A$$

以后将经常采用这一形式记法。

§ 2 线性空间，维数，基和坐标

2.1 线性空间的概念

线性空间是线性代数的基本概念之一。粗略地讲，线性空间就是一个定义了加法和数乘的集合，此集合在这两种运算下保持封闭，即集合中的元素经过这两种运算后，仍属于该集合。加法和数乘满足规定的运算规则，数乘中的数，取自一个有和、差、积、商在其上定义的数集，该数集称为数域。下面正式给出其定义。

定义1 数域 设 F 是包含 0 和 1 在内的数集，如果 F 中任二数（此二数可相同）的和、差、积、商（除数不为 0）仍是 F 中的数，则 F 就称为一个数域。

显然，全体有理数、实数和复数所组成的集合 Q , R 和 C ，都是数域。但是，数域不限于 Q 、 R 和 C 。本书只涉及实数域 R 和复数域 C 。

定义2 线性空间 设 V 为一集合， F 为一数域，在 V 的元素之间定义了加法，使对任意 $x, y \in V$ ，有 $x+y \in V$ ；在 V 与 F 之间定义了数乘，使对任意 $x \in V$ 和 $\alpha \in F$ ，有 $\alpha x \in V$ ；并且加法和数乘满足下列规则，则称 V 是数域 F 上的线性空间。

加法满足以下四条规则：

(1) 加法交换律

$$x+y=y+x \quad \forall x, y \in V$$

(2) 加法结合律

$$(x+y)+z=x+(y+z) \quad \forall x,y,z \in V$$

(3) 有唯一的零元素 $0 \in V$, 使

$$x+0=x \quad \forall x \in V$$

(4) 对任何 $x \in V$, 在 V 中存在一负元 $-x$, 使

$$x+(-x)=0$$

数乘满足以下两条规则:

(5) 数 1 和数 0 的数乘

$$1x=x, \quad 0x=0 \quad \forall x \in V$$

(6) 数乘结合律

$$\alpha(\beta x) = (\alpha\beta)x \quad \forall \alpha, \beta \in F, \forall x \in V$$

加法与数乘之间满足以下规则:

(7) 分配律

$$\alpha(x+y) = \alpha x + \alpha y \quad \forall \alpha \in F, \quad \forall x, y \in V$$

$$(\alpha + \beta)x = \alpha x + \beta x \quad \forall \alpha, \beta \in F, \quad \forall x \in V$$

有时为了强调数域, 而将线性空间 V 记为 $V(F)$ 。当数域 F 取为 \mathbf{R} 和 \mathbf{C} 时, 分别称 V 为实和复线性空间。

容易验证, 在向量的加法和数乘的定义下, \mathbf{R}^n 是实线性空间, \mathbf{C}^n 是复线性空间。实际上应当认为, 一般的线性空间概念是 \mathbf{R}^n 和 \mathbf{C}^n 的抽象或推广, 故常称线性空间为向量空间, 而将线性空间中的元素称为向量。作为特例, \mathbf{R} 和 \mathbf{C} 本身分别是实和复线性空间, 但此时加法和数乘已退化为数之间的加法和乘法; 许多其他类型的加法和数乘定义, 实际上也都归结为相应实数间或复数间的加法和乘法。此时运算规则自然满足, 非常易于验证, 而关键是对加法和数乘是否满足封闭性的检验。例如, $\mathbf{R}^{m \times n}$ 和 $\mathbf{C}^{m \times n}$ 对于矩阵的加法和数

乘，分别构成实和复线性空间的检验，以及 $[a, b]$ 上连续实函数全体的集合 $C[a, b]$ 对于函数的加法和数乘构成实线性空间的检验，都属此情况。但是对于比较独特方式定义的加法和数乘，运算规则的逐条验证，有时要稍费周折（例如习题中的第 8 题）。

例 1 检验 n 阶实对称矩阵全体 \mathbf{RS} 所组成的集合，对矩阵的加法和数乘是否构成实线性空间。

解 记 $\mathbf{RS} = \{A \mid A \in \mathbf{R}^{n \times n}, A = A^T\}$ 。设 $A, B, C \in \mathbf{RS}$, $\alpha, \beta \in \mathbf{R}$, 并记 $A = [a_{ij}]$, $B = [b_{ij}]$, $C = [c_{ij}]$;

$$\because (A+B)^T = A^T + B^T = A+B,$$

$$(\alpha A)^T = \alpha A^T = \alpha A$$

所以 \mathbf{RS} 对矩阵的加法和数乘满足封闭性，

$$A+B = [a_{ij} + b_{ij}] = [b_{ij} + a_{ij}] = B+A$$

$$\begin{aligned} (A+B)+C &= [a_{ij} + b_{ij}] + [c_{ij}] = [(a_{ij} + b_{ij}) + c_{ij}] \\ &= [a_{ij} + (b_{ij} + c_{ij})] = A + (B+C) \end{aligned}$$

显然， n 阶零矩阵 $[0]_{n \times n} \in \mathbf{RS}$, 且

$$A + [0]_{n \times n} = A,$$

故 $[0]_{n \times n}$ 是 \mathbf{RS} 中的零元。此外， $(-A)^T = -A^T = -A$, 所以 $-A \in \mathbf{RS}$, 且

$$(-A) + A = [(-a_{ij}) + a_{ij}] = [0]_{n \times n}$$

故 $-A$ 是 A 的负元。另外，

$$1 \cdot A = [1 \cdot a_{ij}] = [a_{ij}] = A$$

$$0 \cdot A = [0 \cdot a_{ij}] = [0]_{n \times n}$$

$$\alpha(\beta A) = \alpha[\beta a_{ij}] = [(\alpha\beta)a_{ij}] = (\alpha\beta)A$$

$$\alpha(A+B) = [\alpha(a_{ij} + b_{ij})] = [\alpha a_{ij}] + [\alpha b_{ij}] = \alpha A + \alpha B$$

$$(\alpha + \beta)A = [(\alpha + \beta)a_{ij}] = [\alpha a_{ij}] + [\beta a_{ij}] = \alpha A + \beta A$$

即七条运算规则都满足，因此 \mathbf{RS} 是实线性空间。

注意，如果加法与数乘的封闭性之一不满足，或者运算规则中的任何一条不满足，则不构成线性空间。例如，次数等于 $n (n \geq 1)$ 的实系数多项式全体所组成的集合，对于多项式的加法和数乘不构成线性空间，因为该集合对加法不满足封闭性；而次数不超过 n 的实系数多项式全体加上零多项式所组成的集合，则构成线性空间。

实的齐次线性方程 $Lx = 0$ （微分方程或线性代数方程组）的解全体所组成的集合，对于函数或向量的加法和数乘构成实线性空间，称为该方程的解空间；但相应的非齐次线性方程 $Lx = f$ 的解全体所组成的集合，就不构成线性空间。

2.2 线性子空间

定义3 线性子空间 线性空间 V 的非空子集 W ，如果对 V 的加法与数乘也构成线性空间，则称 W 为 V 的一个线性子空间，简称 W 为 V 的子空间。

为验证子集 W 是 V 的子空间，只需验证它对加法与数乘自封闭。

这里要指出：

(1) 零元 0 是所有子空间的公共元，故知不含零元 0 的子集不是子空间。

(2) 子空间与原线性空间除了加法与数乘的定义一致外，数域也要一致。

(3) $\{0\}$ 与 V 是 V 的平凡子空间。

命题1 设 x_1, x_2, \dots, x_r 是线性空间 $V(F)$ 的一个向量组，则

$$\text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_r\}$$

$$\triangleq \left\{ y \mid y = \sum_{i=1}^r \alpha_i x_i, \alpha_i \in \mathbf{F}, i \in \underline{r} \right\} \quad (3)$$

是 $\mathbf{V}(\mathbf{F})$ 的一个子空间。

证明 显然, $\text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_r\}$ 是 $\mathbf{V}(\mathbf{F})$ 的子集。

任取 $y_1, y_2 \in \text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_r\}$, 记 $y_1 = \sum_{i=1}^r \alpha_i x_i$,

$$y_2 = \sum_{i=1}^r \beta_i x_i, \alpha_i, \beta_i \in \mathbf{F}, i \in \underline{r}, \text{ 则}$$

$$y_1 + y_2 = \sum_{i=1}^r (\alpha_i + \beta_i) x_i, (\alpha_i + \beta_i) \in \mathbf{F}, i \in \underline{r}$$

即

$$y_1 + y_2 \in \text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_r\}$$

任取 $k \in \mathbf{F}$, 则

$$ky_1 = \sum_{i=1}^r (k\alpha_i) x_i, (k\alpha_i) \in \mathbf{F}, i \in \underline{r}$$

即

$$ky_1 \in \text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_r\}$$

因此 $\text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_r\}$ 对 $\mathbf{V}(\mathbf{F})$ 的加法和数乘自封闭, 故它是 $\mathbf{V}(\mathbf{F})$ 的一个子空间。

通常称 $\text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_r\}$ 是由 x_1, x_2, \dots, x_r 生成的子空间, 这个子空间以后会经常遇到。

命题2 设 $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 则

$$R(A) \triangleq \{y \mid y = Ax, x \in \mathbf{C}^n\} \quad (4)$$

是 \mathbf{C}^n 的子空间，

$$N(A) \triangleq \{x \mid Ax = 0\} \quad (5)$$

是 \mathbf{C}^n 的子空间。

证明 显然， $R(A)$ 是 \mathbf{C}^n 的子集。

任取 $y_1, y_2 \in R(A)$ ，则必存在 $x_1, x_2 \in \mathbf{C}^n$ ，使 $y_1 = Ax_1, y_2 = Ax_2$ ；于是

$$y_1 + y_2 = A(x_1 + x_2), \quad x_1 + x_2 \in \mathbf{C}^n$$

即

$$y_1 + y_2 \in R(A)$$

任取 $k \in \mathbf{C}$ ，则

$$ky_1 = k(Ax_1) = A(kx_1), \quad kx_1 \in \mathbf{C}^n$$

即

$$ky_1 \in R(A)$$

因此 $R(A)$ 对 \mathbf{C}^n 的加法和数乘自封闭，故 $R(A)$ 是 \mathbf{C}^n 的一个子空间。

通常称 $R(A)$ 为矩阵 A 的值域，或 A 的象； $R(A)$ 也常记为 $\text{Im}A$ 。

类似地，由于 $N(A)$ 是 \mathbf{C}^n 的子集，仿照上述做法可以证明， $N(A)$ 对于 \mathbf{C}^n 的加法和数乘自封闭，故 $N(A)$ 是 \mathbf{C}^n 的一个子空间。通常称 $N(A)$ 为矩阵 A 的零空间或 A 的核， $N(A)$ 也常记为 $\text{Ker}A$ 。

$R(A)$ 和 $N(A)$ 是两个非常重要的子空间。

2.3 维数，基和坐标的概念

定义4 维数 若线性空间 $V(F)$ 中存在 n 个线性无关的向量，而任何 $n+1$ 个向量都线性相关，则称 V 的维数为 n ，记为

$$\dim \mathbf{V} = n$$

若对任何正整数 m ，在 \mathbf{V} 中都有 m 个向量线性无关，则称 \mathbf{V} 为无穷维空间，记为 $\dim \mathbf{V} = +\infty$ 。

例如， $\dim \mathbf{C}^n = n$ ， $\dim \mathbf{R}^n = n$ ， $\dim(\mathbf{C}[a, b]) = +\infty$ 。

由定义 4 可知， $\dim\{0\} = 0$ 。

记 $\dim N(A)$ 为 $\text{null}(A)$ ，称为矩阵 A 的零度。

线性代数主要讨论有限维空间。

定义 5 基的三个等价定义 设 $\mathbf{V}(\mathbf{F})$ 为一线性空间，则基的定义可由下述三种等价方式之一给出：

(1) 若向量组 x_1, x_2, \dots, x_r 本身是线性无关组，且任何 $x \in \mathbf{V}(\mathbf{F})$ 均可由其线性、唯一表出，则称它是 $\mathbf{V}(\mathbf{F})$ 的一组基。

(2) 若向量组 x_1, x_2, \dots, x_r 本身是线性无关组，且 $\text{span}\{x_1, x_2, \dots, x_r\} = \mathbf{V}$ ，则称它是 $\mathbf{V}(\mathbf{F})$ 的一组基。

(3) 若 $\dim \mathbf{V} = r$ ，则 $\mathbf{V}(\mathbf{F})$ 中任意 r 个线性无关向量 x_1, x_2, \dots, x_r 组成的向量组，称为 $\mathbf{V}(\mathbf{F})$ 的一组基。

由定义 5 可知，基不唯一；基的个数就是空间的维数。实际上线性空间的维数与基常常是同时得到的。

定义 6 向量的坐标 设 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 是 n 维线性空间 $\mathbf{V}(\mathbf{F})$ 的一组基，则任何 $x \in \mathbf{V}(\mathbf{F})$ 可唯一表示为

$$x = x_1 \varepsilon_1 + x_2 \varepsilon_2 + \dots + x_n \varepsilon_n \quad x_i \in \mathbf{F}, i \in \underline{n}$$

在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 取定的前提下，各个系数 x_i 由向量 x 唯一确定，这组系数就称为 x 在基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 下的坐标，记为 $[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ 。

例 2 求 $\mathbf{R}^{2 \times 3}$ 的维数，写出它的一组基，并求 $A =$

$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -3 \\ 2 & -1 & 4 \end{bmatrix}$ 在这组基下的坐标。

解 记 E_{ij} 为 (i, j) 元素为 1, 其余元素为 0 的 2×3 矩阵, 例如 $E_{13} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, $E_{22} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$, 则

$E_{11}, E_{12}, E_{13}, E_{21}, E_{22}, E_{23}$ 为 $\mathbf{R}^{2 \times 3}$ 的一组基, 而 $\mathbf{R}^{2 \times 3}$ 是 6 维线性空间,

$$A = 1 \cdot E_{11} + 0 \cdot E_{12} + (-3) \cdot E_{13} + 2 \cdot E_{21} \\ + (-1) \cdot E_{22} + 4 \cdot E_{23}$$

所以 A 在这组基下的坐标为 $[1 \ 0 \ -3 \ 2 \ -1 \ 4]^T$ 。

2.4 基变换与坐标变换

基之间的过渡矩阵 设 n 维线性空间 V 有两组基, 旧基为 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$, 新基为 $\varepsilon_1', \varepsilon_2', \dots, \varepsilon_n'$ 。把新基在旧基下的坐标写成列向量, 并依次排成矩阵 A , 有

$$[\varepsilon_1' \ \varepsilon_2' \ \dots \ \varepsilon_n'] = [\varepsilon_1 \ \varepsilon_2 \ \dots \ \varepsilon_n] A \quad (6)$$

A 就称为由基 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ 到基 $\varepsilon_1', \varepsilon_2', \dots, \varepsilon_n'$ 的过渡矩阵。式 (6) 亦可以写成

$$[\varepsilon_1' \ \varepsilon_2' \ \dots \ \varepsilon_n'] = \\ [\varepsilon_1 \ \varepsilon_2 \ \dots \ \varepsilon_n] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

或