线代笔记

mny

2023 年 10 月 9 日

目录

1 线性空间

线性空间 $\mathbb{R}^m$, m 是一个自然数.

$m = 1$ 时, 是实数. 有两个代数运算 $+$ 和 $*$, 有两个特殊元素 0 和 1.

1.1 实数中运算的性质

+ 满足的性质:

- 交换的, $a+b=b+a$
- 对于任意一个 a, 存在 b, 使得 $a+b=0$, $b=-a$
  $\Longrightarrow$ 减法运算 $a-b=a+(-b)$
- 加法满足结合律 $a+(b+c)=(a+b)+c$

$*$ 满足的性质:

- 交换的 $a*b=b*a$
- 对于一个非 0 元素 a, 存在一个元素 b, 使得 $a*b=1$, $b=a^{-1}$
- 结合律 $a*(b*c)=(a*b)*c$

+ 和 $*$ 满足分配律: $a*(b+c)=a*b+a*c$

定义 1.1. $\mathbb{R}^m$ 中的元素为 $\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix}$, 其中 $a_1, \ldots a_m$ 为任意实数.

$\mathbb{R}^m$ 中的元素 $v = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix}$ 称为列向量. 有时一个元素表示为 $\begin{bmatrix} a_1, a_2, \cdots, a_m \end{bmatrix}$, 称作行向量.

$\mathbb{R}^m$ 上定义两个运算 + 和 $*$(用列向量来表示)

定义 1.2. + 加法: 任意两个列向量 a, b 得到一个新的列向量.

$$v+w = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1+b_1 \\ a_2+b_2 \\ \vdots \\ a_m+b_m \end{bmatrix} \tag{1.1}$$

例 1.1. 在 $\mathbb{R}^2$ 中, $\begin{bmatrix} 2 \\ 3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 5 \end{bmatrix}$

定义 1.3. $*$ 数乘: 任意一个实数 c, 以及一个列向量 v, 得到一个新的列向量 cv

$$cv = c\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ca_1 \\ ca_2 \\ \vdots \\ ca_m \end{bmatrix} \tag{1.2}$$

1.2 $(\mathbb{R}^m, +, *)$ 为一个线性空间

两种运算满足:

- 交换律 $v + w = w + v$
- 结合律 $c_1(c_2 v) = (c_1 c_2)v$
- 分配律 $c(v + w) = cv + cw$
- 通过加法可以定义减法运算 $v - w = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 - b_1 \\ a_2 - b_2 \\ \vdots \\ a_m - b_m \end{bmatrix}$.
- 给定一组 $\mathbb{R}^m$ 中的向量, $(\vec{v}_1, \vec{v}_2, \ldots, \vec{v}_n)$, 和一组实数 $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ 可以构成新的向量

  $$x_1\vec{v}_1 + x_2\vec{v}_2 + \cdots + x_n\vec{v}_n \tag{1.3}$$

  这个新的向称为 $(v_1, v_2, \ldots, v_n)$ 的线性组合.

1.3 矩阵

定义 1.4. $m \times n$ 矩阵,

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \tag{1.4}$$

a_{ij} 为实数

从线性空间的角度, 矩阵可以有下列的理解:

- 从矩阵列的角度, $A = \left[\vec{v}_1, \vec{v}_2, \cdots, \vec{v}_n\right]$

- 从矩阵行的角度, $A = \begin{bmatrix} \vec{v}_1 \\ \vec{v}_2 \\ \vdots \\ \vec{v}_m \end{bmatrix}$

固定 m 和 n, 矩阵空间上可以定义两个自然的运算

定义 1.5. 矩阵加法:

$$A = (a_{ij}), \quad B = (b_{ij}), \quad (A+B)_{ij} = (a_{ij} + b_{ij}) \tag{1.5}$$

定义 1.6. 数乘, 任意一个实数 c, 一个矩阵 A, 得到

$$(cA)_{ij} = (ca_{ij}) \tag{1.6}$$

定义 1.7. 矩阵乘法.

定义: 矩阵乘法是把一个 $m \times n$ 矩阵乘上一个 $n \times k$ 矩阵, 得到一个 $m \times k$ 矩阵.

运算规则:

$$(C)_{ij} = a_{i1}b_{1j} + a_{i_2}b_{2j} + \cdots + a_{in}b_{nj} = \sum_{k=1}^{m} a_{ik}b_{kj} \tag{1.7}$$

矩阵乘法的性质:

- 结合律:

$$(AB)\,C = A\,(BC) \tag{1.8}$$

证明. 设 $A : m \times n, B : n \times k, C : k \times l$, 根据定义

$$[(AB)C]_{ij} = \sum_{u=1}^{k} (AB)_{iu} C_{uj} = \sum_{u=1}^{k} \sum_{v=1}^{n} a_{iv} b_{vu} c_{vj} \tag{1.9}$$

同样

$$[A(BC)]_{ij} = \sum_{v=1}^{n} A_{iv} (BC)_{vj} = \sum_{u=1}^{k} \sum_{v=1}^{n} a_{iv} b_{vu} c_{vj} \tag{1.10}$$

□

- 分配律:

$$A\,(B+C) = AB + AC \tag{1.11}$$

$$(A+B)\,C = AC + AB \tag{1.12}$$

- **矩阵乘法不满足交换律**

$$AB \overset{\text{不一定}}{\neq} BA \tag{1.13}$$

 不论交换有没有定义, 都不一定相等.

矩阵乘法的几种理解:

- $C = AB$, C_{ij} 为把 A 的第 i 行和 B 的第 j 列乘起来.
- 从矩阵 A 的列向量的角度看

$$A = \begin{bmatrix} \vec{v}_1, \vec{v}_2, \cdots, \vec{v}_n \end{bmatrix} \tag{1.14}$$

 那么 C 的第 j 列为 A 的列向量的线性组合, 组合系数为 B 的第 j 列,

$$b_{1j}\vec{v}_1 + b_{2j}\vec{v}_2 + \cdots + b_{nj}\vec{v}_n \tag{1.15}$$

- 从矩阵 B 的行向量来看

$$B = \begin{bmatrix} \vec{w}_1 \\ \vec{w}_2 \\ \vdots \\ \vec{w}_m \end{bmatrix} \tag{1.16}$$

 矩阵 C 的第 i 行为 B 的行向量的线性组合, 组合系数为矩阵 A 的第 i 行.

$$a_{i1}\vec{w}_1 + a_{i2}\vec{w}_2 + \cdots + a_{in}\vec{w}_n \tag{1.17}$$

几种特殊矩阵:

- 方阵: 行和列数目一致, $n \times n$
- 零矩阵: 元素都为 0
- n 阶单位矩阵:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \tag{1.18}$$

 对角线全为 1

- 上三角矩阵:

$$\begin{bmatrix} * & * & \cdots & * \\ 0 & * & \cdots & * \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & * \end{bmatrix} \tag{1.19}$$

- 下三角矩阵:

$$\begin{bmatrix} * & 0 & \cdots & 0 \\ * & * & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ * & * & \cdots & * \end{bmatrix} \tag{1.20}$$

1.4 矩阵的乘法的应用

对于 $n \times n$ 的方阵 A, 可以利用矩阵的乘法来定义它的逆矩阵 A^{-1}

定义 1.8. A^{-1} 称为 A 的逆矩阵, 如果 A^{-1} 满足

$$A^{-1}A = I_{n\times n}, \text{且} AA^{-1} = I_{n\times n}. \tag{1.21}$$

命题 1.1.

$$I_{n\times n}A = AI_{n\times n} = A \tag{1.22}$$

证明. 根据乘法的定义, 不难证明. □

1.4.1 逆矩阵的一些性质

命题 1.2. 一个矩阵的逆矩阵不一定存在

例 1.2. 非平凡的例子 $\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$.

证明. 假设存在 $A^{-1} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$, 那么 A^{-1} 满足

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{1.23}$$

左侧

$$= \begin{bmatrix} c & d \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \neq I_{2\times 2} \tag{1.24}$$

□

命题 1.3. 如果逆矩阵存在, 它是唯一的.

证明. 假设 A 有两个逆矩阵 B, C, 则

$$AB = BA = AC = CA = I_{n\times n} \tag{1.25}$$

所以

$$B = B(AC) = (BA)C = C. \tag{1.26}$$

□

命题 1.4. 若一个矩阵存在左逆 L, 满足 $LA = I_{n\times n}$, 那么矩阵 A 的逆矩阵存在, 且等于 L.[1]

命题 1.5. 如果 A 的逆为 A^{-1}, B 的逆为 B^{-1}, 则

$$(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1} \tag{1.27}$$

证明.

$$\begin{aligned}
&(AB)B^{-1}A^{-1}\\
&= A(BB^{-1})A^{-1}\\
&= AA^{-1}\\
&= I_{n\times n}.
\end{aligned} \tag{1.28}$$

证明也可以推广到一般情况. □

命题 1.6. 2×2 矩阵 $A = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$ 的逆矩阵

$$A^{-1} = \frac{1}{ad-bc}\begin{bmatrix} d & -b \\ -c & a \end{bmatrix} \tag{1.29}$$

命题 1.7. 对角矩阵 $D = \begin{bmatrix} d_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & d_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & d_n \end{bmatrix}$ 的逆为

$$D^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{d_1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{1}{d_2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \frac{1}{d_n} \end{bmatrix} \tag{1.30}$$

[1] 将在后面证明.

这意味着 D^{-1} 存在当且仅当对角元素都不为零!

1.4.2 线性组合的矩阵乘法表示

线性组合

$$x_1\vec{v}_1 + x_2\vec{v}_2 + \cdots + x_n\vec{v}_n, \tag{1.31}$$

引入两个矩阵

$$A = \begin{bmatrix} \vec{v}_1, \vec{v}_2, \cdots, \vec{v}_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \tag{1.32}$$

其中 A 为 $m \times n$ 矩阵, X 为 $n \times 1$ 矩阵. 线性组合的矩阵表示为 AX.

1.4.3 矩阵方程

方程为 $AX = b$. 这个方程的解的性质取决于 A 中的向量 $\begin{bmatrix} \vec{v}_1, \vec{v}_2, \cdots, \vec{v}_n \end{bmatrix}$ 和向量 b 的关系.

我们把这个方程写成分量的形式

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}. \tag{1.33}$$

采用高斯 (Gauss) 消元法. 引入三种变换, 这些变换都不改变方程的解.

- 把某一个方程乘上一个系数 a.
- 消元: 第 i 个方程 $+ a \times$ 第 j 个方程.
- 换行: 把第 i 行和第 j 行交换.

这三种称为矩阵的初等变换.

把第 2 个方程到第 m 个方程中的 x_1 消掉. 把第 i 个方程变为

$$\text{方程}(i) - \frac{a_{i1}}{a_{11}} \times \text{方程}(1) \tag{1.34}$$

于是方程的增广矩阵变为

$$\left[\begin{array}{ccc|c} a_{11} & \cdots & a_{1n} & b_1 \\ 0 & \cdots & a'_{2n} & b_2 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & a'_{mn} & b_m \end{array}\right] \tag{1.35}$$

2 矩阵的初等变换

下面我们要将初等变换用矩阵乘法来实现.

- 倍乘变换: 矩阵 A 的第 i 行乘上 c, 其他行不变, $S_i(c)A = A'$. $S_i(c)$ 为将单位矩阵的第 i 个元素换为 c.

$$S_i(c) = \begin{bmatrix} \ddots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & c & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

  $S_i^{-1}(c)$ 是可逆的

$$S_i^{-1}(c) = \begin{bmatrix} \ddots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{1}{c} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \tag{2.2}$$

- 消元变换: 把第 i 行换成 第 i 行 $+ a \times$ 第 j 行. 它的形式为

$$E_{ij}(a) = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & \ddots & & \\ & a & & \ddots & \\ & & & & 1 \end{bmatrix}. \tag{2.3}$$

  其中的 a 位于 $E_{ij}(a)$ 的第 i 行第 j 列, 对角线元素都为 1.

  $E_{ij}(a)$ 是可逆的

$$E_{ij}^{-1}(a) = E_{ij}(-a) \tag{2.4}$$

- 换行变换: 把第 i 行和第 j 行交换. 用一个矩阵 $P_{ij}=$ (交换单位矩阵的 i,j 列) 来表示. 它是可逆的,
$$P_{ij}^{-1}=P_{ij}. \tag{2.5}$$

2.1 初等变换的应用

LU 分解 把方矩阵分解成下列形式
$$A=LU, \tag{2.6}$$
L 为下三角矩阵, U 为上三角矩阵.

方法: 通过初等变换, 把方矩阵变成一个上三角矩阵 (如果这个过程不涉及到换行的话) 那么有
$$E_1E_2\cdots E_nA=U \iff A=E_n^{-1}\cdots E_2^{-1}E_1^{-1}U \tag{2.7}$$
由于 $E_1,\cdots,E_n$ 都是下三角矩阵, 它们的乘积也是下三角矩阵.

例 2.1. 对矩阵 A 做 LU 分解.
$$A=\begin{bmatrix}3&-7&-2&2\\-3&5&1&0\\6&-4&0&-5\\-9&5&-5&12\end{bmatrix} \tag{2.8}$$

做操作
$$\begin{aligned}A&\xrightarrow{E_{41}(3)E_{31}(-2)E_{21}(1)}\begin{bmatrix}3&-7&-2&2\\0&-2&-1&2\\0&10&4&-9\\0&-16&-11&18\end{bmatrix}\\&\xrightarrow{E_{42}(-8)E_{32}(5)}\begin{bmatrix}3&-7&-2&2\\0&-2&-1&2\\0&0&-1&1\\0&0&-3&2\end{bmatrix}\\&\xrightarrow{E_{43}(-3)}\begin{bmatrix}3&-7&-2&2\\0&-2&-1&2\\0&0&-1&1\\0&0&0&1\end{bmatrix}\end{aligned} \tag{2.9}$$

用矩阵乘法写起来

$$E_{43}(-3)E_{42}(-8)E_{32}(5)E_{41}(3)E_{31}(-2)E_{21}(1)A = U \tag{2.10}$$

即

$$L = E_{21}(-1)E_{31}(2)E_{41}(-3)E_{32}(-5)E_{42}(8)E_{43}(-3) \tag{2.11}$$

计算可得

$$L = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 \\ 2 & -5 & 1 & 0 \\ -3 & 8 & 3 & 1 \end{bmatrix}. \tag{2.12}$$

如果 U 的对角线都不为零, 那么

$$U = DU', \quad (U'\text{对角线都为 } 1) \tag{2.13}$$

用初等变换求逆 (Gauss-Jordan) 原理: 先找到一组初等变换来使得矩阵 A 变为单位矩阵,

$$(E_p \cdots E_1)A = I. \tag{2.14}$$

A 的逆可以这样求解:

$$AB = I \tag{2.15}$$

在两边同时做行变换.

$$(E_p \cdots E_1)AB = (E_p \cdots E_1)I \tag{2.16}$$

即

$$B = IB = (E_p \cdots E_1)I \tag{2.17}$$

在实际操作时, 考虑增广矩阵 $[A|I]$, 做初等变换, 变为 $[I|A^{-1}]$

例 2.2.

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix} \tag{2.18}$$

做初等变换

$$
\begin{aligned}
[A|I] &= \left[\begin{array}{ccc|ccc} 2 & -1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 2 & 0 & 0 & 1 \end{array}\right] \\
&\xrightarrow{E_{12}(\frac{2}{3})E_{23}(\frac{3}{4})E_{32}(\frac{2}{3})E_{21}(\frac{1}{2})} \left[\begin{array}{ccc|ccc} 2 & 0 & 0 & \frac{3}{2} & 1 & \frac{1}{2} \\ 0 & \frac{3}{2} & 0 & \frac{3}{4} & \frac{3}{2} & \frac{3}{4} \\ 0 & 0 & \frac{4}{3} & \frac{1}{3} & \frac{2}{3} & 1 \end{array}\right] \\
&\xrightarrow{S_3(\frac{3}{4})S_2(\frac{2}{3})S_1(\frac{1}{2})} \left[\begin{array}{ccc|ccc} 1 & 0 & 0 & \frac{3}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \\ 0 & 1 & 0 & \frac{1}{2} & 1 & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & 1 & \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \frac{3}{4} \end{array}\right]
\end{aligned} \tag{2.19}
$$

最终的增广矩阵右侧就是 A 的逆,

$$
A^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{3}{4} & \frac{1}{2} & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{2} & 1 & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & \frac{3}{4} \end{bmatrix} \tag{2.20}
$$

行约化阶梯形及一般线性方程组的一般解

行约化阶梯形式

- 如果第 i 行都是零, 那么对于 $j > i$ 行都是零.
- 如果第 i 行不都是零, 那么第一个非零元素为 1, 称为主元.
- 如果第 $(i+1)$ 行不都是零, 那么这一行的主元在第 i 行的主元右边.
- 主元上方的元素都为零.

找到一个矩阵行约化阶梯形的方法

- 找到第一个不为零的列, 然后, 如果需要的话, 做换行操作, 使得这一列的第一个元素不为零. 之后消元操作, 把下方的元素都变为零.

$$
A \to \left[\begin{array}{cccccc} 0 & 0 & 1 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & & & \\ 0 & 0 & 0 & & B & \\ 0 & 0 & 0 & & & \end{array}\right] \tag{2.21}
$$

- 对子矩阵 B 做同样的操作.
- 把主元上方的元素变为零.

例 2.3. 行约化阶梯形式:

$$\begin{bmatrix}1&1&2&4\\1&2&2&5\\1&3&2&6\end{bmatrix}\longrightarrow\begin{bmatrix}1&1&2&4\\0&1&0&1\\0&2&0&2\end{bmatrix}\longrightarrow\begin{bmatrix}1&1&2&4\\0&1&0&1\\0&0&0&0\end{bmatrix}\longrightarrow\begin{bmatrix}1&0&1&3\\0&1&0&1\\0&0&0&0\end{bmatrix}\tag{2.22}$$

行约化阶梯形式的一些名词

- 主元列: 如果该列有一个主元, 该列只有一个非零元素.
- 自由列: 没有主元之列.
- 主元变量, 自由变量:

  对于一个方程
  $$Rx = x_1Y_1 + x_2Y_2 + \cdots + x_nY_n,\tag{2.23}$$
  如果 Y_i 为自由列, 则 x_i 为自由变量. 如果 Y_i 为主元列, 则 x_i 为主元变量.

  对于例2.3, 约化后的方程为
  $$\begin{bmatrix}1&0&2&3\\0&1&0&1\\0&0&0&0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x_1\\x_2\\x_3\\x_4\end{bmatrix},\tag{2.24}$$
  其中的 x_1, x_2 为主元变量, x_3, x_4 为自由变量.

2.2 用行约化阶梯形式求解线性方程组

用行约化阶梯形式求解方程 $Ax = b$, 方法如下

- 考虑增广矩阵 $[A|b]$, 做初等行变换, 把 A 变成行约化阶梯形式, 得到增广矩阵
  $$[R|b']\tag{2.25}$$
  新的方程组 $Rx = b'$ 的解空间和原来的方程一样.
- $Rx = b'$ 的解 (如果存在) 为
  $$x = x_p + x_n\tag{2.26}$$
  其中 x_p 为 $Rx = b'$ 的特解, x_n 为对应的齐次线性方程组 ($b' = 0$) 的所有解.

1. x_p 可以求解如下: 取自由变量为零, 主元变量任意, 可以得到一个解.

   例 2.4.
   $$R=\begin{bmatrix}1&0&2&3\\0&1&0&1\\0&0&0&0\end{bmatrix},\quad b'=\begin{bmatrix}2\\3\\0\end{bmatrix}\tag{2.27}$$
   特解为
   $$x_p=\begin{bmatrix}2\\3\\0\\0\end{bmatrix}.\tag{2.28}$$

2. 齐次线性方程的解可以这样求: 取某一个自由变量为 1, 其他自由变量为 0, 主元变量任意. 这样可以一共得到 $n-r$ 个解, 记为 s_i, n 是变量数目, r 是主元数目. 则,
   $$x_n=a_1s_1+a_2s_2+\cdots+a_ns_n.\tag{2.29}$$

   例 2.5. 继续求解上例中的线性方程.

   第一个通解:
   $$\begin{bmatrix}1&0&2&3\\0&1&0&1\\0&0&0&0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x_1\\x_2\\1\\0\end{bmatrix}=0\tag{2.30}$$

   得到 $x_1=-2, x_2=0$, 特解向量为 $s=\begin{bmatrix}-2\\0\\1\\0\end{bmatrix}$. 另一个通解:
   $$\begin{bmatrix}1&0&2&3\\0&1&0&1\\0&0&0&0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x_1\\x_2\\0\\1\end{bmatrix}=0\tag{2.31}$$

   解向量为 $s_2=\begin{bmatrix}-3\\-1\\0\\1\end{bmatrix}$.

于是原方程的所有解为

$$x = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + a_1 \begin{bmatrix} -2 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} + a_2 \begin{bmatrix} -3 \\ -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}. \tag{2.32}$$

2.3 齐次线性方程解空间的性质

基本性质

- 证明: 任何一个解都可以做上面的分解.

  x' 为一个解, x_p 为另一个解, 那么

  $$\begin{cases} Ax' = b \\ Ax_p = b \end{cases} \tag{2.33}$$

  两式相减得到

  $$A(x' - x_p) = 0 \tag{2.34}$$

  即, $x' = x_p + x_n$ 中的 x_n 是齐次线性方程的解.

- 反之, 对于任意的齐次线性方程的解 x_n, $x_p + x_n$ 都是方程 $Ax = b$ 的解.

  证明: 因为 $\begin{cases} Ax_p = b \\ Ax_n = 0 \end{cases} \implies A(x_p + x_n) = b.$

为什么 $Ax = b$ 的解可以写成这种形式

- 如果 v_1 为 $Ax = 0$ 的解, v_2 也为解, 那么 $v_1 + v_2$ 也是方程的解.
- 如果 v 是一个解, 那么乘上一个系数 c, cv 也是方程的解.

  因为 $Av = 0$, 那么 $A(cv) = c(Av) = 0$.

这证明了 $Ax = 0$ 的解空间 $N(A)$ 在向量加法及数乘下是封闭的.

2.4 线性子空间, 线性无关, 基, 维数

线性子空间 $\mathbb{R}^m$ 中的一个子空间 V, 如果 V 在加法和数乘下面是封闭的, 那么这个子空间称为线性子空间.

构造线性子空间的方法 给定一组固定的向量 $(v_1, v_2, \cdots, v_n)$, 考虑所有的线性组合构成的空间

$$V = \{x_1v_1 + x_2v_2 + \cdots + x_nv_n\} \tag{2.35}$$

V 是一个线性子空间, 称之为 $(v_1, v_2, \cdots, v_n)$ 张成的线性子空间.

线性无关

定义 2.1. 一组向量 $(v_1, v_2, \cdots, v_n)$ 称为线性无关的, 如果下列的方程

$$x_1v_1 + x_2v_2 + \cdots + x_nv_n = 0 \tag{2.36}$$

只有 0 解, 即对应的齐次线性方程 $Ax = 0$ 只有 0 解.

例 2.6. $\mathbb{R}^2$ 中的 $v_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, v_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ 是线性无关的.

例 2.7. 如果 0 向量在这组向量中, 那么这组向量是线性相关的.

线性空间的基

定义 2.2. 一组线性无关的向量 $(e_1, e_2, \cdots, e_m)$ 称之为 V 的一组基, 如果 V 中任意一个向量都可以表示为这组向量的线性组合,

$$v = x_1e_1 + x_2e_2 + \cdots + x_ne_n. \tag{2.37}$$

基中的向量个数称作维数.

例 2.8. $\mathbb{R}^2$ 中的 $e_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad e_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ 为一组基. 所以 $\mathbb{R}^2$ 的维数为 2.

基的几个重要性质

- 坐标唯一性: 给定一组基 $(e_1, e_2, \cdots, e_m)$, 根据基的定义, 任意的向量都可以写成

  $$(e_1, e_2, \cdots, e_m)$$

  的线性组合, 即

  $$v = a_1e_1 + a_2e_2 + \cdots + a_me_m. \tag{2.38}$$

  其中 $(a_1, a_2, \cdots, a_m)$ 称为 v 在基 $(e_1, e_2, \cdots, e_m)$ 下的坐标.

  坐标是**唯一**的.

证明. 假设坐标不唯一, v 可以有两种展开方式:

$$
\begin{aligned}
v &= a_1e_1 + a_2e_2 + \cdots + a_me_m \\
v &= b_1e_1 + b_2e_2 + \cdots + b_me_m
\end{aligned}
\tag{2.39}
$$

两式相减得到

$$
0 = (a_1 - b_1)e_1 + (a_2 - b_2)e_2 + \cdots (a_m - b_m)e_m \tag{2.40}
$$

这与基的线性无关矛盾. □

- 基不唯一, 但维数定义的维数一样.

证明. 反证法. 假设有两组基 $(e_1, e_2, \cdots, e_m)$,$(f_1, f_2, \cdots, f_n)$, $n > m$.

根据基的定义, $(f_1, f_2, \cdots, f_n)$ 可以写成 $e_1, e_2, \cdots, e_m$ 的线性组合.

$$
\begin{aligned}
f_1 &= a_{11}e_1 + \cdots a_{m1}e_m \\
&\vdots \\
f_n &= a_{1n}e_1 + \cdots a_{mn}e_m
\end{aligned}
\tag{2.41}
$$

把上述过程写成矩阵乘法的形式

$$
F = \left[f_1, f_2, \cdots, f_n\right], \quad E = \left[e_1, e_2, \cdots, e_m\right] \tag{2.42}
$$

并且

$$
F = EA, \tag{2.43}
$$

其中 $A = (a_{ij})$, A 为一个 $m \times n$ 的矩阵.

考虑 $Ax = 0$ 的解, 利用之前齐次线性方程组的解的性质, 参数个数为 $(n - r)$, r 为主元数目, 且 $r \le m$. 所以 $Ax = 0$ 一定有非 0 的解 $(m \ne n)$.

利用方程 $F = EA$, 如果 $Ax = 0$ 有非零解, 那么

$$
Fx = EAx = 0 \tag{2.44}
$$

也有非零解, 和假设矛盾. □

- 基的变换矩阵 A 为可逆的.

证明. 有两组基 $(f_1, f_2, \cdots, f_m)$, $(e_1, e_2, \cdots, e_m)$,

$$
F = [f_1, f_2, \cdots, f_m], \quad E = [e_1, e_2, \cdots, e_m], \quad F = EA. \tag{2.45}
$$

A 为 $m \times m$ □

引入矩阵的转置.

定义 2.3. 给定一个矩阵 A,

$$\left(A^{\mathrm{T}}\right)_{ij} = A_{ji}. \tag{2.46}$$

A^{T} 把 A 的行变成列.

转置的一些性质

- $$\left(A^{\mathrm{T}}\right)^{\mathrm{T}} = A. \tag{2.47}$$

- $$(AB)^{\mathrm{T}} = B^{\mathrm{T}}A^{\mathrm{T}} \tag{2.48}$$

  证明. 设 $A\colon m \times n$, $B\colon k \times n$, 那么

  $$(AB)_{ij} = \sum_{l=1}^{k} a_{ik}b_{lj}. \tag{2.49}$$

  根据转置的定义, 有

  $$(AB)_{ij}^{\mathrm{T}} = (AB)_{ji} = \sum_{l=1}^{k} a_{jl}b_{li}. \tag{2.50}$$

  另一方面,

  $$\left(B^{\mathrm{T}}A^{\mathrm{T}}\right)_{ij} = \sum_{l=1}^{k} \left(B^{\mathrm{T}}\right)_{li}\left(A^{\mathrm{T}}\right)_{jl} = \sum_{l=1}^{k} a_{jl}b_{li}. \tag{2.51}$$

  □

- $$\left(A^{\mathrm{T}}\right)^{-1} = \left(A^{-1}\right)^{\mathrm{T}}. \tag{2.52}$$

  证明. 因为

  $$AA^{-1} = I, \tag{2.53}$$

  两边取转置得到

  $$\left(A^{-1}\right)^{\mathrm{T}}A^{\mathrm{T}} = I \implies \left(A^{\mathrm{T}}\right)^{-1} = \left(A^{-1}\right)^{\mathrm{T}}. \tag{2.54}$$

  □

特殊矩阵

- 对称矩阵: $A^{\mathrm{T}} = A$.

$$A_{ij} = A_{ji}. \tag{2.55}$$

例 2.9.

$$\begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 4 & 3 \end{bmatrix}. \tag{2.56}$$

例 2.10.

$$\begin{bmatrix} 2 & 3 & 1 \\ 3 & 4 & 3 \\ 1 & 3 & 4 \end{bmatrix}. \tag{2.57}$$

- 反对称矩阵: $A^{\mathrm{T}} = -A$. 可知, 其对角线都为零.

例 2.11.

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \tag{2.58}$$

下面我们回到方程 $Ax = b$, A 可以定义四个线性子空间.

1. A 的列向量张成的线性子空间 $C(A)$, 它的维数称为 A 的列秩.

例 2.12. 对于

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

$C(A) = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_3 \\ 0 \end{bmatrix}$, 是三维空间的 $x - y$ 平面.

2. A 的行向量张成的线性子空间 $C(A^{\mathrm{T}})$, 它的维数称为 A 的行秩.
3. A 的零空间 $N(A)$. 线性方程组 $Ax = 0$ 的所有解. $N(A)$ 的维数为 $n - r$, r 为主元数.
4. A^{T} 的零空间 $N(A^{\mathrm{T}})$. 线性方程组 $A^{\mathrm{T}}x = 0$ 的所有解.

2.5 线性代数基本定理

定理 2.1.

$$r_1 = r_2 = r = r'. \tag{2.59}$$

命题 2.1. *初等行变换不改变行秩和列秩.*

证明. **初等行变换对于行线性空间的影响**

设矩阵 $A = \begin{bmatrix} \vec{w}_1 \\ \vec{w}_2 \\ \vdots \\ \vec{w}_m \end{bmatrix}$. 把行线性子空间记为 $V(w) \subset \mathbb{R}^n$.

做倍加变换之后, 新的向量组为

$$w' = (w_1, w_2, \cdots, w_i + aw_j, \cdots, w_m). \tag{2.60}$$

$V(w')$ 为另一个线性子空间, 但是 $V(w) = V(w')$, 因为对于任意的一个向量 $w' \in V(w')$, 有

$$w' = x_1 w_1' + \cdots + x_m w_m' = x_1 w_1 + \cdots + (x_j + ax_i) w_j + \cdots + x_m w_m. \tag{2.61}$$

所以有 $V(w') \subset V(w)$. 反之, 也有 $V(w) \subset V(w')$.

可得 $V(w') = V(w)$.

初等行变换对于列向量子空间的影响

注意到, 初等行变换不改变齐次线性方程组的解, 也就是说

$$Ax = 0 \iff Bx = 0. \tag{2.62}$$

其中 B 为 A 初等行变换后的矩阵. 这也就是说,

$$x_1 v_1 + \cdots x_n v_n = 0 \iff x_1 v_1' + \cdots + x_n v_n' = 0. \tag{2.63}$$

假如 $x_1 \neq 0$, 那么 v_1 可以用其他向量线性组合表示.

所以, v **中线性独立的列向量数之和等于** v' **中线性独立的列向量数之和**.

□

我们只需考虑行约化阶梯形式 R, 通过观察 R 的形式, 可以发现

- R 的列秩等于行秩.
- R 的行向量子空间及列向量子空间的维数等于主元数目.

因为主元列是线性无关的, 自由列都可以用主元列的线性组合表示, 主元行是线性无关的, 而自由行是零.

定义 2.4. *矩阵的秩 (rank) 为列向量子空间 $C(A)$ 的维数. 秩在初等行变换下不变.*

例 2.13. *秩为 1 的矩阵的形式: 从列向量的角度来看,*

$$A = \left[a_1 v_i, \cdots, v_i, \cdots, a_n v_i\right]. \tag{2.64}$$

(其中 v_1 是非零向量)

定义 2.5. *一个矩阵称为满秩的, 如果秩为最大可能值 (行数列数中较小的一个).*

$$\begin{aligned} \dim\left(N(A)\right) &= n - r \\ \dim\left(N(A^{\mathrm{T}})\right) &= m - r \\ \dim\left(C(A)\right) &= r \\ \dim\left(C(A^{\mathrm{T}})\right) &= r \end{aligned} \tag{2.65}$$

我们给线性空间上附加一个新的结构: 内积

定义 2.6. *对于线性空间 $\mathbb{R}^m$ 中的两个向量, 定义内积*

$$\vec{v} \cdot \vec{w} = \sum_{i=1}^{m} v_i w_i. \tag{2.66}$$

把 v, w 看成 $m \times 1$ 的矩阵, 可以把内积写成矩阵乘法的形式,

$$\vec{v} \cdot \vec{w} = v^{\mathrm{T}} w = w^{\mathrm{T}} v. \tag{2.67}$$

有了内积, 可以定义一些东西

- 向量 v 的长度

$$|v| = \sqrt{v \cdot v} = \sqrt{v^{\mathrm{T}} v}. \tag{2.68}$$

- 两个向量垂直 $v \perp w$, 如果

$$v \cdot w = 0. \tag{2.69}$$

对于线性方程组 $Ax = b$, 当 b 属于 $C(A)$ 时, 有解. 此时

$$A' = [A\ b], \quad \operatorname{rank}(A') = \operatorname{rank} A \tag{2.70}$$

无解时,

$$\mathrm{rank}(A') = \mathrm{rank}(A) + 1. \tag{2.71}$$

考虑 $Ax = 0$ 齐次线性方程组的解,

$$Ax = \begin{bmatrix} \vec{w}_1 \cdot x \\ \vec{w}_2 \cdot x \\ \vdots \\ \vec{w}_n \cdot x \end{bmatrix} = 0 \tag{2.72}$$

这意味着 $Ax = 0$ 的解垂直于 A 的行向量子空间

$$N(A) \perp C(A^{\mathrm{T}}). \tag{2.73}$$

2.6 正交投影

如果 $Ax = b$ 无解, $b \notin C(A)$. 在这种情况, 我们寻找一个最接近的 $b' \in C(A)$, 此时 $e = \vec{b} - \vec{b}' \perp C(A)$.

定义 2.7. 上述的 b' 称为 b 在空间 $C(A)$ 中的正交投影.

例 2.14. 下面考虑一个矢量 $\vec{b}$ 在另一个矢量 $\vec{a}$ 上的投影 $\vec{p}$,

$$\vec{p} \parallel \vec{a}, \quad |\vec{p}| = |\vec{b}| \cos\theta \tag{2.74}$$

于是

$$\vec{p} = |\vec{b}| \cos\theta \frac{\vec{a}}{|\vec{a}|} = \frac{\vec{b} \cdot \vec{a}}{|\vec{a}|} \frac{\vec{a}}{|\vec{a}|} = \frac{\left(a^{\mathrm{T}} b\right) a}{a^{\mathrm{T}} a} = \left(\frac{a a^{\mathrm{T}}}{a^{\mathrm{T}} a}\right) b \equiv Pb. \tag{2.75}$$

上式中的的 $P = \dfrac{a a^{\mathrm{T}}}{a^{\mathrm{T}} a}$ 称为投影矩阵.

2.6.1 投影矩阵

考虑一般情况, 有一组向量 $(v_1, v_2, \cdots, v_n)$, 这组向量张成一个线性子空间, 记为 $C(A)$. 下面我们要将一个向量 $\vec{b}$ 正交投影到这个空间, 投影后的向量记为 $\vec{p}$. 正交投影意味着 $\vec{b} - \vec{p}$ 垂直于 $C(A)$.

回忆前面线性方程组的几何意义, $(\vec{b} - \vec{p}) \perp C(A)$ 等价于

$$A^{\mathrm{T}} (b - p) = 0. \tag{2.76}$$

因为 $\vec{p}$ 在 $C(A)$ 中, 可以用 $(v_1, v_2, \cdots, v_n)$ 来线性表示, 表示系数记为 $\hat{x}$, 具体来说,

$$p = \hat{x}_1 v_1 + \cdots + \hat{x}_n v_n = \hat{x} A. \tag{2.77}$$

带入上面的垂直条件,

$$A^{\mathrm{T}} b - A^{\mathrm{T}} A \hat{x} = 0 \implies A^{\mathrm{T}} A \hat{x} = A^{\mathrm{T}} b. \tag{2.78}$$

如果 $A^{\mathrm{T}} A$ 可逆, 那么我们有

$$\hat{x} = \left(A^{\mathrm{T}} A\right)^{-1} A^{\mathrm{T}} b. \tag{2.79}$$

于是我们得到

$$p = A \hat{x} = \underbrace{\left[A \left(A^{\mathrm{T}} A\right)^{-1} A^{\mathrm{T}}\right]}_{\text{投影矩阵} P} b. \tag{2.80}$$

投影矩阵的两个性质

- $P^2 = P$

$$P^2 = A \left(A^{\mathrm{T}} A\right)^{-1} A^{\mathrm{T}} A \left(A^{\mathrm{T}} A\right)^{-1} A^{\mathrm{T}} = A \left(A^{\mathrm{T}} A\right)^{-1} A^{\mathrm{T}} = P. \tag{2.81}$$

- $P^{\mathrm{T}} = P$

$$P^{\mathrm{T}} = \left[A \left(A^{\mathrm{T}} A\right)^{-1} A^{\mathrm{T}}\right]^{\mathrm{T}} = A \left[\left(A^{\mathrm{T}} A\right)^{-1}\right]^{\mathrm{T}} A^{\mathrm{T}} = A \left(A^{\mathrm{T}} A\right)^{-1} A^{\mathrm{T}}. \tag{2.82}$$