

线代笔记

mny

2023 年 10 月 16 日

目录

1	线性空间	1
1.1	实数中运算的性质	2
1.2	$(\mathbb{R}^m, +, *)$ 为一个线性空间	3
1.3	矩阵	3
1.4	矩阵的乘法的应用	6
1.4.1	逆矩阵的一些性质	6
1.4.2	线性组合的矩阵乘法表示	8
1.4.3	矩阵方程	8
2	矩阵的初等变换	9
2.1	初等变换的应用	10
2.2	用行约化阶梯形式求解线性方程组	13
2.3	齐次线性方程解空间的性质	15
2.4	一些概念	15
2.5	线性代数基本定理	20
2.6	正交投影	22
2.6.1	投影矩阵	22
2.6.2	正交投影的应用	24

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 $a + b = 0$, $b = -a$
 \implies 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, \dots, 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 $[a_1, a_2, \dots, a_m]$, 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.

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

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

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

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 $c_1(c_2v) = (c_1c_2)v$
- 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, $(\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_n)$, 和一组实数 (x_1, x_2, \dots, x_n) 可以构成新的向量

$$x_1\vec{v}_1 + x_2\vec{v}_2 + \dots + x_n\vec{v}_n \quad (1.3)$$

这个新的向称为 (v_1, v_2, \dots, v_n) 的线性组合.

1.3 矩阵

定义 1.4. $m \times n$ 矩阵,

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

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, $A = [\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_n]$

• 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:

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

定义 1.6. 数乘, 任意一个实数 c , 一个矩阵 A , 得到

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

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:

$$(C)_{ij} = a_{i1}b_{1j} + a_{i2}b_{2j} + \cdots + a_{in}b_{nj} = \sum_{k=1}^m a_{ik}b_{kj} \quad (1.7)$$

矩阵乘法的性质:

• 结合律:

$$(AB)C = A(BC) \quad (1.8)$$

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

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

同样

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

□

• 分配律:

$$A(B + C) = AB + AC \quad (1.11)$$

$$(A + B)C = AC + AB \quad (1.12)$$

- 矩阵乘法不满足交换律

$$AB \stackrel{\text{不一定}}{\neq} BA \quad (1.13)$$

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

$$A = [\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_n] \quad (1.14)$$

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,

$$b_{1j}\vec{v}_1 + b_{2j}\vec{v}_2 + \dots + b_{nj}\vec{v}_n \quad (1.15)$$

- 从矩阵 B 的行向量来看

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

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.

$$a_{i1}\vec{w}_1 + a_{i2}\vec{w}_2 + \dots + a_{in}\vec{w}_n \quad (1.17)$$

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:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (1.18)$$

对角线全为 1

- 上三角矩阵:

$$\begin{bmatrix} * & * & \cdots & * \\ 0 & * & \cdots & * \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & * \end{bmatrix} \quad (1.19)$$

- 下三角矩阵:

$$\begin{bmatrix} * & 0 & \cdots & 0 \\ * & * & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ * & * & \cdots & * \end{bmatrix} \quad (1.20)$$

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

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

命题 1.1.

$$I_{n \times n}A = AI_{n \times n} = A \quad (1.22)$$

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

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

左侧

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

□

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

$$AB = BA = AC = CA = I_{n \times n} \quad (1.25)$$

所以

$$B = B(AC) = (BA)C = C. \quad (1.26)$$

□

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

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

证明.

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

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

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

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

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

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

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

引入两个矩阵

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

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 $[\vec{v}_1, \vec{v}_2, \cdots, \vec{v}_n]$ 和向量 b 的关系.

我们把这个方程写成分量的形式

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

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

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

于是方程的增广矩阵变为

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

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 .

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

$S_i^{-1}(c)$ 是可逆的

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

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

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

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

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

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

$$P_{ij}^{-1} = P_{ij}. \quad (2.5)$$

2.1 初等变换的应用

LU 分解 把方矩阵分解成下列形式

$$A = LU, \quad (2.6)$$

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

$$E_1 E_2 \cdots E_n A = U \iff A = E_n^{-1} \cdots E_2^{-1} E_1^{-1} U \quad (2.7)$$

由于 E_1, \dots, 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.

$$A = \begin{bmatrix} 3 & -7 & -2 & 2 \\ -3 & 5 & 1 & 0 \\ 6 & -4 & 0 & -5 \\ -9 & 5 & -5 & 12 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

做操作

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

用矩阵乘法写起来

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

即

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

计算可得

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

如果 U 的对角线都不为零, 那么

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

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,

$$(E_p \cdots E_1)A = I. \quad (2.14)$$

A 的逆可以这样求解:

$$AB = I \quad (2.15)$$

在两边同时做行变换.

$$(E_p \cdots E_1)AB = (E_p \cdots E_1)I \quad (2.16)$$

即

$$B = IB = (E_p \cdots E_1)I \quad (2.17)$$

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.

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

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.

$$A \rightarrow \left[\begin{array}{ccc|ccc} 0 & 0 & 1 & * & * & * \\ 0 & 0 & 0 & & & \\ 0 & 0 & 0 & & & \\ 0 & 0 & 0 & & & \end{array} \begin{array}{c} \\ B \\ \end{array} \right] \tag{2.21}$$

- 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:

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

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

$$Rx = x_1 Y_1 + x_2 Y_2 + \cdots + x_n Y_n, \quad (2.23)$$

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

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 3 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix}, \quad (2.24)$$

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

$$[R|b'] \quad (2.25)$$

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

$$x = x_p + x_n \quad (2.26)$$

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.

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad b' = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

特解为

$$x_p = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (2.28)$$

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,

$$x_n = a_1 s_1 + a_2 s_2 + \cdots + a_n s_n. \quad (2.29)$$

例 2.5. 继续求解上例中的线性方程.

第一个通解:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} = 0 \quad (2.30)$$

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:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = 0 \quad (2.31)$$

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

于是原方程的所有解为

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

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

$$\begin{cases} Ax' = b \\ Ax_p = b \end{cases} \quad (2.33)$$

两式相减得到

$$A(x' - x_p) = 0 \quad (2.34)$$

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.

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

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, \dots, v_n) , 考虑所有的线性组合构成的空间

$$V = \{x_1 v_1 + x_2 v_2 + \dots + x_n v_n\} \quad (2.35)$$

V 是一个线性子空间, 称之为 (v_1, v_2, \dots, 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, \dots, v_n) 称为线性无关的, 如果下列的方程

$$x_1 v_1 + x_2 v_2 + \dots + x_n v_n = 0 \quad (2.36)$$

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, \dots, 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,

$$v = x_1 e_1 + x_2 e_2 + \dots + x_n e_n. \quad (2.37)$$

基中的向量个数称作维数.

例 2.8. \mathbb{R}^2 中的 $e_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$, $e_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ 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, \dots, e_m) , 根据基的定义, 任意的向量都可以写成

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

的线性组合, 即

$$v = a_1 e_1 + a_2 e_2 + \dots + a_m e_m. \quad (2.38)$$

其中 (a_1, a_2, \dots, a_m) 称为 v 在基 (e_1, e_2, \dots, 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:

$$\begin{aligned} v &= a_1 e_1 + a_2 e_2 + \cdots + a_m e_m \\ v &= b_1 e_1 + b_2 e_2 + \cdots + b_m e_m \end{aligned} \quad (2.39)$$

两式相减得到

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

这与基的线性无关矛盾. \square

- 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.

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

把上述过程写成矩阵乘法的形式

$$F = [f_1, f_2, \cdots, f_n], \quad E = [e_1, e_2, \cdots, e_m] \quad (2.42)$$

并且

$$F = EA, \quad (2.43)$$

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 $r \leq m$. 所以 $Ax = 0$ 一定有非 0 的解 ($m \neq n$).

利用方程 $F = EA$, 如果 $Ax = 0$ 有非零解, 那么

$$Fx = EAx = 0 \quad (2.44)$$

也有非零解, 和假设矛盾. \square

- 基的变换矩阵 A 为可逆的.

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

$$F = [f_1, f_2, \cdots, f_m], \quad E = [e_1, e_2, \cdots, e_m], \quad F = EA. \quad (2.45)$$

A 为 $m \times m$ \square

引入矩阵的转置.

定义 2.3. 给定一个矩阵 A ,

$$(A^T)_{ij} = A_{ji}. \quad (2.46)$$

A^T 把 A 的行变成列.

转置的一些性质

•

$$(A^T)^T = A. \quad (2.47)$$

•

$$(AB)^T = B^T A^T \quad (2.48)$$

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

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

根据转置的定义, 有

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

另一方面,

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

□

•

$$(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T. \quad (2.52)$$

证明. 因为

$$AA^{-1} = I, \quad (2.53)$$

两边取转置得到

$$(A^{-1})^T A^T = I \implies (A^T)^{-1} = (A^{-1})^T. \quad (2.54)$$

□

特殊矩阵

- 对称矩阵: $A^T = A$.

$$A_{ij} = A_{ji}. \quad (2.55)$$

例 2.9.

$$\begin{bmatrix} 2 & 4 \\ 4 & 3 \end{bmatrix}. \quad (2.56)$$

例 2.10.

$$\begin{bmatrix} 2 & 3 & 1 \\ 3 & 4 & 3 \\ 1 & 3 & 4 \end{bmatrix}. \quad (2.57)$$

- 反对称矩阵: $A^T = -A$. 可知, 其对角线都为零.

例 2.11.

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (2.58)$$

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

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

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

2. A 的行向量张成的线性子空间 $C(A^T)$, 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 $N(A^T)$. 线性方程组 $A^T x = 0$ 的所有解.

2.5 线性代数基本定理

定理 2.1.

$$r_1 = r_2 = r = r'. \quad (2.59)$$

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

$$w' = (w_1, w_2, \dots, w_i + aw_j, \dots, w_m). \quad (2.60)$$

$V(w')$ 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

$$w' = x_1 w'_1 + \dots + x_m w'_m = x_1 w_1 + \dots + (x_j + ax_i)w_j + \dots + x_m w_m. \quad (2.61)$$

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

$$Ax = 0 \iff Bx = 0. \quad (2.62)$$

其中 B 为 A 初等行变换后的矩阵. 这也就是说,

$$x_1 v_1 + \dots + x_n v_n = 0 \iff x_1 v'_1 + \dots + x_n v'_n = 0. \quad (2.63)$$

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,

$$A = \begin{bmatrix} a_1 v_i, \cdots, v_i, \cdots, a_n v_i \end{bmatrix}. \quad (2.64)$$

(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).

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

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

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

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,

$$\vec{v} \cdot \vec{w} = v^T w = w^T v. \quad (2.67)$$

有了内积, 可以定义一些东西

- 向量 v 的长度

$$|v| = \sqrt{v \cdot v} = \sqrt{v^T v}. \quad (2.68)$$

- 两个向量垂直 $v \perp w$, 如果

$$v \cdot w = 0. \quad (2.69)$$

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

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

无解时,

$$\text{rank}(A') = \text{rank}(A) + 1. \quad (2.71)$$

考虑 $Ax = 0$ 齐次线性方程组的解,

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

这意味着 $Ax = 0$ 的解垂直于 A 的行向量空间

$$N(A) \perp C(A^T). \quad (2.73)$$

2.6 正交投影

如果 $Ax = b$ 无解, $b \notin C(A)$. 在这种情况下, 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} ,

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

于是

$$\vec{p} = |\vec{b}| \cos \theta \frac{\vec{a}}{|\vec{a}|} = \frac{\vec{b} \cdot \vec{a}}{|\vec{a}|^2} \vec{a} = \frac{(a^T b)}{a^T a} a = \left(\frac{aa^T}{a^T a} \right) b \equiv Pb. \quad (2.75)$$

上式中的 $P = \frac{aa^T}{a^T a}$ 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, \dots, 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

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

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

$$p = \hat{x}_1 v_1 + \dots + \hat{x}_n v_n = \hat{x} A. \quad (2.77)$$

带入上面的垂直条件,

$$A^T b - A^T A \hat{x} = 0 \implies A^T A \hat{x} = A^T b. \quad (2.78)$$

如果 $A^T A$ 可逆, 那么我们有

$$\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T b. \quad (2.79)$$

于是我们得到

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

投影矩阵的两个性质

- $P^2 = P$

$$P^2 = A (A^T A)^{-1} A^T A (A^T A)^{-1} A^T = A (A^T A)^{-1} A^T = P. \quad (2.81)$$

- $P^T = P$

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

例 2.15. 求投影矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (2.83)$$

计算投影矩阵 $P = A (A A^T)^{-1} A^T$,

$$A^T A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \quad (2.84)$$

$$(A^T A)^{-1} = \frac{1}{1 \times 2 - 1 \times 1} \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.85)$$

于是可得

$$\begin{aligned}
 P = A(A^T A)A^T &= \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.
 \end{aligned} \tag{2.86}$$

下面我们考虑什么时候 $A^T A$ 可逆的问题.

命题 2.2. $A^T A$ 的零空间和 A 的零空间是一样的.

证明. 如果 $Ax = 0$, 那么两边左乘 A^T , 得到

$$A^T Ax = 0. \tag{2.87}$$

反之, 如果 $A^T Ax = 0$, 两边左乘 x^T , 得到

$$x^T A^T Ax = (Ax)^T Ax = 0. \tag{2.88}$$

也就是说, Ax 的模长为零, 那它必然是零向量. \square

根据上述命题, 我们可以发现: 假设 $A^T A$ 可逆 $\iff A^T Ax = 0$ 只有零解 $\iff Ax = 0$ 只有零解.

这意味着:

- A 的列向量是线性无关的.
- A 的秩为 $r = n$.

2.6.2 正交投影的应用

最小二乘法 在以后的学习中, 会经常遇到求以下函数的极小值

$$f(x) = |Ax - b| \tag{2.89}$$

其中的 A 是一个 $m \times n$ 的矩阵, b 是一个 $m \times 1$ 的向量.

- 如果 $b \in C(A)$, 那么 $f(x)$ 的极小值为 0, x 的解为 $Ax = b$ 的解.
- 如果 $b \notin C(A)$, 这时候极小值的 x 对应正交投影的坐标

$$\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T b. \quad (2.90)$$

线性回归 收集到一些数据, $(y_1, t_1), (y_2, t_2), \dots, (y_m, t_m)$. 假设 y 和 t 之间有一个线性关系 $y = Dt + C$, 用数据去估计 C 和 D .

估计方法: 考虑一个损失函数

$$L = \sum_{i=1}^m (y(t_i) - y_i)^2 = \sum_{i=1}^m (C + Dt_i - y_i)^2 = |Ax - b|^2 \quad (2.91)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 1 & t_1 \\ 1 & t_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & t_m \end{bmatrix}, \quad x = \begin{bmatrix} C \\ D \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}. \quad (2.92)$$

我们做一些计算

$$A^T A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ t_1 & t_2 & \cdots & t_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & t_1 \\ 1 & t_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & t_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m & \sum_{i=1}^m t_i \\ \sum_{i=1}^m t_i & \sum_{i=1}^m t_i^2 \end{bmatrix}, \quad (2.93)$$

$$A^T b = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m y_i \\ \sum_{i=1}^m y_i t_i \end{bmatrix}, \quad (2.94)$$

$$(A^T A)^{-1} = \frac{1}{m \sum_{i=1}^m t_i^2 - (\sum_{i=1}^m t_i)^2} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m t_i^2 & -\sum_{i=1}^m t_i \\ -\sum_{i=1}^m t_i & m \end{bmatrix} \quad (2.95)$$

最后我们可以得到

$$C = \frac{\sum_{i=1}^m y_i \sum_{i=1}^m t_i^2 - \sum_{i=1}^m t_i \sum_{i=1}^m y_i t_i}{m \sum_{i=1}^m t_i^2 - (\sum_{i=1}^m t_i)^2}, \quad D = \frac{m \sum_{i=1}^m y_i t_i - \sum_{i=1}^m y_i \sum_{i=1}^m t_i}{m \sum_{i=1}^m t_i^2 - (\sum_{i=1}^m t_i)^2}. \quad (2.96)$$

正交基 一组基需要满足条件:

- 线性无关.

- 任何向量都可以写成 (v_1, v_2, \dots, v_m) 的线性组合.

定义 2.8. (q_1, q_2, \dots, q_n) 是一组基, 且满足

$$q_i \cdot q_j = \delta_{ij}. \quad (2.97)$$

则它们是正交归一基.

如果 q_1, q_2, \dots, q_n 是一组正交归一基, 那么对应的矩阵 $Q = [q_1, q_2, \dots, q_n]$ 满足

$$Q^T Q = Q Q^T = I. \quad (2.98)$$

验证:

$$Q^T Q = \begin{bmatrix} q_1^T \\ q_2^T \\ \vdots \\ q_n^T \end{bmatrix} [q_1, q_2, \dots, q_n] = \begin{bmatrix} \ddots & & \\ & q_j^T q_i & \\ & & \ddots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \ddots & & \\ & \delta_{ij} & \\ & & \ddots \end{bmatrix} = I. \quad (2.99)$$

给定一组基, 可以构造一组正交归一基 (Gram-Schmit). 方法如下:

1. 选一个向量 a , 令矩阵 $A = [a]$.
2. 通过 b 构造一个向量 B , 要求 B 垂直于 A 的列向量. 那么,

$$B = b - A(A^T A)^{-1} A^T b. \quad (2.100)$$

3. 通过 c 构造一个向量 C ,

$$C = c - A(A^T A)^{-1} A^T c - B(B^T B)^{-1} B^T c, \quad (2.101)$$

下面验证它垂直于 A 和 B : 令 $Q = [A \ B]$, 则

$$Q^T Q = \begin{bmatrix} A^T \\ B^T \end{bmatrix} [A \ B] = \begin{bmatrix} A^T A & 0 \\ 0 & B^T B \end{bmatrix} \quad (2.102)$$

所以

$$(Q^T Q)^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{A^T A} & 0 \\ 0 & \frac{1}{B^T B} \end{bmatrix} \quad (2.103)$$

得到

$$Q (Q^T Q)^{-1} Q^T = [A \ B] \begin{bmatrix} \frac{1}{A^T A} & 0 \\ 0 & \frac{1}{B^T B} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A^T \\ B^T \end{bmatrix} = A(A^T A)^{-1} A^T + B(B^T B)^{-1} B^T. \quad (2.104)$$

所以上面的 C 等价于将 c 减去 A, B 面内的投影, 自然 C 是垂直于 A, B 的.

4. 构造 D 垂直于 A, B, C ,

$$D = d - A(A^T A)^{-1} A^T d - B(B^T B)^{-1} B^T d - C(C^T C)^{-1} C^T d. \quad (2.105)$$

\vdots

最终可以得到一组正交的基向量, 之后将它们归一化就得到了正交归一基向量.