### 1.1 线性映射和矩阵

#### 1.1.1 线性映射

定义 线性运算指向量的加法与数乘。

定义 向量空间为带有线性运算的集合  $\mathbb{R}^m$  被称为向量空间。

定义 映射  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$  若满足

- 1. 任意  $x, x' \in \mathbb{R}^n$ , 都有 f(x + x') = f(x) + f(x')
- 2. 任意  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, k \in \mathbb{R}$ , 都有  $f(k\mathbf{x}) = kf(\mathbf{x})$

则 f 为从  $\mathbb{R}^n$  到  $\mathbb{R}^m$  的 **线性映射**。

定义 从  $\mathbb{R}^n$  到  $\mathbb{R}^n$  的线性映射称为**线性变换**.

定义 若线性映射 f 有  $f(e_i)=a_i,e_i\in\mathbb{R}^n,a_i\in\mathbb{R}^m$ ,则矩阵  $A=[a_1,\ldots,a_n]$  即为标准坐标向量下的 线性映射的表示矩阵,且满足  $Ae_i=a_i$ 。

定理 (线性映射的线性运算)若矩阵 A, B 表示  $\mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$  的线性映射,则 A+B 与 kA 也是同样范畴上的线性映射。

定理 AB 表示线性映射 A,B 的复合  $A \circ B$ 。需要注意,AB = 0 也不能推出 A = 0 或 B = 0。

理解 矩阵乘法 Ax 视为这样一种运算:按照 x 指定的系数,将 A 的列进行线性组合。

定义 反对称矩阵:  $A = -A^T$ ,反对称矩阵对角线必定为 0。

定义 若一个上三角矩阵对角线上全为 0,则称为严格上三角矩阵。

**定义** 将阶梯形矩阵,从下向上消元,并单位化<u>主元</u>,得到的矩阵每个非零行上,主变量为 1 而其他列的元素均为 0,称这个矩阵为 **行简化阶梯形矩阵**。

定理 对于  $\boldsymbol{v}, \boldsymbol{w} \in \mathbb{R}^m$ ,  $\boldsymbol{v}^T \boldsymbol{w} = trace(\boldsymbol{w} \boldsymbol{v}^T)$ 。

#### 1.1.2 线性方程式组

定理 对于方程组 Ax = b,将  $[A \ b]$ 简化为阶梯型后,若

- 1. [A b] 阶梯数比  $A \otimes 1$ ,则方程组无解  $(0 \neq 1)$
- 2. [A b] 阶梯数与 A 相等,则方程组有解
  - (a) 若阶梯数等于未知数个数,则有唯一解
  - (b) 若阶梯数小于未知数个数,则有无穷多组解

定义 Ax = b 称为齐次线性方程组, $\vec{0}$  为其平凡解,除此之外的解称为非平凡解。

#### 1.1.3 可逆矩阵

定义 设 A 为 n 阶方阵,若存在 n 阶方阵 B,使得  $AB = BA = I_n$ ,则 A 为 <u>可逆矩阵</u> 或 非奇异矩阵,B 为 A 的逆。

#### 定理 以下命题等价

- 1. A 可逆
- 2. 任意  $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n$ ,  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  的解唯一
- 3. 其次方程组 Ax = 0 仅有零解
- 4. A 对应的阶梯形矩阵有 n 个主元
- 5. A 对应的行简化阶梯形矩阵是  $I_n$
- 6. A 能表示为有限个初等矩阵的乘积(即消元至行简化阶梯形矩阵的逆过程)

定义 若矩阵  $A = [a_{ij}]_{n \times n}$  对于 i = 1, 2, ..., n 都有  $|a_{ii}| > \sum_{i \neq i} |a_{ij}|$ ,则称其为 <u>(行) 对角占优矩阵</u>。

定理 对角占优矩阵必然可逆。

**定义** 若矩阵 A 通过若干初等**行变换**可以变为矩阵 B,则称 A,B <u>左相抵</u>。即存在可逆矩阵 P,使得  $PA = B, A = P^{-1}B$ 。所有和 A 相抵的矩阵中,最简单的是其行简化阶梯形,它被称

为 A 的左相抵标准形。

定理 左相抵构成等价关系。

定理 (Sherman-Morrison) 设 A 为 n 阶可逆方阵,u, v 为 n 阶向量,则  $A + uv^T$  可逆  $\iff 1 + v^T A^{-1} u \neq 0$ ,且此时

$$(A + \boldsymbol{u}\boldsymbol{v}^{T})^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}\boldsymbol{u}\boldsymbol{v}^{T}A^{-1}}{1 + \boldsymbol{v}^{T}A^{-1}\boldsymbol{u}}$$
(1.1)

若将 u, v 改为  $n \times k$  的矩阵,则类似地有

$$(A + \boldsymbol{u}\boldsymbol{v}^{T})^{-1} = A^{-1} - A^{-1}\boldsymbol{u}(I_{k} + \boldsymbol{v}^{T}A^{-1}\boldsymbol{u})^{-1}\boldsymbol{v}^{T}A^{-1}$$
(1.2)

#### 1.1.4 LU 分解

定理 若 n 阶方阵 A 仅通过倍加矩阵做行变化即可化为阶梯形,则存在单位下三角矩阵 ( 主对角线均为 1) L 与上三角矩阵 U,使得 A = LU,此即 LU 分解。

定义 方阵 A 左上角的  $k \times k$  块为第 k 个顺序主子阵。

**定理** 可逆矩阵 A 存在 LU 分解,当且仅当 A 的所有顺序主子阵均可逆,此时 LU 分解唯一。(满足在消元过程中不需要行的调换)

**定理** 若可逆矩阵 A 存在 LU 分解,则存在对角线均不为 0 的对角矩阵 D、单位下三角矩阵 L、单位上三角矩阵 U,满足 A = LDU,且该分解唯一。此即 LDU 分解。

定理 若可逆对称阵 A 有 LDU 分解,则  $L = U^T$ 。

**定理** 可逆矩阵 A 存在分解 A = PLU, P 为置换矩阵, 显然该分解不唯一。

**技巧** 将 A 分解成对称阵  $X = \frac{1}{2}(A + A^T)$  与反对称阵  $Y = \frac{1}{2}(A - A^T)$ 。

# 1.2 子空间和维数

#### 1.2.1 基本概念

定义 映射  $A: x \mapsto Ax \in \mathbb{R}^{m \times n}$  的像集

$$\mathcal{R}(A) = \{Ax | x \in \mathbb{R}^n\} \subseteq \mathbb{R}^m$$
(1.3)

显然  $\mathcal{R}(A)$  必是子空间,即 A 的列(向量)空间。

命题  $\mathcal{R}(A) = \mathbb{R}^m \iff A$  为满射。

定义 映射  $A: x \mapsto Ax \in \mathbb{R}^{m \times n}$  的原像

$$\mathcal{N}(A) = \{ \boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^n | A\boldsymbol{x} = \boldsymbol{0} \} \in \mathbb{R}^n$$
(1.4)

显然  $\mathcal{N}(A)$  必是子空间,即 A 的零空间(也称解空间)。

命题  $\mathcal{N}(A) = \{\mathbf{0}\} \iff A$  是单射  $\iff \forall \mathbf{x}_1 \neq \mathbf{x}_2, \ A(\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2) \neq 0$ 。

定义 将  $a_1, \ldots, a_n$  的全体线性组合为  $\mathbb{R}^n$  的子空间,记为

$$\operatorname{span}(\boldsymbol{a}_1, \dots, \boldsymbol{a}_n) := \{k_1 \boldsymbol{a}_1, \dots, k_n \boldsymbol{a}_n | k_1, \dots, k_n \in \mathbb{R}\}$$
(1.5)

定理  $A = [a_1 \cdots a_n] \in \mathbb{R}^{n \times n}$  可逆  $\iff a_1, \dots, a_n$  是  $\mathbb{R}^n$  的一组基。

#### 1.2.2 基和维数

定义 向量组 S 的任一 $\overline{M}$ 大线性无关组中向量的个数称为 S 的 $\overline{M}$  (rank); 子空间 M 的一组基的向量数目称为维数,记为 dim M。

定理 <u>(基存在定理)</u>给定  $\mathbb{R}^m$  的子空间  $\mathcal{M} \neq \{0\}$ ,则  $\mathcal{M}$  存在一组基,且基向量个数不超过 m。

定理 (基扩充定理) 若  $\mathcal{M} \subset \mathcal{N}$ ,则  $\mathcal{M}$  的任意一组基都能够扩充成  $\mathcal{N}$  的一组基。

**定理** 对于方阵  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ , A 可逆  $\iff$  A 是单射  $\iff$  A 是满射。

#### 1.2.3 矩阵的秩

**定义** 执行 Gauss 消去法将矩阵化为阶梯型后,主元所在的列对应主变量的系数,称为<u>主列</u>; 其他列对应自由变量的系数,称为**自由列**。

定理 若矩阵  $A = [\boldsymbol{a}_1 \ldots \boldsymbol{a}_n]$  与  $B = [\boldsymbol{b}_1 \ldots \boldsymbol{b}_n]$  左相抵,则

- 1. 部分组  $a_{i_1},\ldots,a_{i_r}$  线性无关,当且仅当  $b_{i_1},\ldots,b_{i_r}$  线性无关。
- 2.  $\mathbf{a}_i = k_1 \mathbf{a}_{i_1} + \dots + k_r \mathbf{a}_{i_r} \iff \mathbf{b}_j = k_1 \mathbf{b}_{i_1} + \dots + k_r \mathbf{b}_{i_r}$

#### 二级结论

•  $\operatorname{rank}(A) + \operatorname{rank}(B) = \operatorname{rank}\left(\begin{bmatrix} A & O \\ O & B \end{bmatrix}\right) \leq \operatorname{rank}\left(\begin{bmatrix} A & X \\ O & B \end{bmatrix}\right)$ 。 因而当 A, B 可逆时,上述 两个分块矩阵都可逆

- $\operatorname{rank}(A+B) \le \operatorname{rank}(A) + \operatorname{rank}(B)$
- $\operatorname{rank}(AB) \leq \min\{\operatorname{rank}(A), \operatorname{rank}(B)\}$
- 反对称矩阵的秩必定是偶数
- $\mathcal{R}(AB) \subseteq \mathcal{R}(A)$

定义  $\mathcal{R}(A^T)$  为 A 的<u>行(向量)空间</u>;  $\operatorname{rank}(A) = \operatorname{rank}(A^T)$ ;  $\operatorname{rank}(A) = n$  定义为<u>列满秩</u>,同理有行满秩。

定理 对于  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,

- A 是满射  $\iff$  A 行满秩
- A 是单射  $\iff$  A 列满秩

定义 通过行列初等变换,能将矩阵 A 变换为 $\underline{\mathbf{H抵标准型}}$   $\begin{bmatrix} I_r & O \\ O & O \end{bmatrix}$ 。

#### 1.2.4 线性方程组的解

方法 (求零空间的一组基)矩阵  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,求其行简化阶梯形,考虑依次将各个自由元取为 1,同时维持其他自由元为 0(即只让其中一个自由列在线性组合中系数非零),由于主列都是单位向量,从而容易根据自由列的系数计算出零解。这样求出的解(由于自由元的取值特点)构成零空间的一组基,继而有  $\dim \mathcal{N}(A) = n - \mathrm{rank}(A)$ 。

# 1.3 内积和正交性

定义 b 向 a 的<u>垂直投影</u> 为  $\hat{x} = \frac{a^Tb}{a^Ta}$ ; 向量  $\frac{a^Tb}{a^Ta}a$  称为向量 b 向直线  $\mathrm{span}(a)$  的投影。

定理 \_\_(Cauchy-Schwarz 不等式)\_  $|a^Tb| \le ||a|| ||b||_{\circ}$ 

定义 设  $M \in \mathbb{R}^n$  的子空间,若它的一组基是<u>正交向量组</u>,则称之为 M 的一组<u>正交基</u>;若是正交单位向量组,则称为 M 的标准正交基。

定义 (Gram-Schmidt 正交化) 从 M 的任意一组基  $a_1, \ldots, a_r$  出发,执行如下操作

$$\widetilde{\boldsymbol{q}}_{k} = \boldsymbol{a}_{k} - \sum_{j=1}^{k-1} \frac{\widetilde{\boldsymbol{q}}_{j}^{T} \boldsymbol{a}_{k}}{\widetilde{\boldsymbol{q}}_{j}^{T} \widetilde{\boldsymbol{q}}_{j}} \widetilde{\boldsymbol{q}}_{j} \quad (k = 1, 2, \dots, r)$$

$$(1.6)$$

即得到一组正交基。

## 1.3.1 正交矩阵和 QR 分解

定义 若方阵 Q 满足  $Q^TQ=I_n$ ,则称 Q 为 n 阶<u>正交矩阵</u>; Q 的行、列向量各自构成  $\mathbb{R}^n$  的一组标准正交基。

#### **定理** 方阵 Q 的以下叙述等价

- 1. Q 是正交矩阵
- 2. Q 为<u>保距变换</u>,即 ||Qx|| = ||x||
- 3. Q 为保内积变换,即  $Qx \cdot Qy = x \cdot y$

保距变换一定也是保角变换。