

线性代数

刘博文, 余成龙

目录

1	线性方程组	3
1.1	引言	3
1.2	列向量空间与线性函数	4
1.3	高斯消元法和最简阶梯型	9
1.4	线性方程组解的结构	13
1.5	选讲: 最简行阶梯形唯一性的证明	15
1.6	选讲: 舒伯特胞腔	16
1.7	选讲: 域	17
1.8	作业一	19
1.9	作业二	21
2	矩阵及其运算	23
2.1	矩阵乘法	23
2.2	矩阵的转置	28
2.3	分块矩阵	29
2.4	矩阵的 LDU 分解	32
2.5	矩阵的行列式	32
2.6	伴随矩阵	35
2.7	矩阵的若干应用	35
2.8	作业三	37
2.9	作业四	39
2.10	作业五	41
3	线性空间	43
3.1	\mathbb{R}^n 的子空间	43
3.2	一般的 \mathbb{R} -线性空间	45
3.3	线性相关性	47

3.4	线性空间的维数	49
3.5	线性空间的构造	50
3.6	选讲: 域上的线性空间	52
3.7	作业六	55
3.8	作业七	57

1 线性方程组

1.1 引言

PageRank 是 Google 最早的用来计算网页连接的算法，我们考虑一个简单的模型：例如我们有 1, 2, 3, 4 四处网址，相互的超链接情况如下：

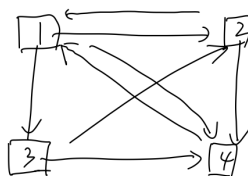


图 1: 简答的网页连接模型

其中 x_i 分别表示第 i 处网页的重要度。对于 1 号网页来说，它的重要度（流量）分成了三份，分别给了 2, 3, 4:

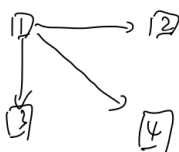


图 2: 1 号网页的流量流出

另一方面，有 2, 4 号网页的流量流入 1 号网页：

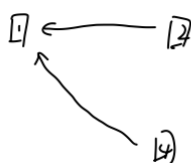


图 3: 1 号网页的流量流入

为了简单起见，我们认为这些流出的流量是被平均分配的，因此根据相互超链

接的关系得到如下的一些等式：

$$\begin{cases} x_1 = \frac{1}{2}x_1 + x_4 \\ x_2 = \frac{1}{3}x_1 + \frac{1}{2}x_3 \\ x_3 = \frac{1}{3}x_1 \\ x_4 = \frac{1}{3}x_1 + \frac{1}{2}x_2 + \frac{1}{2}x_3. \end{cases}$$

通过消元法求解，我们可以得到所有的解形如

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = t \cdot \begin{pmatrix} \frac{2}{3} \\ \frac{4}{3} \\ \frac{4}{3} \\ 1 \end{pmatrix},$$

其中 t 为任意实数。

对于一般的网络连接形式，我们可以问以下问题：

1. 是否一定存在非零解？
2. 解是否都是形如如上的形式？是否各个分量的比例相同，而且可以同为正？
3. 如何求解，以及哪种算法在实际中效率更高？

我们这门课的主要问题：求解线性方程组，了解解的结构。

1.2 列向量空间与线性函数

接下来，我们解释三个方面的问题

1. 在什么集合（空间）上求解？
2. 什么是线性方程？
3. 如何求解？

1.2.1 列向量空间以及加法，数乘运算

我们记 \mathbb{R} 为全体实数的集合。在例子中我们有

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix}$$

其中 x_i 都是实数, 这样的 x 被称为一个长度为 4 的实数组. 如果我们考虑长度为 2 的实数组全体构成的集合

$$\left\{ \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \mid x_1, x_2 \in \mathbb{R} \right\},$$

这个集合记做 \mathbb{R}^2 , 并且这个集合中的元素一一对应于平面上的点. 同时, \mathbb{R}^2 中的点 P 也可以一一对应与从原点到这个点的向量 \vec{OP} , 如下图所示:

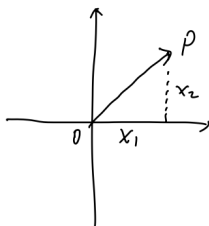


图 4: 点与向量的一一对应

类似的, 我们可以认为 \mathbb{R}^3 一一对应于三维空间中的点.

定义 1.2.1 (列向量空间). **列向量空间** (*column vector space*) 定义为如下的集合

$$\mathbb{R}^n = \left\{ \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \mid x_i \in \mathbb{R} \right\},$$

其中的元素称为**列向量** (*column vector*)

定义 1.2.2 (加法和数乘). \mathbb{R}^n 上可以定义如下两种运算:

(1) **加法** (*addition*):

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 + y_1 \\ x_2 + y_2 \\ x_3 + y_3 \\ \vdots \\ x_n + y_n \end{pmatrix}.$$

(2) **数乘 (scalar product):** 任取实数 $c \in \mathbb{R}$, 定义

$$c \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} := \begin{pmatrix} cx_1 \\ cx_2 \\ cx_3 \\ \vdots \\ cx_n \end{pmatrix}.$$

注 1.2.1. 向量的加法和数乘有其对应的几何意义, 对于 \mathbb{R}^2 来说, 其中向量的加法和数乘的几何意义可以通过如下具体图形象的展示:

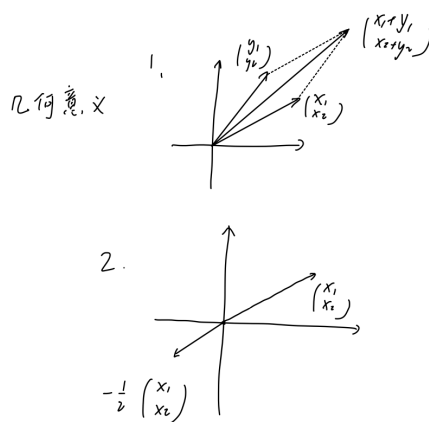


图 5: 向量加法与数乘的几何意义

接下来, 我们考虑线性函数:

定义 1.2.3. 对于 \mathbb{R}^n 上的函数 $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, 如果存在 $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}$ 是常数, 使得 F 有如下表达式

$$F(x) = a_1x_1 + \dots + a_nx_n$$

那么称 F 是 \mathbb{R}^n 上的**线性函数 (linear function)**.

例 1.2.1. 如下的 F 是 \mathbb{R}^2 上的线性函数:

$$F: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \mapsto (x_1 + 1)^2 - (x_1 - 1)^2 + (x_2 - 1)^2 - (x_1 + 1)^2$$

定理 1.2.1 (线性函数的运算性质等价描述). 函数 $F: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 是线性函数当且仅当 F 满足:

(1) 对任意 $x, y \in \mathbb{R}^n$, 有

$$F(x + y) = F(x) + F(y)$$

(2) 对任意 $c \in \mathbb{R}, x \in \mathbb{R}^n$, 有

$$F(cx) = cF(x)$$

证明. 如果 F 是线性函数, 可以直接验证 F 满足 (1), (2) 两条性质; 另一方面, 如果 F 满足 (1), (2), 我们记

$$a_1 = F\left(\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}\right), \quad a_2 = F\left(\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}\right), \quad \dots$$

则

$$F\left(\begin{pmatrix} x_1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}\right) = a_1 x_1, \quad F\left(\begin{pmatrix} 0 \\ x_2 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}\right) = a_2 x_2, \quad \dots$$

那么任取 $v_1, \dots, v_m \in \mathbb{R}^n$, 则

$$\begin{aligned} F(v_1 + v_2 + \dots + v_m) &= F((v_1 + \dots + v_{m-1}) + v_m) \\ &= F(v_1 + \dots + v_{m-1}) + F(v_m) \\ &= F(v_1) + \dots + F(v_m) \end{aligned}$$

因此,

$$F\left(\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}\right) = F\left(\begin{pmatrix} x_1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}\right) + \dots + F\left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}\right) = F\left(\begin{pmatrix} x_1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}\right) + \dots + F\left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}\right) = a_1 x_1 + \dots + a_n x_n$$

□

命题 1.2.1. 如果 F 是线性函数, 那么 $F\left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}\right) = 0$.

证明. 任意取 $0 \neq c \in \mathbb{R}$, 根据定义则有

$$F(c \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}) = cF(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}),$$

因此 $F(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}) = 0.$

□

例 1.2.2. 如下的 F_1, F_2 不是 \mathbb{R}^2 上的线性函数:

$$F_1: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \mapsto x_1 + x_2 + 4,$$

$$F_2: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \mapsto x_1^2 + x_2^2$$

对于函数 F_1 , 通过直接的计算得到 $F_1(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}) \neq 0$, 从而利用命题 1.2.1 可知 F_1 不是线性函数. 对于函数 F_2 , 我们可以发现

$$F_2(\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}) = 1, \quad F_2(2 \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}) = 4 \neq 2,$$

从而根据线性函数的定义中第二条可知 F_2 不是线性函数.

定义 1.2.4. \mathbb{R}^n 上 m 个线性函数 F_1, F_2, \dots, F_m 和 m 个实数 b_1, b_2, \dots, b_m 满足的方程组

$$\begin{cases} F_1(x) = b_1 \\ F_2(x) = b_2 \\ \vdots \\ F_m(x) = b_m \end{cases}$$

称为 n 个变元的**线性方程组** (*system of linear equations*), 带入方程组使得其成立的 x 称为**线性方程组的解** (*solution of system of linear equations*)

注 1.2.2. 我们可以给线性方程组如下的一些几何解释:

- (1) 在 \mathbb{R}^2 中, 单个线性函数 $F_1(x) = a_1x_1 + a_2x_2$ 以及实数 b_1 给出的线性方程组 $a_1x_1 + a_2x_2 = b_1$ 的解是 \mathbb{R}^2 中的一条直线.
- (2) 在 \mathbb{R}^2 中, 根据 (1) 的几何解释不难理解如下线性方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 = b_2 \end{cases}$$

的解是 \mathbb{R}^2 中两条直线的交点. 注意, 在 \mathbb{R}^2 中两条直线不一定相交, 即如上线性方程组不一定有解, 但是如果有解一定只有唯一解.

- (3) 在 \mathbb{R}^3 中, 如下线性方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 = b_2 \end{cases}$$

的解可以看成是 \mathbb{R}^3 中两个平面的交线. 注意: 在 \mathbb{R}^3 中两个平面不一定相交, 即如上线性方程组不一定有解, 并且如果相交, 也是交出一条线, 即此时解不唯一.

- (4) 在更高维中也有同样的解释: 由一个线性函数给出的线性方程的解可以看成是一个低一维的超平面, 而多个线性函数给出的线性方程组的解则是这些超平面的交.

1.3 高斯消元法和最简阶梯型

根据注记1.2.2可知对于一个线性方程组其可能没有解, 并且即使有解也不一定只有唯一解, 那么该如何求解线性方程组呢? 在本节中我们将利用高斯消元法, 来求解一般的线性方程组. 我们先来看下面的一个简单的例子.

例 1.3.1.

$$\begin{cases} 4x_2 - x_3 = 7 & (r_1) \\ x_1 + 2x_2 = 5 & (r_2) \\ 2x_1 + x_3 = 3 & (r_3) \end{cases}$$

显然我们交换 r_1, r_2 不改变上述方程组的解, 因此我们得到:

$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 = 5 & (r'_1) \\ 4x_2 - x_3 = 7 & (r'_2) \\ 2x_1 + x_3 = 3 & (r'_3) \end{cases}$$

我们考虑如下操作: 保持 r'_1, r'_2 不变, 用 r'_3 减去 $2r'_1$, 得到如下的方程组:

$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 = 5 & (r''_1) \\ 4x_2 - x_3 = 7 & (r''_2) \\ -4x_2 + x_3 = -7 & (r''_3) \end{cases}$$

上述操作并不改变方程组的解, 因为可由 r''_1, r''_2, r''_3 恢复出 r'_1, r'_2, r'_3 . 类似的最后再保持 r''_1, r''_2 不变, 用 r''_3 加上 r''_2 , 得到

$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 = 5 \\ 4x_2 - x_3 = 7 \\ 0 = 0 \end{cases}$$

对于上述方程组我们可以用 x_3 来如下的表示 x_1, x_2 , 其中 x_3 可以取任意的实数

$$\begin{aligned} x_1 &= -\frac{1}{2}x_3 + \frac{3}{2} \\ x_2 &= \frac{1}{4}x_3 + \frac{7}{4} \end{aligned}$$

因此我们可以将方程组的解写作

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = x_3 \begin{pmatrix} -\frac{1}{2} \\ \frac{1}{4} \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{3}{2} \\ \frac{7}{4} \\ 0 \end{pmatrix}$$

注 1.3.1. 根据上述结果可以发现该线性方程组有无穷组解, 这对应于几何解释中 \mathbb{R}^3 中三个平面相交出一条线.

回顾例1.3.1, 在解方程中我们主要用到了如下三种操作:

- (E1) 交换方程组的某两行.
- (E2) 将某一行乘以非零常数 c .
- (E3) 将某一行的非零常数 c 倍加到另一行上.

我们称如上的三种操作为**基础行变换** (elementary row operations). 不难发现基础行变换均可逆, 并且其逆也是基础行变换.

定义 1.3.1. 有限个基础行变换的复合称为**行变换** (row operations).

命题 1.3.1. 行变换均可逆, 并且其逆也为行变换.

证明. 因为基础行变换可逆, 且其逆也为基础行变换, 并且操作 $O_1 O_2$ 的逆为 $O_2^{-1} O_1^{-1}$.

□

推论 1.3.1. 行变换不改变线性方程组的解.

由于作行变换只关注方程的系数以及右侧常数项, 因此对于如下的线性方程组

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + \cdots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \vdots \\ a_{m1}x_1 + \cdots + a_{mn}x_n = b_m \end{cases}$$

我们将其系数及常数项提出来记作

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \quad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}$$

并将这个线性方程组记做 $Ax = b$, 这也引出了矩阵的概念.

定义 1.3.2. 由 $m \times n$ 个数 a_{ij} 排成的 m 行 n 列的 (实) 数表称为 m 行 n 列**矩阵** (matrix), 记做 $(a_{ij})_{m \times n} \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$. 当 $m = n$ 时, $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$ 被称为 n 阶**方阵** (square matrix).

例 1.3.2. $I_n \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$ 是只有 (i, i) 元为 1, 其余分量为零的矩阵, 称为**单位矩阵** (identity matrix).

对于线性方程组 $Ax = b$, A 称为**系数矩阵** (coefficient matrix), (A, b) 称为**增广矩阵** (augmented matrix), 并将上述方程记作 $Ax = b$. 现在我们即可以通过行变换来操作我们的增广矩阵, 使其最终的形式方便于我们求解, 那么究竟该操作到什么样子为止呢?

根据例1.3.1, 我们发现如果我们的增广矩阵有如下的形式, 线性方程组可以直接求解:

- (1) 所有非零行在零行的上面.
- (2) 对某一非零行, 称最左边的非零元为**主元** (pivot), 第 i 行的主元严格比第 $i + 1$ 行的主元靠左.

满足上述条件的矩阵称为**行阶梯型** (row echelon form), 并且如果主元所在列的其他元素均为零, 主元本身为 1, 则称此时为**最简行阶梯型** (reduced row echelon form).

定理 1.3.1. 矩阵 A 可通过行变换变成最简行阶梯型, 并且该最简行阶梯型不依赖于行变换的选取, 记作 $\text{rref } A$.

证明. 对 $m \times n$ 矩阵的列作归纳: 假设 $n = 1$ 时, 对于 $m \times 1$ 矩阵

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ \vdots \\ a_{m1} \end{pmatrix}$$

如果 $a_{11} = \cdots = a_{m1} = 0$, 则此时已经是最简行阶梯型. 若 $a_{11} = a_{21} = \cdots = a_{(k-1)1} = 0, a_{k1} \neq 0$, 那么通过 (E1) 将 a_{k1} 换到第一行, 用 (E2) 将第一行乘以 $(a_{k1})^{-1}$ 使得主元变为 1, 再用 (E3) 将第一行以下变为零, 因此此时最简行阶梯型为

$$\text{rref } A = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

并且不依赖于行列变换的选取. 假设对列数为 n 的时候成立, 对于 $m \times (n+1)$ 的矩阵 A , 将其写作 $A = (B, y)$, 其中 B 是 $m \times n$ 矩阵. 根据归纳假设 B 可由行变换得到最简行阶梯型, 记作 B' , 将同样的变换作用在 A 上得到 $A' = (B', y')$. 如果 B' 没有非零行, 则 A' 已经是最简行阶梯型. 如果 B' 从 $k+1$ 行开始是零行, 则对

$$\begin{pmatrix} y'_{k+1} \\ \vdots \\ y'_m \end{pmatrix}$$

应用 $n = 1$ 时的结论, 可做行变换得到最简行阶梯型, 同时也对 B' 作. 但由于行变换不改变零矩阵, 因此不改变 B' , 得到的矩阵记作 A'' . 考虑如下两种情况:

(1) 如果

$$\text{rref} \left(\begin{pmatrix} y'_{k+1} \\ \vdots \\ y'_m \end{pmatrix} \right) = \begin{pmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

则此时 A'' 已经是最简行阶梯型.

(2) 如果

$$\text{rref} \left(\begin{pmatrix} y'_{k+1} \\ \vdots \\ y'_m \end{pmatrix} \right) = \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

则作 (E3) 将第 $k+1$ 行加到第 $1, 2, \dots, k$ 行, 将 y'_1, \dots, y'_k 变成零, 此时得到的矩阵也是最简行阶梯型.

最简行阶梯形的唯一性之后再证明, 一个好的材料是第一位女菲尔兹奖得主写的短文“A Simple Proof of a Theorem of Schur”, <https://doi.org/10.1080/00029890.1998.12004879>”

□

1.4 线性方程组解的结构

定义 1.4.1. 对于线性方程组的系数矩阵 A , $\text{rref } A$ 中主元对应的未知元称为主元 (*principal unknowns*), 其余未知元称为自由元 (*free unknowns*).

例 1.4.1. 例如线性方程组 $Ax = b$, 其中

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 & 5 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ b_4 \\ b_5 \end{pmatrix}$$

则 x_1, x_2, x_5 是主元, x_3, x_4, x_6 是自由元. 并且根据上述最简行阶梯型, 我们可以直接分析出方程组的解的情况:

1. 如果 b_4 或者 b_5 不是零, 则方程组 $Ax = b$ 无解.
2. 如果 $b_4 = b_5 = 0$, 则 x_3, x_4, x_6 取定任意实数后, 主元由方程组唯一确定:

$$x_1 = b_1 - 3x_3 - 5x_4 - x_6$$

$$x_2 = b_2 - 2x_3 - x_4 - 2x_6$$

$$x_5 = b_3$$

定理 1.4.1 (线性方程组解的结构定理). 对于方程 $Ax = b$, 用行变换将 (A, b) 化作最简行阶梯型 (\bar{A}, \bar{b}) , 则

- (1) 方程有解等价于 \bar{A} 的零行对应的 \bar{b}_i 也是零.
- (2) 方程有解时自由元可以任意取值, 且自由元的每一组取值都唯一决定了一组解. 特别地, 方程有唯一解当且仅当没有自由元.

推论 1.4.1. 线性方程组 $Ax = b$

- (1) 有解当且仅当 $\text{rank } A = \text{rank}(A, b)$.
- (2) 有唯一解当且仅当 $\text{rank } A$ 等于 A 的列数相同.

定义 1.4.2. 方程 $Ax = 0$ 称为齐次线性方程组 (*system of homogeneous linear equations*).

定理 1.4.2. 齐次线性方程组 $Ax = 0$ 的解在加法和数乘下封闭.

证明. 注意到

$$A(x + y) = Ax + Ay$$

$$A(cx) = cAx$$

□

定理 1.4.3. 对于线性方程组 $Ax = b$, 如果 \tilde{x} 是其某一解 (特解), 则 $Ax = b$ 的所有解均可唯一的表达为 $x = y + \tilde{x}$, 其中 y 是 $Ax = 0$ 的解.

证明. 只需验证如下两点:

(1) 验证 $y + \tilde{x}$ 是解.

(2) 验证当 x 是解时, $x = (x - \tilde{x}) + \tilde{x}$, 其中 $x - \tilde{x}$ 满足 $Ax = 0$.

□

注 1.4.1. 从几何上来看, 齐次线性方程组 $Ax = 0$ 的解构成了 \mathbb{R}^n 中的一个对加法数乘封闭的子集, 之后我们会用更抽象的观点去描述这种子集, 并称其为一个子空间. 而 $Ax = b$ 的解相当于是将这个子空间做了平移.

定义 1.4.3. 对于矩阵 A , 其主元的个数被定义为 A 的秩 (*rank*), 记做 $\text{rank } A$.

定义 1.4.4. 对于线性方程组 $Ax = b$, 我们有如下定义:

(1) 如果方程有解, 我们称这个线性方程组是**相容的** (*consistent*).

(2) 如果方程无解, 我们称这个线性方程组是**不相容的** (*inconsistent*).

(3) 如果方程有唯一解, 我们称这个线性方程组是**确定的** (*definite*).

推论 1.4.2.

(1) 线性方程组 $Ax = b$ 是相容的等价于 $\text{rank } A = \text{rank}(A, b)$.

(2) 线性方程组 $Ax = b$ 是确定的等价于 $Ax = b$ 是相容的, 且 $\text{rank } A$ 等于 A 的列数.

定理 1.4.4. 对于 n 阶方阵 A , 线性方程组 $Ax = b$ 是否有唯一解只取决于 A , 与 b 无关.

证明. 根据推论1.4.2可知, $Ax = b$ 有唯一解等价于 $\text{rank } A = n$.

□

例 1.4.2 (Shafarevich-Remizov). 对于互不相同的实数 c_1, \dots, c_r , 以及任意实数 k_1, \dots, k_r , 存在唯一的次数小于等于 $r-1$ 的多项式 $f(x) = a_0 + a_1x + \dots + a_{r-1}x^{r-1}$ 使得对于任意 $i = 1, \dots, r$ 使得

$$f(c_i) = k_i \quad (1)$$

证明. 注意到 (1) 是关于 a_0, \dots, a_{r-1} 这 r 个未知元的线性方程组, 不妨记做

$$A \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{r-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_0 \\ k_1 \\ \vdots \\ k_{r-1} \end{pmatrix}.$$

根据线性方程组的解的结构定理, 上述方程组有唯一解当且仅当下面的线性方程组有唯一解

$$A \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_{r-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}.$$

这等价于 c_1, \dots, c_r 是 $f(x)$ 的根, 而以 c_1, \dots, c_r 为根的次数不超过 $r-1$ 的多项式是唯一的, 从而说明了 (1) 解的唯一性. \square

1.5 选讲: 最简行阶梯形唯一性的证明

令 A 是一个 $m \times n$ 阶的矩阵, 在本节中我们介绍如何证明最简行阶梯形 $\text{rref } A$ 的唯一性.

证明. 我们对 n 做归纳法来证明: 当 $n = 1$ 时, $\text{rref } A$ 只有如下两种情况:

$$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}.$$

注意到行变换将零矩阵变成零矩阵, 并且由于行变换可逆, 从而行变换将非零矩阵变成非零矩阵. 因此在 $n = 1$ 的情况, 最简行阶梯形 $\text{rref } A$ 是否为零完全由 A 是不是零来决定.

现在假设命题对列数是 n 的情况都成立, 对于 $n+1$ 列的矩阵 A , 我们将其写成 $A = (B, y)$ 的形式, 其中 B 是一个 n 列的矩阵, y 是一个列向量. 假设此时 $\text{rref } A$ 有 $A' = (B', y')$ 和 $A'' = (B'', y'')$ 两种形式, 则 B' 和 B'' 都是由 B 经过行变换得到, 且都是最简行阶梯形, 从而根据归纳假设 $B' = B''$.

现在考虑线性方程组

$$B \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = y. \quad (2)$$

由于行变换不改变线性方程组解的情况, 从而方程组 (2) 等价于如下两种方程组

$$B \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = y', \quad B \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = y''.$$

对于方程组 (2), 我们有如下两种情况:

- (i) (2) 无解, 此时是不相容情形. 假设 B 的秩为 r , 那么

$$y' = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = y'',$$

其中 1 位于第 $r+1$ 行.

- (ii) (2) 有解. 假设 B 的秩为 r , 并且主元分别在 i_1, \dots, i_r 列. 令自由元均取 0, 则得到关于 x_{i_1}, \dots, x_{i_r} 这 r 个未知元的线性方程组, 并且有解:

$$x_{i_1} = y'_1, \dots, x_{i_r} = y'_r,$$

或者

$$x_{i_1} = y''_1, \dots, x_{i_r} = y''_r.$$

但由于此时解是唯一的, 从而 $y' = y''$, 从而得到最简行阶梯形 $\text{rref } A$ 是唯一的.

□

1.6 选讲: 舒伯特胞腔

例 1.6.1. 考虑 2×3 阶矩阵 A , 满足 $\text{rank } A = 2$, 则 $Ax = 0$ 这个线性方程组的解反映在 \mathbb{R}^3 中的几何意义则是 \mathbb{R}^3 中穿过原点的直线. 由于 $\text{rank } A = 2$, 则最简行阶

梯形 $\text{rref } A$ 拥有的可能性如下:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & a_1 \\ 0 & 1 & a_2 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 1 & b_1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

所以 \mathbb{R}^3 中通过原点的直线的集合 $G(1, 3)$ 一一对应于

$$\mathbb{R}^2 \amalg \mathbb{R} \amalg \mathbb{R} \amalg \mathbb{R}^0,$$

其中 \mathbb{R}^0 表示单点集.

例 1.6.2. 考虑 2×3 阶矩阵 A , 满足 $\text{rank } A = 1$, 则 $Ax = 0$ 这个线性方程组的解反映在 \mathbb{R}^3 中的几何意义则是 \mathbb{R}^3 中穿过原点的二维平面. 由于 $\text{rank } A = 1$, 则最简行阶梯形 $\text{rref } A$ 拥有的可能性如下:

$$\begin{pmatrix} 1 & a_1 & a_2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 1 & b \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

所以 \mathbb{R}^3 中通过原点的平面的集合 $G(2, 3)$ 一一对应于

$$\mathbb{R}^2 \amalg \mathbb{R} \amalg \mathbb{R} \amalg \mathbb{R}^0.$$

例 1.6.3. 考虑 2×4 阶矩阵 A , 满足 $\text{rank } A = 2$, 则 $Ax = 0$ 这个线性方程组的解反映在 \mathbb{R}^4 中的几何意义则是 \mathbb{R}^4 中穿过原点的二维平面. 由于 $\text{rank } A = 2$, 则最简行阶梯形 $\text{rref } A$ 拥有的可能性如下:

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & a_1 & a_2 \\ 0 & 1 & a_3 & a_4 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 1 & b_1 & 0 & b_2 \\ 0 & 0 & 1 & b_3 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 1 & c_1 & c_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & d_1 \\ 0 & 0 & 1 & d_2 \end{pmatrix},$$

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & e & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

所以 \mathbb{R}^4 中通过原点的平面的集合 $G(2, 4)$ 一一对应于

$$\mathbb{R}^4 \amalg \mathbb{R}^3 \amalg \mathbb{R}^2 \amalg \mathbb{R}^2 \amalg \mathbb{R} \amalg \mathbb{R} \amalg \mathbb{R}^0.$$

1.7 选讲: 域

回忆高斯消元法, 其操作只取决于加减乘除运算, 如果对于线性方程组 $Ax = b$, 矩阵 A 和列向量 b 中的元素均在 \mathbb{Q} 中, 则 $\text{rref}(A, b)$ 中的元素也均在 \mathbb{Q} 中. 因此线性方程组的求解可以推广到任何域上, 即某种拥有加减乘除的代数结构.

定义 1.7.1. 一个集合 F 被称为一个域 (field), 如果其上拥有如下两种运算:

$$(1) \quad +: F \times F \rightarrow F, (a, b) \mapsto a + b;$$

(2) $\times: F \times F \rightarrow F, (a, b) \mapsto ab$.

并且满足:

- 存在 $0, 1 \in F$, 使得任取 $m \in F$ 有 $0 + m = m, 1m = m$;
- 任取 $m \in F$, 存在 $-m \in F$ 使得 $m + (-m) = 0$;
- 任取 $0 \neq m \in F$, 存在 m^{-1} 使得 $mm^{-1} = 1$;
- 任取 $a, b, c \in F$, 有如下结合律, 交换律和分配律:

$$(i) \ a + b = b + a, (a + b) + c = a + (b + c);$$

$$(ii) \ ab = ba, (ab)c = a(bc);$$

$$(iii) \ (a + b)c = ac + bc, c(a + b) = ca + cb;$$

例 1.7.1. 实数 \mathbb{R} , 有理数 \mathbb{Q} , 复数 \mathbb{C} 都是域.

例 1.7.2. 在 \mathbb{R}^2 上定义

$$(a, b) + (c, d) = (a + c, b + d)$$

$$(a, b) \times (c, d) = (ac - bd, ad + bc).$$

直接验证可知上述运算满足结合律, 交换律和分配律. 其中 $0 = (0, 0)$, $1 = (1, 0)$. 任取 $(a, b) \in \mathbb{R}^2$, 我们有 $-(a, b) = (-a, -b)$. 对于 $(a, b) \neq (0, 0)$, 我们有

$$(a, b)^{-1} = \left(\frac{a}{a^2 + b^2}, \frac{-b}{a^2 + b^2} \right).$$

注 1.7.1. 这实际上用 \mathbb{R}^2 构造了复数 \mathbb{C} , 即 (a, b) 对应于 $a + \sqrt{-1}b$.

1.8 作业一

这次作业里所有矩阵不加说明都是实数矩阵.

1.8.1 基础题

本部分题必做.

习题 1.8.1. 用消元法解线性方程组

1. 关于两个变元 x_1, x_2 的线性方程组

$$\begin{cases} x_1 - 2x_2 = 1 \\ 2x_1 - x_2 = 2 \end{cases}$$

2. 关于四个变元 x_1, x_2, x_3, x_4 的线性方程组

$$\begin{cases} x_1 - 2x_2 + 3x_3 - 4x_4 = 4 \\ x_2 - x_3 + x_4 = -3 \\ x_1 + 3x_2 + x_4 = 1 \\ -7x_2 + 3x_3 + x_4 = -3 \end{cases}$$

3. 关于三个变元 x, y, z 的线性方程组

$$\begin{cases} 2x + y - z = 8 \\ -3x - y + 2z = -11 \\ -2x + y + 2z = -3 \end{cases}$$

习题 1.8.2. 讨论 λ 取何值时, 线性方程组

$$\begin{cases} \lambda x_1 + x_2 + x_3 = 1 \\ x_1 + \lambda x_2 + x_3 = \lambda \\ x_1 + x_2 + \lambda x_3 = \lambda^2 \end{cases}$$

有唯一解, 无穷多解, 无解, 并在有解时求其解。

习题 1.8.3. 考虑包含 m 个主元的最简阶梯型的 $m \times n$ 的实矩阵, 如果主元出现的位置相同的这样的矩阵视作一类, 求不同的种类数有多少?

习题 1.8.4. 考虑一个连通无向无圈无多重边的有限图 G . 令 V 是顶点的集合, 将其视为网页, 构造如下网络. 如果两个顶点之间有边连接, 则假设两个网页之间有彼此两个方向之间的超链接连接. 我们利用 Google 的 PageRank 算法得到关于每个网页重要性 $(x_i)_{i \in V}$ 的线性方程组. 证明此时 x_i 等于经过顶点 i 的边数是这个方程组的一组解.

习题 1.8.5. 构造一个 3 阶方阵, 其 9 个元素各不相同, 且行简化阶梯形有且只有一个主元.

习题 1.8.6. 设

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix}.$$

证明

1. $Ax = b$ 有解当且仅当 $b_1 + b_2 + b_3 = 0$.

2. $Ax = 0$ 的解集是 $\{kx_1 : k \in \mathbb{R}\}$, 其中 $x_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix}$.

3. 当 $Ax = b$ 有解时, 若 x_0 是一个解, 则解集是 $\{x_0 + kx_1 : k \in \mathbb{R}\}$.

1.9 作业二

这次作业里所有矩阵不加说明都是实数矩阵.

1.9.1 基础题

本部分题必做.

习题 1.9.1. 把下列矩阵化为最简行阶梯型: (默认空格处为 0)

$$1. \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 6 & 7 & 8 & 9 & 10 \\ 11 & 12 & 13 & 14 & 15 \end{pmatrix}$$

$$2. \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 10 \\ 11 & 12 & 13 & 14 & 15 \end{pmatrix}$$

$$3. \begin{pmatrix} 1 & 1 & & \\ 1 & 2 & 1 & \\ & 1 & 2 & 1 \\ & & 1 & 2 \end{pmatrix}$$

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

$$5. \begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 2 & 0 & 1 \\ 1 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

习题 1.9.2. 考虑一个连通无向无圈无多重边的有限图 G . 假设 V 是顶点的集合, 其中只有一条边相连的顶点称为边界点, 有多条边相连的顶点称为内部点. 假设内部点和边界点的集合都非空. 对每一个顶点 i 取一个温度 $T_i \in \mathbb{R}$, 称 $T = (T_i)_{i \in V}$ 是一个图上的温度分布. 如果每一个内部点的温度等于与之相连的点的温度的平均值, 则称这一分布称为稳定的. 证明: 对于每一组边界点的温度值, 存在唯一的内部点的温度取值, 使得这一温度分布是稳定的.

习题 1.9.3. 将下列问题转化为求解线性方程组的问题, 并求解:

1. 设 2×2 矩阵 A 满足 $A \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \\ 8 \end{pmatrix}$ 且 A 的第一列元素之和为 2, 求所有可能的 A .

2. 空间中有一个平面经过点 $\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$, $\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$, $\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$, 求所有与该平面垂直的向量.

3. 写出通过 5 点 $M_1(0, 1), M_2(2, 0), M_3(-2, 0), M_4(1, -1), M_5(-1, -1)$ 的二次曲线的方程. 这里二次曲线是 xy -平面上形如 $ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f = 0$ 的方程决定的曲线.

习题 1.9.4. 若 A, C 均为 $m \times n$ 矩阵, 如果对任何 b , 线性方程组 $Ax = b$ 与 $Cx = b$ 都有相同的解集, 是否一定有 $A = C$?

1.9.2 思考题

本部分题选做, 学期中任何时间都可以交, 不计成绩。

习题 1.9.5. (还没讲到, 2 月 25 日课会讲) 课上我们研究过 $G(m, n)$ 的分解中 \mathbb{R}^i 的个数, 记为 b_i .

1. 求 b_i 的生成函数 $\sum_i b_i t^i$.

2. 验证 $b_i = b_{m(n-m)-i}$.

3. 任取一组正实数 m, n , 验证 b_i 是单峰的 (先单调递增后单调递减).

习题 1.9.6. 若 A, A' 均为 $m \times n$ 矩阵, b, b' 为 m 维向量, 方程 $Ax = b$ 与 $A'x = b'$ 的解集相同且非空, 请思考 (A', b') 是否一定可由 (A, b) 经过行变换得到, 你能对 $m = n = 2$ 写出证明吗?

2 矩阵及其运算

2.1 矩阵乘法

在 $M_{m \times n}(\mathbb{R})$ 上有如下的运算:

(1) 加法: $A = (a_{ij})_{m \times n}, B = (b_{ij})_{m \times n}$, 则 $A + B := (a_{ij} + b_{ij})_{m \times n}$.

(2) 数乘: $A = (a_{ij})_{m \times n}, c \in \mathbb{R}$, 则 $cA := (ca_{ij})_{m \times n}$.

除了以上两种结构, 还满足额外的乘法结构, 在此之前我们已经见到了矩阵和向量相乘的例子: 给定 $c = (c_1, \dots, c_n) \in \mathbb{R}^n$ 和 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, 如果按照列向量排列的形式将 A 记做 $A = (v_1, \dots, v_n)$, 那么

$$Ac := c_1 v_1 + \dots + c_n v_n,$$

也即是以 c_1, \dots, c_n 为系数的 A 中的列向量 v_1, \dots, v_n 的线性组合.

定义 2.1.1. 对于向量 $v_1, \dots, v_n \in \mathbb{R}^m, c_1, \dots, c_n \in \mathbb{R}$, 则 $c_1 v_1 + \dots + c_n v_n$ 称为以 c_1, \dots, c_n 为系数的 v_1, v_2, \dots, v_n 的**线性组合** (linear combination).

对于两个矩阵 A, B , 如果 A 的列数与 B 的行数相同, 我们则可以用上面的办法将矩阵乘法定义为:

定义 2.1.2. 对于 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$ 以及 $B = (w_1, \dots, w_\ell) \in M_{n \times \ell}(\mathbb{R})$, 则**矩阵乘法** (matrix multiplication) 定义为

$$AB := (Aw_1, \dots, Aw_\ell).$$

同时, 矩阵乘法还可以用如下等价的方式定义:

定义 2.1.3. 对于 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R}), B \in M_{n \times l}(\mathbb{R})$, 则**矩阵乘法** (matrix multiplication) 定义为 $AB := (c_{ij})_{m \times l}$, 其中

$$c_{ij} = \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{kj}.$$

注 2.1.1. 对于矩阵 A, B , 只有 A 的列数与 B 的行数相同时, 矩阵乘法 AB 才有意义.

命题 2.1.1. 矩阵乘法具有结合律.

证明. 假设 $A, B, C \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$, 不妨记 $C = (c_1, \dots, c_n)$, 其中 c_i 是列向量. 那么

$$(AB)C = ((AB)c_1, \dots, (AB)c_n)$$

$$A(BC) = A(Bc_1, \dots, Bc_n) = (A(Bc_1), \dots, A(Bc_n))$$

因此只需对每个 c_i 验证 $(AB)c_i = A(BC_i)$ 即可, 因此我们不妨假设 C 是 $n \times 1$ 的矩阵. 将 A 写作

$$A = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}$$

其中 a_i 是行向量, 那么

$$(AB)C = \begin{pmatrix} a_1 B \\ a_2 B \\ \vdots \\ a_n B \end{pmatrix} C = \begin{pmatrix} a_1 BC \\ a_2 BC \\ \vdots \\ a_n BC \end{pmatrix}$$

$$A(BC) = \begin{pmatrix} a_1(BC) \\ a_2(BC) \\ \vdots \\ a_n(BC) \end{pmatrix}$$

因此只需要对每一个 a_i 验证即可, 因此我们不妨假设 A 是 $1 \times n$ 的矩阵, 那么

$$((a_1, \dots, a_n)B) \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{pmatrix} = \sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n a_i b_{ij} \right) c_j = \sum_{i,j} a_i b_{ij} c_j$$

$$(a_1, \dots, a_n)(B \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{pmatrix}) = \sum_{j=1}^n a_i \left(\sum_{i=1}^n b_{ij} c \right)_j = \sum_{i,j} a_i b_{ij} c_j$$

□

有了矩阵乘法, 我们可以重新将之前对系数矩阵做的初等行变换用矩阵的语言再解释一遍.

定义 2.1.4. 如下的三类矩阵被称为**初等矩阵** (*elementary matrix*)

(E1)

$$E[ij] = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 0 & \cdots & 1 \\ & & \vdots & \ddots & \vdots \\ & & 1 & \cdots & 0 \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & 1 \end{pmatrix}$$

即交换 I_n 的第 i 行与第 j 行得到的矩阵.

(E2)

$$E[i, c] = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & c & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & 1 \end{pmatrix}$$

即将 I_n 的第 i 行乘以 c 得到的矩阵, 其中 $c \neq 0$.

(E3)

$$E[ij, c] = \begin{pmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & \vdots & \ddots & \\ & & c & \cdots & 1 \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & 1 \end{pmatrix}$$

即将 I_n 的第 i 行乘以 c 加到第 j 行得到的矩阵, 其中 $c \neq 0$.

例 2.1.1. 假设系数矩阵

$$A = \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{pmatrix},$$

那么如果我们对其作用 (E3) 将第三行的 2 倍加到第一行上去, 得到的新的系数矩阵记做 A' , 那么

$$A' = \begin{pmatrix} r_1 + 2r_3 \\ r_2 \\ r_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} A.$$

因此我们可以看出初等行变换 (E3) 可以看作是初等矩阵 (E3) 左乘.

命题 2.1.2. 对 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$ 做初等行变换 O 等价于对左乘相应的初等矩阵 E .

证明. 根据定义验证即可. \square

推论 2.1.1. 对 A 做行变换 $O_1 \dots O_k$ 等价于左乘初等矩阵 $E_k \dots E_2 E_1$.

注意到我们的初等行变换是可逆的, 用矩阵的语言来说, 对于初等矩阵 $B \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$, 总存在另一个初等矩阵 B' 使得 $BB'A = I_n$, 其中 I_n 是只有对角线为 1, 其余地方全为零的 $n \times n$ 矩阵.

定义 2.1.5. 对于矩阵 $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$

- (1) 若有 B 使得 $BA = I_n$, 则称 B 为 A 的**左逆** (left inverse).
- (2) 若有 C 使得 $AC = I_n$, 则称 C 为 A 的**右逆** (right inverse).
- (3) 如果左逆右逆均存在, 则称 A **可逆** (invertible).

定理 2.1.1. 对于矩阵 $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$, 如下叙述等价:

- (1) A 可逆.
- (2) A 存在左逆.
- (3) A 存在右逆.
- (4) $\text{rref } A = I_n$.
- (5) $Ax = b$ 有唯一解.
- (6) $Ax = 0$ 有唯一解.
- (7) $\text{rank } A = n$.

证明. 根据线性方程组解的结构定理, 即定理 1.4.1, 我们已经证明了 (4),(5),(6),(7) 的等价性.

(2) \implies (6): 如果 A 存在左逆, 那么 $A^{-1}Ax = 0$ 意味着 $x = 0$, 即 $Ax = 0$ 只有唯一的解.

(5) \implies (3): 如果 $Ax = b$ 存在唯一解, 那么我们不妨取

$$b_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \quad b_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \dots$$

那么不妨记 $Ax = b_1, Ax = b_2, \dots, Ax = b_n$ 唯一的解分别是 w_1, \dots, w_n . 令 $C = (w_1, \dots, w_n)$ 则 $AC = I_n$, 即 C 是 A 的右逆.

注 2.1.2. 至此已经证明了如果矩阵 A 存在左逆, 那其一定存在右逆, 即 (2) \implies (3).

(3) \implies (2): 假设 A 有右逆, 存在 C 使得即 $AC = I_n$, 从而 $CAC = C$. 另一方面, 由于 C 存在左逆, 从而 C 存在右逆, 不妨记为 D , 因此

$$CA = CACD = CD = I_n$$

即 C 也是 A 的左逆.

注 2.1.3. 从上述证明可以看出, 如果 A 存在左逆, 那么其右逆不仅存在, 并且还和左逆相同. 类似的可以说明如果 A 存在右逆则其左逆不仅存在, 也与右逆相同. □

命题 2.1.3. 若 A 可逆, 则左逆与右逆均唯一存在且相同, 记做 A^{-1} .

证明. 我们只需要证明如果 A 可逆, 那么其左逆右逆都唯一: 假设 C 是 A 的一个左逆, D 是 A 的一个右逆, 那么

$$C = CI_n = CAD = I_n D = D$$

即 A 的任何左逆与右逆都相同. 那么假设 C_1, C_2 是 A 的两个左逆, 由于 C_1 也是 A 的右逆, 从而 $C_1 = C_2$, 即 A 的左逆唯一, 类似的, 我们也可以说明 A 的右逆唯一. □

注 2.1.4. 上述结论表明, 如果 A 可逆, 那么 $\text{rref } A = I_n$, 而根据推论 2.1.1 可知行变换等价于左乘初等矩阵, 因此将其化为最简行阶梯型的初等矩阵的乘积就是 A^{-1} . 那么我们该如何将这些初等矩阵的乘积记录下来呢? 考虑矩阵 (A, I_n) , 对其进行操作使得 A 化为最简行阶梯型则有 (I, A^{-1}) , 这也给出了我们求逆的办法, 并且我们也有如下简单的推论.

推论 2.1.2. 矩阵 A 可逆当且仅当其为初等矩阵的乘积.

例 2.1.2. 考虑 $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}$, 则

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 4 & 0 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & -3 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & \frac{3}{2} & -\frac{1}{2} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & -2 & 1 \\ 0 & 1 & \frac{3}{2} & -\frac{1}{2} \end{pmatrix}$$

$$\text{即 } A^{-1} = \begin{pmatrix} -2 & 1 \\ \frac{3}{2} & -\frac{1}{2} \end{pmatrix}$$

注 2.1.5. 更一般的, 那么我们有如下的求 2 阶可逆方阵逆的办法:

$$\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{ad-bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}.$$

例 2.1.3.

2.2 矩阵的转置

定义 2.2.1. 对于矩阵 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, 其**转置矩阵** (*transpose matrix*) 是一个 $n \times m$ 阶矩阵 $A^T = (b_{ij})_{n \times m}$, 其中 $b_{ij} = a_{ji}$.

定义 2.2.2. 矩阵 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$ 被称为**对称矩阵** (*symmetric matrix*), 如果 $A^T = A$.

例 2.2.1. 对于列向量来说, 其转置为行向量; 对于行向量来说, 其转置为列向量.

命题 2.2.1. 对于矩阵转置来说, 我们有如下简单的性质:

- (1) $(A^T)^T = A$.
- (2) $(AB)^T = B^T A^T$.
- (3) $AA^T = 0$ 当且仅当 $A = 0$.

证明. 直接验证即可. □

例 2.2.2. 对于方阵 $A \in M_n(\mathbb{R})$, $AA^T = 0$ 等价于 $A = 0$.

推论 2.2.1. 对矩阵 A 做列变换等价于右乘可逆矩阵.

证明. 利用转置矩阵的观点, 对矩阵 A 进行列变换, 等价于对 A^T 进行行变换再转置, 而列变换等价于左乘可逆矩阵, 因此根据命题 2.2.1 的 (2) 即可. □

回忆定义 1.4.3, 我们定义矩阵 A 的秩为其最简行阶梯型的主元个数. 一个自然的问题就是 A^T 的秩与 A 的秩有什么关系呢?¹ 我们可以证明 $\text{rank } A = \text{rank } A^T$, 这主要依赖于下面的定理.

定理 2.2.1. 列变换不改变矩阵 A 的秩.

证明. 假设 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, 根据推论 2.2.1, 我们只需要对可逆矩阵 $B \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$ 证明 $\text{rank } A = \text{rank}(AB)$ 即可. 我们不妨记 $\text{rank } A = k, \text{rank}(AB) = l$. 根据线性方程组解的理论可知

1. $Ax = 0$ 有主元 x_{i_1}, \dots, x_{i_k} 以及自由元 $x_{i_{k+1}}, \dots, x_{i_n}$.
2. $ABx = 0$ 有主元 y_{i_1}, \dots, y_{i_l} 以及自由元 $y_{i_{l+1}}, \dots, y_{i_n}$.

由于 $Ax = 0$ 的解与 $ABx = 0$ 的解之间满足 $x = Bx$, 由于 B 是可逆矩阵, 根据定理 2.1.1 可知两者解之间存在一一对应, 从而主元与自由元的情况是相同的, 从而 $k = l$. □

¹ 在一些教材中我们这里定义的矩阵的秩又被称为行秩, A^T 的秩被称为 A 的列秩, 即我们要证明矩阵的行秩与列秩相同.

推论 2.2.2. 对于矩阵 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$ 来说, $\text{rank } A = \text{rank } A^T$.

证明. 我们对 A 的最简行阶梯型 $\text{rref } A$ 作列变换, 将其化作如下形式

$$\begin{pmatrix} I_k & O_{k \times n-k} \\ O_{m-k \times k} & O_{m-k \times n-k} \end{pmatrix}$$

其中 O 代表分量全为零的矩阵. 此时 A 与 A^T 都为最简行阶梯型, 从而 $\text{rank } A = \text{rank } A^T = k$. \square

从上述证明过程中, 根据可逆矩阵与行列变换的关系, 我们还能看出:

推论 2.2.3. 对于矩阵 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, 存在可逆矩阵 $P \in M_m(\mathbb{R}), Q \in M_n(\mathbb{R})$ 使得

$$PAQ = \begin{pmatrix} I_k & O_{k \times n-k} \\ O_{m-k \times k} & O_{m-k \times n-k} \end{pmatrix}$$

其中 $k = \text{rank } A$, 这被称为 A 的**相抵标准型** (*canonical form*).

定义 2.2.3. 矩阵 $A, B \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$ 之间被称为**相抵** (*equivalent*), 如果存可逆矩阵 $P \in M_m(\mathbb{R}), Q \in M_n(\mathbb{R})$ 使得 $PAQ = B$.

定理 2.2.2. $m \times n$ 阶矩阵 A, B 之间相抵当且仅当 $\text{rank } A = \text{rank } B$, 即相抵关系完全由矩阵的秩分类.

证明. 由于行列变换不改变矩阵的秩, 从而相抵矩阵有相同的秩; 另一方面, 如果 A, B 有相同的秩, 它们的相抵标准型相同, 从而相抵. \square

2.3 分块矩阵

一般来说, 当 n 较大时, 求解 $n \times n$ 矩阵的逆对人工操作来说是相对较麻烦的, 但如果矩阵有相对较好的形式, 此时的求解也可以化简. 下面将介绍分块矩阵的想法, 给定矩阵 A , 我们可以做适当的划分, 将其看作矩阵元素是矩阵的矩阵. 例如

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$$

我们可以将其看成 2×2 的矩阵 $(A_{ij})_{2 \times 2}$, 其中

$$A_{11} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \quad A_{12} = \begin{pmatrix} a_{13} \\ a_{23} \end{pmatrix} \quad A_{21} = \begin{pmatrix} a_{31} & a_{32} \end{pmatrix} \quad A_{22} = \begin{pmatrix} a_{33} \end{pmatrix}$$

如果可逆矩阵 A 可以写成分块对角的形式, 即

$$A = \begin{pmatrix} A_1 & & & \\ & A_2 & & \\ & & A_3 & \\ & & & A_4 \end{pmatrix}$$

那么则有

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} A_1^{-1} & & & \\ & A_2^{-1} & & \\ & & A_3^{-1} & \\ & & & A_4^{-1} \end{pmatrix}$$

同样的, 我们可以对分块矩阵进行分块行列变换, 得到相对较好的形式. 例如对于分块矩阵

$$M = \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$$

其中 A, B, C, D 都是方阵. 如果 A 可逆, 那么

$$\begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I & -A^{-1}B \\ 0 & I \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & 0 \\ C & D - CA^{-1}B \end{pmatrix}$$

即通过行列变换将其下三角化, 对于 B, C, D 可逆的时候我们也可以做类似的事情. 特别地是, 如果我们采取不同的变换得到相同的等式, 这有时候可以给我们带来一些非平凡的结果.

例 2.3.1. 对于列向量 α, β , 考虑

$$\begin{pmatrix} I & \alpha \\ \beta^T & 1 \end{pmatrix}^{-1}$$

一方面我们考虑

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} I & \alpha & I & O \\ \beta^T & 1 & O & 1 \end{pmatrix} &\rightarrow \begin{pmatrix} I & \alpha & I & O \\ 0 & 1 - \beta^T \alpha & -\beta^T & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} I & \alpha & I & O \\ 0 & 1 & -\beta^T(1 - \beta^T \alpha)^{-1} & (1 - \beta^T \alpha)^{-1} \end{pmatrix} \\ &\rightarrow \begin{pmatrix} I & 0 & I + \alpha(1 - \beta^T \alpha)^{-1} \beta^T & -(1 - \beta^T \alpha)^{-1} \alpha \\ 0 & 1 & -(1 - \beta^T \alpha)^{-1} \beta^T & (1 - \beta^T \alpha)^{-1} \end{pmatrix} \end{aligned}$$

另一方面我们有

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} I & \alpha & I & O \\ \beta^T & 1 & O & 1 \end{pmatrix} &\rightarrow \begin{pmatrix} I - \alpha \beta^T & 0 & I & -\alpha \\ \beta^T & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} I & 0 & (I - \alpha \beta^T)^{-1} & -(I - \alpha \beta^T)^{-1} \alpha \\ \beta^T & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\ &\rightarrow \begin{pmatrix} I & 0 & (I - \alpha \beta^T)^{-1} & -(I - \alpha \beta^T)^{-1} \alpha \\ 0 & 1 & -\beta^T (I - \alpha \beta^T)^{-1} & 1 + \beta^T (I - \alpha \beta^T)^{-1} \alpha \end{pmatrix} \end{aligned}$$

从而我们有非平凡等式

$$\begin{aligned}(\mathbf{I} - \alpha\beta^T)^{-1} &= \mathbf{I} + \alpha(1 - \beta^T\alpha)^{-1}\beta^T \\ (1 - \beta^T\alpha)^{-1} &= 1 + \beta^T(\mathbf{I} - \alpha\beta^T)^{-1}\alpha\end{aligned}$$

引理 2.3.1.

$$\text{rank} \begin{pmatrix} A & C \\ 0 & B \end{pmatrix} \geq \text{rank}(A) + \text{rank}(B)$$

证明. 分别对 A, B 所在的行做初等行变换将其化为其相抵标准型, 则有

$$\begin{pmatrix} A & C \\ 0 & B \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \mathbf{I}_{r_1} & * \\ 0 & \mathbf{I}_{r_2} \end{pmatrix},$$

其中 $r_1 = \text{rank}(A), r_2 = \text{rank}(B)$, 从而可以得到期待的不等式. \square

命题 2.3.1 (Frobenius 秩不等式). 对于矩阵 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R}), B \in M_{n \times k}(\mathbb{R}), C \in M_{k \times \ell}$, 有

$$\text{rank}(AB) + \text{rank}(BC) \leq \text{rank}(ABC) + \text{rank}(B).$$

证明. 注意到初等行变换不改变矩阵的秩, 从而下面的矩阵有相同的秩:

$$\begin{pmatrix} AB & 0 \\ B & BC \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & -ABC \\ B & BC \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & ABC \\ B & 0 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} ABC & 0 \\ 0 & B \end{pmatrix}.$$

根据引理2.3.1, 我们有

$$\text{rank}(AB) + \text{rank}(BC) \leq \text{rank}(ABC) + \text{rank}(B).$$

\square

例 2.3.2. 对于矩阵 $A \in M_n(\mathbb{R})$, 有 $A^2 = \mathbf{I}$ 当且仅当 $\text{rank}(A + \mathbf{I}_n) + \text{rank}(A - \mathbf{I}_n) = n$.

证明. 注意到

$$\begin{pmatrix} \mathbf{I}_n + A & 0 \\ 0 & \mathbf{I}_n - A \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \mathbf{I}_n + A & \mathbf{I}_n + A \\ 0 & \mathbf{I}_n - A \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \mathbf{I}_n + A & 2\mathbf{I}_n \\ 0 & \mathbf{I}_n - A \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} \mathbf{I}_n + A & 2\mathbf{I}_n \\ \frac{1}{2}(A^2 - \mathbf{I}_n) & 0 \end{pmatrix}$$

从而 $A^2 = \mathbf{I}$ 当且仅当 $\text{rank}(A + \mathbf{I}_n) + \text{rank}(A - \mathbf{I}_n) = n$. \square

注 2.3.1. 类似的技巧可以证明, 如果 $f(x)$ 和 $g(x)$ 是互素多项式, 则对于 $A \in M_n(\mathbb{R})$, 有 $f(A)g(A) = 0$ 当且仅当 $\text{rank}(f(A)) + \text{rank}(g(A)) = n$.

2.4 矩阵的 LDU 分解

2.5 矩阵的行列式

回忆在注2.1.5中, 我们有

$$\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{ad-bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}$$

因此 2×2 矩阵可逆当且仅当 $ad-bc \neq 0$. 实际上, $ad-bc$ 有如下的几何含义: 考虑在 \mathbb{R}^2 中由列向量 $v = \begin{pmatrix} a \\ c \end{pmatrix}, w = \begin{pmatrix} b \\ d \end{pmatrix}$ 围成的平行四边形, 向量 v, w 的夹角 θ 满足

$$\cos \theta = \frac{ab+cd}{\sqrt{a^2+c^2}\sqrt{b^2+d^2}}$$

从而 v, w 围成的平行四边形面积为

$$\begin{aligned} S &= \sqrt{1 - \cos^2 \theta} \sqrt{a^2+c^2} \sqrt{b^2+d^2} \\ &= \sqrt{(ad-bc)^2} \\ &= |ad-bc| \end{aligned}$$

注意 $ad-bc > 0$ 与 < 0 两种情况分别对应了 v 在 w 左侧或右侧两种情况, 因此 $ad-bc$ 可以看作是 v, w 围成的平行四边形的“有向面积”, 我们将要定义的行列式, 就是这种有向面积的高维推广.

定义 2.5.1. \mathbb{R}^n 上的 n 次多重反对称线性函数 (multiple skew symmetric linear function)(多重反对称线性函数, multiple skew symmetric linear function) 是函数

$$f: \underbrace{\mathbb{R}^n \times \cdots \times \mathbb{R}^n}_{n \uparrow} \rightarrow \mathbb{R}$$

满足条件

- (1) $f(v_1, \dots, cv_i, \dots, v_n) = cf(v_1, \dots, v_n)$, 其中 $c \in \mathbb{R}$.
- (2) $f(v_1, v_2, \dots, v'_i + v_i, \dots, v_n) = f(v_1, \dots, v'_i, \dots, v_n) + f(v_1, \dots, v_i, \dots, v_n)$.
- (3) $f(v_1, \dots, v_i, \dots, v_j, \dots, v_n) = -f(v_1, \dots, v_j, \dots, v_i, \dots, v_n)$.
- (4) $f(e_1, \dots, e_n) = 1$.

定理 2.5.1. \mathbb{R}^n 上的 n 次多重反对称线性函数存在且唯一.

证明. 对 n 进行归纳: 当 $n=1$ 时, 由于 $f(e_1)=1$ 以及任取 $v \in \mathbb{R}$ 我们有 $v=ce_1$, 从而 $f(v)=c$, 即此时被唯一确定. 假设当 $n < k$ 时假设成立, 考虑 $n=k$ 的情形. 任取 $v = (v_1, \dots, v_k) \in \mathbb{R}^k$, □

定义 2.5.2. 假设 f 是 \mathbb{R}^n 上 n 次多重反对称线性函数, 对于 $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$, 记 $A = (v_1, \dots, v_n)$, 则 A 的**行列式** (*determinant*) 定义为

$$\det A = |A| := f(v_1, \dots, v_n)$$

推论 2.5.1.

例 2.5.1. 当 $n = 2$ 时

$$\det \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} = ad - bc$$

例 2.5.2. 当 $n = 3$ 时

$$\det \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} = a_{11}a_{22}a_{33} + a_{12}a_{23}a_{31} + a_{13}a_{21}a_{32} - a_{13}a_{22}a_{31} - a_{12}a_{21}a_{33} - a_{11}a_{23}a_{32}$$

注 2.5.1. 上述公式又被称为对角线法则.

例 2.5.3. 对于三种初等矩阵², 其行列式分别为

$$(E1) \det E[ij] = 1.$$

$$(E2) \det E[i, c] = c.$$

$$(E3) \det E[ij, c] = 1.$$

特别地, 对于矩阵 A 以及初等矩阵 E , 有 $|AE| = |A||E|$.

命题 2.5.1. 行列式有如下性质:

(1) 如果 A 的某一列为零, 则 $|A| = 0$.

(2) $|A| \neq 0$ 当且仅当 $\text{rank } A = n$.

(3) $|I_n| = 1$.

(4) $|AB| = |A||B|$.

(5) $|A^{-1}| = |A|^{-1}, |PAP^{-1}| = |A|$.

(6) $|A| = |A^T|$.

(7) 假设 A 是分块上三角矩阵, 并且对角线分块矩阵为 A_1, \dots, A_n , 则 $|A| = |A_1| \dots |A_n|$. 特别地, 如果 A 是上三角矩阵, 并且对角线元素为 a_1, \dots, a_n , 则 $|A| = a_1 \dots a_n$.

²见定义2.1.4

证明. (1). 根据定义2.5.1中 (1) 即可.

(2). 根据例2.5.3可知, 如果 E 是初等矩阵, 则 $|AE| = |A||E|$, 因此因此不妨将 A 写作 $E_k \dots E_1 \text{ rref } A$, 其中 E_i 是初等矩阵. 而 $\text{rank } A = n$ 当且仅当 $\text{rref } A$ 没有零列, 并且由于 $|E_i| \neq 0$, 从而根据 (1) 可知 $|A| \neq 0$ 当且仅当 $\text{rank } A = n$.

(3). 根据定义2.5.1中 (4) 即可.

(4). 假设 B 不可逆, 即 $\text{rank } B < n$, 根据 (2) 则有 $|B| = 0$. 而根据命题??有 $\text{rank } AB \leq \text{rank } B < n$, 因此 $|AB| = 0$, 即 $|AB| = |A||B|$. 假设 B 可逆, 则根据推论2.1.2不妨将其写成初等矩阵的乘积, 再根据初等矩阵的性质即可.

(5). 由 (4) 即得.

(6). 根据推论2.2.2可知 $\text{rank } A = \text{rank } A^T$. 因此如果 $\text{rank } A < n$, 则 $\text{rank } A^T < n$, 即根据 (2) 可知 $|A| = |A^T| = 0$. 假设 $\text{rank } A = n$, 再根据推论2.2.2将 A 写成初等矩阵的乘积, 并注意到对于初等矩阵 E 有 $|E| = |E^T|$.

(7). 不妨假设

$$A = \begin{pmatrix} A_1 & A_2 \\ O & A_3 \end{pmatrix}$$

假设 A_1, A_3 中有一个不可逆, 则此时 A 也不可逆, 因此 $|A| = |A_1||A_2| = 0$. 假设 A_1, A_2 都可逆, 则此时 $\text{rref } A = I_n$. 将 A_1 化作最简行阶梯型的初等矩阵记做 E_1, \dots, E_k , 将 A_3 化作最简行阶梯型的初等矩阵记做 E'_1, \dots, E'_l , 则考虑

$$\tilde{E}_i = \begin{pmatrix} E_i & O \\ O & I \end{pmatrix}, \quad \tilde{E}'_j = \begin{pmatrix} I & O \\ O & E'_j \end{pmatrix}$$

则 $\tilde{E}_k \dots \tilde{E}_1 \tilde{E}'_l \dots \tilde{E}'_1 A = I_n$, 从而 $|A|^{-1} = |\tilde{E}_k| \dots |\tilde{E}_1| |\tilde{E}'_l| \dots |\tilde{E}'_1|$. 注意到 $|\tilde{E}_i| = |E_i|$, $|\tilde{E}'_j| = |E'_j|$ 以及 $|A_1| = \prod_{i=1}^k |E_i|$, $|A_3| = \prod_{j=1}^l |E'_j|$ 即可. \square

命题 2.5.2. 对于 $2n \times 2n$ 阶矩阵

$$M = \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$$

其中 A, B, C, D 是 $n \times n$ 阶矩阵, 并且 $AC = CA$, 则 $|M| = |AD - CB|$

证明. 首先我们假设 A 可逆, 则

$$\begin{aligned} |M| &= \left| \begin{pmatrix} A & B \\ 0 & D - CA^{-1}B \end{pmatrix} \right| \\ &= |A| |D - CA^{-1}B| \\ &= |A(D - CA^{-1}B)| \\ &= |AD - CB| \end{aligned}$$

而当 A 不可逆时, 我们不妨考虑 $A_\lambda = A + \lambda I$. 由于 $|A_\lambda|$ 是 λ 的 n 次多项式, 从而对有限多个 λ 之外 A_λ 总可逆, 因此我们不妨取足够小的 λ 使得 A_λ 总可逆, 根据可逆时的情形我们有

$$\left| \begin{pmatrix} A_\lambda & B \\ C & D \end{pmatrix} \right| = |A_\lambda D - CB|$$

从而我们令 $\lambda \rightarrow 0$ 即有我们期待的结果³. □

2.6 伴随矩阵

命题 2.6.1. 对于 $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$, 有

$$AA^* = A^*A = \det A I_n$$

推论 2.6.1. 如果 $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$ 可逆, 则

$$A^{-1} = \frac{1}{\det A} A^*$$

推论 2.6.2 (克拉姆法则 (cramer's rule)). 对于线性方程组 $Ax = b$, 如果 A 可逆, 则有唯一解

$$x = \frac{1}{\det A} A^* b$$

2.7 矩阵的若干应用

2.7.1 快速傅立叶变换

给定两个 d 次多项式

$$f(x) = a_0 + a_1x + \cdots + a_dx^d$$

$$g(x) = b_0 + b_1x + \cdots + b_dx^d$$

多项式乘积为

$$fg := a_0b_0 + (a_1b_0 + b_1a_0)x + \dots$$

在实际计算中, 计算两个 d 次多项式的乘积需要进行 d^2 次运算, 即复杂度为 $O(d^2)$. 在本节中我们将介绍快速傅立叶变换 (fast fourier transformation), 将复杂度降到 $O(d \log d)$.

注意到对于 d 次多项式 $f(x)$, 其可以由在 $d+1$ 个不同的 x 处取值决定, 即我们有如下的矩阵表达式

$$\begin{pmatrix} f(x_0) \\ f(x_1) \\ \vdots \\ f(x_d) \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & x_0 & x_0^2 & \cdots & x_0^d \\ 1 & x_1 & x_1^2 & \cdots & x_1^d \\ \vdots & & & & \vdots \\ 1 & x_d & x_d^2 & \cdots & x_d^d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_d \end{pmatrix}$$

³这个操作称为微扰法, 是矩阵中一个非常经典的技巧.

其中 M 被称为范德蒙德矩阵 (Vandermond matrix).

习题 2.7.1. $|M| = \prod_{i < j} (x_i - x_j) \neq 0$, 即 M 可逆.

例 2.7.1. 例如 $f(x) = x^4 + 3x^3 + 2x^2 + x + 1$, 我们将其写作

$$\begin{aligned} f(x) &= (x^4 + 2x^2 + 1) + x(3x^2 + 1) \\ &= f_e(x^2) + x f_o(x^2) \end{aligned}$$

从而

$$\begin{aligned} f(x_i) &= f_e(x_i^2) + x_i f_o(x_i^2) \\ f(-x_i) &= f_e(x_i^2) - x_i f_o(x_i^2) \end{aligned}$$

2.8 作业三

2.8.1 基础题

本次作业中的矩阵均为实矩阵.

习题 2.8.1. 计算矩阵乘法:

1. $\begin{bmatrix} 1 & 4 & 7 & 9 \\ -3 & 3 & 8 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 5 & 6 & 7 \\ 9 & -2 & 0 \\ 11 & -1 & -3 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix};$
2. $\begin{bmatrix} X & 1 & 0 \\ X^2 + X & 2 & 0 \\ 0 & X & X - 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & X & -X \\ 8 & -X - 2 & -2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$
3. $\begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} (\theta, \varphi \in \mathbb{R}).$
4. $\begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}^6. (为什么?)$

习题 2.8.2. 设矩阵 A, B 的行数相等. 证明: 存在矩阵 X 使得 $AX = B$ 当且仅当 $(A) = ((A, B))$. (其中 (A, B) 表示将两个矩阵拼接得到的矩阵.)

习题 2.8.3. 设有 n 个矩阵 $A^{(1)}, \dots, A^{(n)}$ (注意, 此处上标不是乘方), 其大小未知, 但满足乘积 $P = A^{(1)}A^{(2)} \cdots A^{(n)}$ 有意义. 记 $A^{(k)}$ 的第 i 行第 j 个元素为 $a_{ij}^{(k)}$, P 的第 i 行第 j 个元素为 p_{ij} . 请用 $a_{ij}^{(k)}$ 表示 p_{ij} .

提示: 答案并不复杂. $n = 2$ 时的答案为

$$p_{ij} = \sum_k a_{ik}^{(1)} a_{kj}^{(2)}.$$

习题 2.8.4. 设 $G = (V, E)$ 是一个图, 顶点集 $V = \{1, 2, \dots, n\}$. n 阶矩阵 A 是 G 的邻接矩阵, 即 A 的元素 a_{ij} 等于顶点 i, j 之间边的数量.

证明 A^k 的第 i 行第 j 个元素等于 i, j 之间长度为 k 的道路的数量. (所谓 i, j 之间长度为 k 的道路, 是指 V 的一系列元素 $i = v_0, v_1, \dots, v_k = j$ 和 E 的一系列元素 e_1, \dots, e_k , 满足 e_h 的顶点为 v_{h-1}, v_h .)

提示: 使用问题 2.8.3 的结果.

习题 2.8.5. 证明: 与所有 n 阶方阵均可交换的 n 阶方阵必为纯量方阵, 即形如 $\lambda I_n, \lambda \in \mathbb{R}$.

习题 2.8.6. 对 $n \times n$ 矩阵 $X = (x_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$, 定义其 “迹” 为

$$\operatorname{tr}(X) = x_{11} + x_{22} + \cdots + x_{nn}.$$

1. 设 A 是 $m \times n$ 矩阵, B 是 $n \times m$ 矩阵, 证明 $\operatorname{tr}(AB) = \operatorname{tr}(BA)$.
2. 证明不存在 $n \times n$ 的矩阵 A, B 使得 $AB - BA = I_n$.

2.9 作业四

2.9.1 基础题

本部分题必做.

习题 2.9.1. 考虑如下 2 阶方阵的集合 $M = \{A = \begin{bmatrix} a & -b \\ b & a \end{bmatrix} \mid a, b \in \mathbb{R}\}$.

1. 请证明 M 在矩阵的加法, 数乘和乘法下封闭.
2. 请证明 M 上的乘法满足交换律, 而且 M 中的任何非零矩阵均可逆, 且逆矩阵也在 M 中.

习题 2.9.2. 计算如下矩阵的逆矩阵:

1. $\begin{bmatrix} 1 & a & z \\ 0 & 1 & b \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$

2. $\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}, ad - bc \neq 0;$

3. $\begin{bmatrix} 17 & 8 & 3 \\ 2 & 3 & 1 \\ 0 & 8 & 2 \end{bmatrix}$. 利用你计算的结果解方程 $\begin{bmatrix} 17 & 8 & 3 \\ 2 & 3 & 1 \\ 0 & 8 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 18 \\ 36 \\ 0 \end{bmatrix}.$

习题 2.9.3. 回顾第一次课里介绍的 Google 的 PageRank 算法. 对任意一个有向图 G , 其对应的线性方程组是否一定有非零解?

提示: 这个方程可以表示为 $Ax = 0$, A 是某个方阵. 考虑 A^T 以及方程 $A^T y = 0$.

习题 2.9.4. 证明线性方程组 $Ax = b$ 有解当且仅当 $\begin{bmatrix} A^T \\ b^T \end{bmatrix} y = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ 无解.

习题 2.9.5. 令 $A = (a_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$ 为 n 阶实矩阵. 证明若 $\forall 1 \leq i \leq n, |a_{ii}| > \sum_{j \neq i} |a_{ij}|$, 则 A 可逆.

提示: 利用 $Ax = 0$ 是否有非零解的判定法则.

习题 2.9.6. 证明 $n \times m$ 的实矩阵 A 的 rank 小于或等于 1 等价于存在 n 维列向量 α 和 m 维列向量 β 使得 $A = \alpha \cdot \beta^T$.

2.9.2 思考题

习题 2.9.7. 设 $A = (a_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$ 是一个可逆方阵. A 的一个 LDU 分解指 $A = LDU$, 其中 L 是一个主对角线均为 1 的下三角矩阵, U 是一个主对角线均为 1 的上三角矩

阵, D 是一个可逆的对角矩阵. 记 $A_m = (a_{ij})_{1 \leq i, j \leq m}$. 证明, A 存在 LDU 分解当且仅当对每个 $1 \leq m \leq n$, A_m 都可逆, 并且当 A 存在 LDU 分解时, 其 LDU 分解是唯一的. (注: 这 A_m 称做 A 的顺序主子阵. 请用这个结论说服自己, “大部分” 实矩阵都具有 LDU 分解, 思考如何来定义 “大部分”.)

习题 2.9.8. 令 $GL(n, \mathbb{R})$ 是域 \mathbb{R} 上的 n -阶可逆矩阵全体, B 是上三角矩阵全体. 记 S_n 是每行每列有且仅有一个 1 的 n -矩阵全体. 对任意 $w \in S_n$, 定义 $GL(n, \mathbb{R})$ 的子集为

$$BwB = \{A_1 \cdot w \cdot A_2 \mid A_1 \in B, A_2 \in B\}.$$

证明 $GL(n, \mathbb{R})$ 是所有 BwB 的无交并.

习题 2.9.9. 称 n 阶实方阵 A 是幂零矩阵, 如果 $A^k = 0$ 对某个正整数 k 成立. 证明

1. 若 A 是 n 阶幂零矩阵, 则 $I + A$ 可逆.
2. 假设 $I - X$ 是 n 阶幂零方阵, B 是 n 阶实方阵, 且 $X^m B = B X^m$ 对某一个正整数 m 成立. 请问是否一定有 $XB = BX$ 成立? 如果是请证明, 如果不是请给出反例.

2.10 作业五

2.10.1 基础题

本部分题必做.

习题 2.10.1. 假设 A 是可逆矩阵, u, v 是列向量。证明:

1. $A + uv^T$ 可逆当且仅当 $1 + v^T A^{-1}u \neq 0$ 。
2. $A + uv^T$ 可逆时有 $(A + uv^T)^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}uv^T A^{-1}}{1 + v^T A^{-1}u}$

习题 2.10.2. 求下述 n 阶矩阵的逆:

$$\begin{pmatrix} 1+a_1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 1+a_2 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1+a_n \end{pmatrix}$$

(其中 $a_i \neq 0$.)

习题 2.10.3. 假设 $A \in M_{n \times m}(\mathbb{R}), B \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$. 证明 $I_n + AB$ 可逆当且仅当 $I_m + BA$ 可逆.

习题 2.10.4. 设 A, B 为 $2^n \times 2^n$ 矩阵, 我们想要计算乘积 $C = AB$ 。根据维基百科, “Strassen 算法将 A, B 和 C 分割成大小相等的块矩阵

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix},$$

其中 $A_{ij}, B_{ij}, C_{ij} \in M_{2^{n-1} \times 2^{n-1}}(\mathbb{R})$ 。朴素算法如下:

$$\begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{11} \times B_{11} + A_{12} \times B_{21} & A_{11} \times B_{12} + A_{12} \times B_{22} \\ A_{21} \times B_{11} + A_{22} \times B_{21} & A_{21} \times B_{12} + A_{22} \times B_{22} \end{bmatrix}$$

这种构造并没有减少乘法的数量: 仍然需要 8 次矩阵块的乘法来计算 C_{ij} 矩阵, 这与使用标准矩阵乘法所需的乘法数量相同。Strassen 算法定义了新的值:

$$M_1 = (A_{11} + A_{22}) \times (B_{11} + B_{22});$$

$$M_2 = (A_{21} + A_{22}) \times B_{11};$$

$$M_3 = A_{11} \times (B_{12} - B_{22});$$

$$M_4 = A_{22} \times (B_{21} - B_{11});$$

$$M_5 = (A_{11} + A_{12}) \times B_{22};$$

$$M_6 = (A_{21} - A_{11}) \times (B_{11} + B_{12});$$

$$M_7 = (A_{12} - A_{22}) \times (B_{21} + B_{22}),$$

使用 7 次乘法 (每个 M_k 一次) 而不是 8 次。现在我们可以用 M_k 来表达 C_{ij} :

$$\begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} \\ C_{21} & C_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_1 + M_4 - M_5 + M_7 & M_3 + M_5 \\ M_2 + M_4 & M_1 - M_2 + M_3 + M_6 \end{bmatrix}$$

”递归地这样做, 比较朴素算法和 *Strassen* 算法需要的两个数乘法的次数。让自己相信 *Strassen* 算法更高效。(还有一个更快的算法, 由 *Coppersmith-Winograd* 提出)。

2.10.2 思考题

本部分题不用交.

习题 2.10.5. 设 A, B 是 \mathbb{R} 上的 $m \times n$ 矩阵, $(A) = r, (B) = s$, 并且 $(A+B) = r+s$
证明: 存在 m 阶可逆矩阵 P 与 n 阶可逆矩阵 Q 使得

$$PAQ = \begin{pmatrix} I_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad PBQ = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & I_s & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

3 线性空间

3.1 \mathbb{R}^n 的子空间

3.1.1 定义

回忆对于线性方程组 $Ax = 0$ 的解构成的集合, 其满足:

- (1) 加法封闭.
- (2) 数乘封闭.

定义 3.1.1. 将满足 (1) 和 (2) 的 \mathbb{R}^n 的非空子集称为 \mathbb{R}^n 的**子空间** (subspace).

例 3.1.1. $\{0\}$ 是子空间⁴, 称为**零空间** (zero space).

命题 3.1.1. \mathbb{R}^n 的任何一个子空间 W 均包含零空间.

证明. 任取 $w \in W$, 由于 W 对于数乘封闭, 那么 $0 = 0w \in W$. □

注 3.1.1. 零空间是在包含关系下最小的子空间.

3.1.2 核与线性生成

定义 3.1.2. 给定矩阵 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, 齐次线性方程组 $Ax = 0$ 的解是 \mathbb{R}^n 的子空间, 被称为**解空间**, 也被称为 A 的**核** (kernel), 记为 $\ker A$.

例 3.1.2. 如果 A 是 3×3 阶矩阵, 根据线性方程组解的结构定理, 即定理 1.4.1, 我们可以发现 $\ker A$ 在 \mathbb{R}^3 中的形式与 $\text{rank } A$ 关系密切:

- (1) $\text{rank } A = 0$, 此时 A 是零矩阵, 从而 $\ker A = \mathbb{R}^3$.
- (2) $\text{rank } A = 1$, 此时 $\ker A$ 是通过原点的平面.
- (3) $\text{rank } A = 2$, 此时 $\ker A$ 是通过原点的直线.
- (4) $\text{rank } A = 3$, 此时 A 可逆, 从而 $\ker A = \{0\}$.

定义 3.1.3. 给定 $v_1, \dots, v_n \in \mathbb{R}^m$, 则

$$\text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\} := \{x_1v_1 + \dots + x_nv_n \mid x_i \in \mathbb{R}\}$$

称为 v_1, \dots, v_n 的**线性生成** (linearly combination), 可以直接验证 $\text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\}$ 是子空间.

⁴这里的 0 指代零向量, 之后可能会用 $\mathbf{0}$ 即代指数零又代指零向量, 请读者注意自己区分.

注 3.1.2. 更一般的, 我们也可以定义无穷多个向量的线性生成, 假设 $\{v_i\}_{i \in I}$ 是一族由指标集 I 为下标的列向量, 其中 $v_i \in \mathbb{R}^n$, 则定义

$$\text{span}_{\mathbb{R}}\{v_i\}_{i \in I} := \{x_{i_1}v_{i_1} + \cdots + x_{i_k}v_{i_k} \mid x_{i_1}, \dots, x_{i_k} \in \mathbb{R}, k \in \mathbb{Z}_{\geq 0}, i_1, \dots, i_k \in I\}.$$

换言之, 即便指标集 I 是无限集, 我们依然只考虑有限线性生成.

注 3.1.3. 现在我们来了解一下线性方程组与线性生成的关系: 给定 $A = (v_1, \dots, v_n) \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, 那么 $Ax = b$ 有解当且仅当

$$b \in \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\}.$$

这个时候也称 $\text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\}$ 是 A 的**列空间** (*column space*), 记做 $\text{im } A$. 类似的, 我们也可以定义其**行空间** (*row space*), 记做 $\text{im } A^T$.

注 3.1.4. 以上我们介绍了两种生成 \mathbb{R}^n 的线性子空间的办法: 考虑矩阵的核以及线性生成. 现在我们来考虑一下这两种操作之间的联系: 给定矩阵 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, 根据定理 1.4.1, 线性方程组 $Ax = 0$ 的解可以由自由元 x_{i_1}, \dots, x_{i_k} 以及主元给出, 其中 $k = n - \text{rank}(A)$, 并且在自由元确定后, 主元被唯一确定, 从而

$$\ker A = \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_k\},$$

其中 v_n 是只有第 i_n 位置为 1, 其余位置为 0 的列向量. 反之, 任取列向量 $\{v_1, \dots, v_k\} \subset \mathbb{R}^n$, 是否存在矩阵 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$ 使得 $\text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_k\} = \ker A$? 答案也是肯定的.

例 3.1.3. 在 \mathbb{R}^3 中考虑如下的线性生成

$$\text{span}_{\mathbb{R}}\left\{\begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 4 \\ 5 \\ 6 \end{pmatrix}\right\}.$$

则

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} \in \text{span}_{\mathbb{R}}\left\{\begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 4 \\ 5 \\ 6 \end{pmatrix}\right\}$$

当且仅当如下关于 y_1, y_2 的线性方程组

$$\begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 2 & 5 \\ 3 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}$$

有解. 根据定理 1.4.1, 可知这等价于

$$\operatorname{rank} \begin{pmatrix} 1 & 4 \\ 2 & 5 \\ 3 & 6 \end{pmatrix} = \operatorname{rank} \begin{pmatrix} 1 & 4 & x_1 \\ 2 & 5 & x_2 \\ 3 & 6 & x_3 \end{pmatrix}.$$

根据初等行变换可知上述条件等价于 $x_3 - 2x_2 + x_1 = 0$, 即取 $A = (1, -2, 1)$ 即可.

命题 3.1.2. 列变换不改变 A 的列空间.

证明. 不妨将 A 写作 $A = (v_1, \dots, v_n)$, 根据推论 2.2.1, 做列变换等价于右乘可逆矩阵 B , 因此不妨记 A 做列变换得到的矩阵为 $AB = (\bar{v}_1, \dots, \bar{v}_n)$. 根据矩阵乘法的定义, 我们有 $\bar{v}_1, \dots, \bar{v}_n$ 都是 v_1, \dots, v_n 的线性组合, 从而

$$\operatorname{span}_{\mathbb{R}}\{\bar{v}_1, \dots, \bar{v}_n\} \subseteq \operatorname{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\}$$

并且由于列变换是可逆的, 即 A 也可以由 AB 做列变换得到, 从而

$$\operatorname{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\} \subseteq \operatorname{span}_{\mathbb{R}}\{\bar{v}_1, \dots, \bar{v}_n\}$$

即列变换不改变 A 的列空间. □

推论 3.1.1. 行变换不改变 A 的行空间.

证明. 证明同上. □

3.2 一般的 \mathbb{R} -线性空间

在实际应用中, 我们不仅会遇见线性方程组, 同时也会遇见微分方程. 例如当求解 $[0, \infty)$ 上的 \mathbb{R} 值光滑函数 $f(t)$ 满足一维的自由弹簧方程

$$f''(t) + f(t) = 0$$

时, 会发现其解的结构为

$$f(t) = x_1 \sin t + x_2 \cos t, \quad x_1, x_2 \in \mathbb{R}.$$

而有外力的弹簧方程

$$f''(t) + f(t) = \sin t$$

的解的结构为

$$f(t) = -\frac{1}{2}t \cos t + x_1 \sin t + x_2 \cos t, \quad x_1, x_2 \in \mathbb{R}.$$

如果我们依然想用线性空间的语言去描述其解的结构, 我们则需要引入更一般的线性空间的定义.

定义 3.2.1. 一个 \mathbb{R} -线性空间 (\mathbb{R} -vector space)由非空集合 V 以及以下结构给出:

(1) 加法: $V \times V \rightarrow V, (v_1, v_2) \mapsto v_1 + v_2$;

(2) 数乘: $\mathbb{R} \times V \rightarrow V, (c, v) \mapsto cv$;

满足

(a) 加法满足交换律结合律, 并且存在零元素 0 , 逆元素;

(b) 数乘满足结合律, 并且存在单位元 1 ;

(c) 加法和数乘满足分配律.

例 3.2.1. \mathbb{R}^n 以及 \mathbb{R}^n 中的子空间都是 \mathbb{R} -线性空间.

例 3.2.2. 全体 \mathbb{R} -系数多项式 $\mathbb{R}[x]$ 构成了 \mathbb{R} -线性空间.

例 3.2.3. 全体次数小于等于 n 的 \mathbb{R} -系数多项式, 记做 $\mathbb{R}[x]_{\leq n}$ 构成了 \mathbb{R} -线性空间, 但次数等于 n 的 \mathbb{R} 系数多项式全体不构成 \mathbb{R} -线性空间.

例 3.2.4. $V = \{f(x) \mid f(x) \text{ 是定义在 } [a, b] \text{ 上的光滑函数}\}$ 构成了 \mathbb{R} -线性空间, 记做 $C^\infty([a, b])$.

例 3.2.5. $M_{m \times n}(\mathbb{R})$ 构成了 \mathbb{R} -线性空间, 但 n 阶可逆方阵全体不构成 \mathbb{R} -线性空间.

命题 3.2.1. 加法零元唯一

证明. 假设 $0, 0'$ 都是加法的零元, 从而根据定义有

$$0 + 0' = 0, \quad 0' + 0 = 0,$$

从而 $0 = 0'$. □

命题 3.2.2. 加法逆元唯一

证明. 任取 $v \in V$, 如果 $v + w_1 = v + w_2 = 0$, 那么

$$w_1 = w_1 + (v + w_2) = (w_1 + v) + w_2 = w_2.$$

□

命题 3.2.3. $0v = 0$.

证明. 根据分配律有

$$0v = (0 + 0)v = 0v + 0v.$$

两侧同时加上 $-(0v)$ 则有

$$-(0v) + (0v + 0v) = (-0v) + 0v$$

从而有 $0v = 0$. □

3.3 线性相关性

定义 3.3.1. $v_1, \dots, v_n \in \mathbb{R}^m$ 被称为**线性无关** (linearly independent), 如果 0 表示为 v_1, \dots, v_n 的线性组合的方式唯一, 即只有

$$0 = 0v_1 + \dots + 0v_n$$

否则 v_1, \dots, v_n 被称为**线性相关** (linearly dependent).

命题 3.3.1. 若 v_1, \dots, v_n 线性无关, 则对于 $v \in \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\}$, 其被写成 v_1, \dots, v_n 线性组合式子的系数是唯一的.

证明. 不妨假设

$$\begin{aligned} v &= a_1v_1 + \dots + a_nv_n \\ &= b_1v_1 + \dots + b_nv_n \end{aligned}$$

则

$$0 = (a_1 - b_1)v_1 + \dots + (a_n - b_n)v_n$$

根据线性无关的定义可知 $a_i = b_i$ 对任意的 $1 \leq i \leq n$ 成立. \square

定理 3.3.1. $v_1, \dots, v_n \in \mathbb{R}^m$ 线性无关当且仅当 $\text{rank } A = n$, 其中 $A = (v_1, \dots, v_n)$ 是 $m \times n$ 阶矩阵, 此时也称 A 是列满秩的.

证明. 注意到 v_1, \dots, v_n 线性无关当且仅当 $Ax = 0$ 只有零解, 根据定理1.4.1可知这当且仅当 $\text{rank } A = n$. \square

推论 3.3.1. \mathbb{R}^m 中 k 个列向量当 $k > m$ 时一定线性相关.

证明. \mathbb{R}^m 中 k 个列向量组成的矩阵 A 的秩在 $k > m$ 时最大为 m . \square

推论 3.3.2. 列变换不改变矩阵列向量的线性相关性.

证明. 根据定理2.2.1, 列变换不改变矩阵的秩, 从而不改变列向量的线性相关性. \square

定理 3.3.2. 假设 v_1, \dots, v_n 线性无关, 则 v_1, \dots, v_n, v_{n+1} 线性相关等价于 $v_{n+1} \in \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\}$.

证明. 如果 $v_{n+1} \in \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\}$, 则显然 v_1, \dots, v_{n+1} 线性相关. 另一方面, 假设

$$a_1v_1 + \dots + a_{n+1}v_{n+1} = 0$$

的系数 a_1, \dots, a_{n+1} 不全为零, 那么一定有 $a_{n+1} \neq 0$, 否则有

$$a_1v_1 + \dots + a_nv_n = 0$$

并且 a_1, \dots, a_n 不全为零, 这与线性无关相矛盾, 从而

$$v_{n+1} = -a_{n+1}^{-1}(a_1 v_1 + \dots + a_n v_n) \in \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\}$$

□

定义 3.3.2. 对于 $v_1, \dots, v_n \in \mathbb{R}^m$, 称 v_{i_1}, \dots, v_{i_k} 是**极大线性无关组** (*maximal linearly independent set*), 如果

- (1) v_{i_1}, \dots, v_{i_k} 线性无关.
- (2) 任何包含 v_{i_1}, \dots, v_{i_k} 的 $\{v_1, \dots, v_n\}$ 的子集中的向量都线性相关.

注 3.3.1. 若 v_1, \dots, v_n 不全为零, 则其一定存在极大线性无关组: 假设 $v_1 \neq 0$, 考虑 v_1, v_2 是否线性相关, 如线性相关则剔除 v_2 , 线性无关则保留 v_2 . 再依次考虑 v_3, v_4, \dots 即可.

定理 3.3.3. 对于 $v_1, \dots, v_n \in \mathbb{R}^m$, v_{i_1}, \dots, v_{i_k} 是其极大线性无关组, 则

$$\text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\} = \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_{i_1}, \dots, v_{i_k}\}$$

证明. 显然 $\text{span}_{\mathbb{R}}\{v_{i_1}, \dots, v_{i_k}\} \subseteq \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\}$, 并且根据定理以及极大线性无关组的定义可知任取 $i \in \{1, \dots, n\} \setminus \{i_1, \dots, i_k\}$ 有

$$v_i \in \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_{i_1}, \dots, v_{i_k}\}$$

从而 $\text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_n\} = \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_{i_1}, \dots, v_{i_k}\}$. □

对于一组向量来说, 其极大线性无关组可能有很多, 但是任何两个极大线性无关组中向量的个数是一样的, 极大线性无关组不仅仅是包含意义下极大, 也是绝对数目的极大.

定理 3.3.4. 假设 v_1, \dots, v_n 的某个极大线性无关组中有 k 个向量, 则对于任意 v_{j_1}, \dots, v_{j_l} , 其中 $l > k$, 其线性相关.

证明. 假设 v_{i_1}, \dots, v_{i_k} 是 v_1, \dots, v_n 的一个极大线性无关组, 任取 $l > k$ 以及 v_{j_1}, \dots, v_{j_l} , 根据极大线性无关组的定义有

$$(v_{j_1}, \dots, v_{j_l}) = (v_{i_1}, \dots, v_{i_k})A$$

其中 $A \in M_{k \times l}(\mathbb{R})$, 从而

$$x_1 v_{j_1} + \dots + x_l v_{j_l} = (v_{j_1}, \dots, v_{j_l}) \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_l \end{pmatrix} = (v_{i_1}, \dots, v_{i_k})A \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_l \end{pmatrix}$$

由于 $l > k$, 从而根据线性方程组解的结构定理1.4.1可知 $Ax = 0$ 有非零解, 从而 v_{j_1}, \dots, v_{j_l} 线性相关. \square

推论 3.3.3. v_1, \dots, v_n 的极大线性无关组中向量的数目是确定的.

3.4 线性空间的维数

定义 3.4.1. \mathbb{R}^n 的子空间 W 中的一个极大线性无关组被称作**基** (*basis*).

例 3.4.1. $W = \mathbb{R}^n$, 则

$$e_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad e_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad \dots \quad e_n = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}$$

是 \mathbb{R}^n 的一组基.

定义 3.4.2. \mathbb{R}^n 的子空间 W 的极大线性无关组中向量的个数被称为 W 的 (实) **维数** (*dimension*), 记做 $\dim_{\mathbb{R}} W$.

注 3.4.1. 根据推论3.3.3可知 W 的维数是良定义的, 并且如下三条中任意满足两条即可说明 v_1, \dots, v_k 是 W 的基:

- (1) $W = \text{span}_{\mathbb{R}}\{v_1, \dots, v_k\}$.
- (2) v_1, \dots, v_k 线性无关.
- (3) $\dim_{\mathbb{R}} W = k$.

命题 3.4.1. 若 $W_1 \subseteq W_2$ 都是 \mathbb{R}^n 的子空间, 则

- (1) $\dim_{\mathbb{R}} W_1 \leq \dim_{\mathbb{R}} W_2$, 并且等号成立当且仅当 $W_1 = W_2$.
- (2) W_1 的基可以扩充为 W_2 的基.

证明. (1). 由于 W_1 中的线性无关组一定是 W_2 中的线性无关组, 从而 $\dim W_1 \leq \dim W_2$, 等号取得是显然的.

(2). 假设 W_1 的基是 v_1, \dots, v_k , W_2 的基是 w_1, \dots, w_l . 我们在取 $v_1, \dots, v_k, w_1, \dots, w_l$ 的极大线性无关组的时候仔细一些: 即前 k 个向量取 v_1, \dots, v_k , 这是可以做到的, 因为 v_1, \dots, v_k 本身线性无关. 这样取出的极大线性无关组就是由 v_1, \dots, v_k 扩充得到的 W_2 的基. \square

定理 3.4.1. 对于矩阵 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, $\text{rank } A$ 是行空间维数, $\text{rank } A^T$ 是列空间维数.

证明. 根据推论3.1.1可知行变换不改变行空间, 因此我们通过行变换将其化作最简行阶梯型, 此时主元所在的行向量构成了行空间的一组基, 因此 $\text{rank } A$ 是行空间维数. 类似的可以证明 $\text{rank } A^T$ 是列空间维数. \square

推论 3.4.1. 对于矩阵 $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$, $\dim_{\mathbb{R}} \text{im } A = \text{rank } A$.

证明. 根据推论2.2.2即可. \square

3.5 线性空间的构造

3.5.1 直和

定义 3.5.1. 给定 \mathbb{F} -线性空间 V, W , 定义线性空间的**外直和** (*external direct sum*)为集合 $V \times W$, 其上带有结构

$$(1) (v_1, w_1) + (v_2, w_2) := (v_1 + v_2, w_1 + w_2), \text{ 其中 } v_1, v_2 \in V, w_1, w_2 \in W.$$

$$(2) c(v, w) := (cv, cw), \text{ 其中 } v \in V, w \in W, c \in \mathbb{F}.$$

使得其成为一个 \mathbb{F} -线性空间, 记做 $V \oplus W$.

例 3.5.1. \mathbb{R}^n 可以视作 n 个 \mathbb{R} 的外直和.

定义 3.5.2. 给定 \mathbb{F} -线性空间 V 以及其子空间 V_1, V_2 , 如果

$$(1) V = V_1 + V_2, \text{ 即任何 } V \text{ 中的向量可以表示成 } V_1, V_2 \text{ 中向量的组合.}$$

$$(2) V_1 \cap V_2 = \{0\}.$$

则称 V 是 V_1 和 V_2 的**内直和** (*internal direct sum*).

命题 3.5.1. 给定 \mathbb{F} -线性空间 V 以及其子空间 V_1, V_2 , 如果 V 是 V_1 和 V_2 的内直和, 那么

$$T : V_1 \oplus V_2 \rightarrow V_1 + V_2$$

$$(v_1, v_2) \mapsto v_1 + v_2$$

是线性同构, 即 $V \cong V_1 \oplus V_2$.

证明. 线性映射 T 显然是满射, 并且根据内直和的定义有 $\ker T = V_1 \cap V_2 = \{0\}$. \square

注 3.5.1. 这意味着内直和与外直和是一体两面, 因此我们之后并不再区分内外直和, 而统称为直和.

定义 3.5.3. 给定 \mathbb{F} -线性空间 V 以及子空间 V_1 , 如果存在子空间 V_2 满足 $V = V_1 \oplus V_2$, 则称 V_2 是 V_1 的**补空间** (*complement space*).

注 3.5.2. 根据命题3.4.1, 我们总可以将子空间的一组基延拓成全空间的一组基, 因此补空间总是存在的.

命题 3.5.2. \mathbb{F} -线性空间 $V = V_1 \oplus \cdots \oplus V_k$ 当且仅当如下两条满足:

- (1) $V = V_1 + \cdots + V_k$.
- (2) 对任意 $1 \leq i \leq k$, 有 $V_i \cap \sum_{j \neq i} V_j = \{0\}$.

命题 3.5.3. 给定 \mathbb{F} -线性空间 V, W , 有

$$\dim_{\mathbb{F}} V \oplus W = \dim_{\mathbb{F}} V + \dim_{\mathbb{F}} W$$

证明. 假设 $\{v_1, \dots, v_n\}$ 是 V 的一组基, $\{w_1, \dots, w_m\}$ 是 W 的一组基, 直接验证 $\{(v_1, 0), \dots, (v_n, 0), (0, w_1), \dots, (0, w_m)\}$ 构成了 $V \oplus W$ 的一组基. \square

3.5.2 商空间

定义 3.5.4. 给定 \mathbb{F} -线性空间 V 及其子空间 W , 商空间 (quotient space) 定义为集合 V/W , 其上带有结构:

- (1) $(v_1 + W) + (v_2 + W) := (v_1 + v_2) + W$, 其中 $v_1, v_2 \in V$.
- (2) $c(v + W) := cv + W$, 其中 $c \in \mathbb{F}$.

使得其称为一个 \mathbb{F} -线性空间.

注 3.5.3. 注意我们在处理商集的时, 定义的良好性是我们始终要考虑的问题, 即定义不依赖于代表元的选取.

命题 3.5.4. 给定 \mathbb{F} -线性空间以及商空间 V/W , 自然投射 (canonical projection)

$$\begin{aligned} \pi : V &\rightarrow V/W \\ v &\mapsto v + W \end{aligned}$$

是满的线性映射, 并且 $\ker \pi = W$.

命题 3.5.5. 给定 \mathbb{F} -线性空间以及商空间 V/W , 有

$$\dim_{\mathbb{F}} V = \dim_{\mathbb{F}} V/W + \dim_{\mathbb{F}} W$$

证明. 假设 $v_1 + W, \dots, v_n + W, w_1, \dots, w_m$ 分别构成了 V/W 和 W 的基, 直接验证 $v_1, \dots, v_n, w_1, \dots, w_m$ 构成了 V 的一组基. \square

3.6 选讲: 域上的线性空间

定义 3.6.1. 给定集合 V , 如果其上有如下结构:

- (1) 加法 $V \times V \rightarrow V$, 记做 $(v_1, v_2) \mapsto v_1 + v_2$.
- (2) 数乘 $\mathbb{F} \times V \rightarrow V$, 记做 $(c, v) \mapsto cv$.

满足:

- (3) 加法满足交换律, 结合律, 0 向量以及逆元.
- (4) 数乘满足结合律以及单位元.
- (5) 加法和数乘满足分配律.

则称 V 构成了一个 \mathbb{F} -线性空间 (vector space).

例 3.6.1. \mathbb{R}^n 构成了一个 \mathbb{R} -线性空间. 特别地, \mathbb{R}^n 是一个 \mathbb{R} -线性空间.

例 3.6.2. 假设有域之间的包含关系 $\mathbb{F} \subseteq \mathbb{E}$, 则任何 \mathbb{E} -线性空间都可以视作 \mathbb{F} -线性空间. 特别地, 任何 \mathbb{C} -线性空间都可以视作 \mathbb{R} -线性空间.

我们之前对于 \mathbb{R}^n 所发展的理论都可以对一般的 \mathbb{F} -线性空间发展.

定义 3.6.2. 给定 \mathbb{F} -线性空间 V , $W \subseteq V$ 被称为 V 的子空间 (subspace), 如果 W 对 V 上的数乘与加法都封闭.

定义 3.6.3. \mathbb{F} -线性空间 V 中的向量 v_1, \dots, v_n 称为 \mathbb{F} -线性无关 (linearly independent)(线性无关, linearly independent), 如果 0 表示为 v_1, \dots, v_n 的 \mathbb{F} -线性组合的方式唯一, 否则 v_1, \dots, v_n 称为线性相关 (linearly dependent).

定义 3.6.4. \mathbb{F} -线性空间 V 的一个 \mathbb{F} -极大线性无关组被称作 V 的 \mathbb{F} -基 (basis).

定义 3.6.5. \mathbb{F} -线性空间 V 的一个 \mathbb{F} -极大线性无关组中向量的个数被称作 V 的 \mathbb{F} -维数 (dimension).

注 3.6.1. 注意, 在这里我们强调它作为某个域上线性空间的维数, 因为同一个集合作为不同线性空间的维数可能不同, 例如 $\dim_{\mathbb{C}} \mathbb{C} = 1$ 但是 $\dim_{\mathbb{R}} \mathbb{C} = 2$.

注 3.6.2. 对于一般的 \mathbb{F} -线性空间 V , 其维数不一定有限, 比如下面的例子.

例 3.6.3. 对于 \mathbb{F} -线性空间 $\mathbb{F}[x]$, $1, x, x^2, \dots$ 构成了一个极大线性无关组, 因此 $\dim_{\mathbb{F}} \mathbb{F}[x] = \infty$.

但是在这门课程中, 我们主要关心有限维的线性空间. 在之后, 如果不加特殊说明, 我们总假设线性空间是有限维的.

例 3.6.4. \mathbb{F} -线性空间 \mathbb{F}^n 有一组自然的基 $\{e_1, \dots, e_n\}$, 其中 e_i 是只有第 i 行为 1, 其余行为 0 的列向量.

例 3.6.5. 基本矩阵 E_{ij} , 即只有 (i, j) 元是 1, 其余地方为零的矩阵构成了 $M_{m \times n}(\mathbb{F})$ 的一组基, 因此 $\dim_{\mathbb{F}} M_{m \times n}(\mathbb{F}) = mn$.

例 3.6.6. $1, x, x^2, \dots, x^n$ 构成了 $\mathbb{F}[x]_{\leq n}$ 的一组基, 因此 $\dim_{\mathbb{F}} \mathbb{F}[x]_{\leq n} = n + 1$.

例 3.6.7. $V = \{\frac{ax^2+bx+c}{x^3-x} \mid a, b, c \in \mathbb{F}\}$ 构成了一个 \mathbb{F} -线性空间, 其有如下两组不同的基:

$$B = \left\{ \frac{x^2}{x^3-x}, \frac{x}{x^3-x}, \frac{1}{x^3-x} \right\}$$

$$C = \left\{ \frac{1}{x}, \frac{1}{x-1}, \frac{1}{x+1} \right\}$$

定义 3.6.6. V 是 \mathbb{F} -线性空间, $B = \{v_1, \dots, v_n\}$ 是其一组 \mathbb{F} -基, 则对于 $v \in V$, 有

$$v = a_1 v_1 + \dots + a_n v_n$$

其中 $a_i \in \mathbb{F}$. 列向量

$$[v]_B = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} \in \mathbb{F}^n$$

被称为 v 在基 B 下的坐标 (coordinate).

注 3.6.3. 对于 \mathbb{F} -线性空间 V , $v \in V$ 在不同基下的坐标往往有不同的优势: 在例 3.6.7, 考虑

$$v = \frac{3x^2 + x + 2}{x^3 - x}$$

我们可以很轻易地写出其在 B 下的坐标

$$[v]_B = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 3 \end{pmatrix}$$

然而很难直接写出 $[v]_C$. 另一方面, 基 C 便于积分, 因此如果我们有 $[v]_C$, 则可以很轻易地将 v 的积分写出来. 因此搞清楚同一个向量在不同基下坐标的变换关系是非常有意义的问题.

对于 \mathbb{F} -线性空间 V , 给定其一组基 $B = \{v_1, \dots, v_n\}$, 我们可以将其视作矩阵 $B = (v_1, \dots, v_n)$, 此时我们有矩阵乘法的等式

$$v = B[v]_B$$

并且对于另一个基 $C = \{w_1, \dots, w_n\}$, 任取 $1 \leq i \leq n$, 有

$$w_i = v_1 p_{1i} + \dots + v_n p_{ni}$$

如果我们记矩阵 $P_{BC} = (p_{ij})_{n \times n}$, 并称其为基 B 到基 C 的**转移矩阵** (transition matrix), 则有

$$C = BP_{BC}$$

命题 3.6.1. 对于转移矩阵, 我们有如下简单的性质.

- (1) $[v]_B = P_{BC}[v]_C$.
- (2) $P_{B_1 B_3} = P_{B_1 B_2} P_{B_2 B_3}$.
- (3) $P_{BB} = I_n$.
- (4) P_{BC} 是可逆矩阵, 并且 $P_{BC}^{-1} = P_{CB}$.

3.7 作业六

3.7.1 基础题

习题 3.7.1. 如下归纳地定义方阵

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, A_n = \begin{bmatrix} A_{n-1} & I \\ I & -A_{n-1} \end{bmatrix}$$

. 求 A_n 的平方 $(A_n)^2$.

习题 3.7.2. 请判断以下向量组是否线性无关, 并找出下述向量组生成的子空间的一组数目最少的生成元.

1. $a_1 = (1, 2, 3), a_2 = (3, 6, 7);$
2. $a_1 = (2, -3, 1), a_2 = (3, -1, 5), a_3 = (1, -4, 3);$
3. $a_1 = (4, -5, 2, 6), a_2 = (2, -2, 1, 3), a_3 = (6, -3, 3, 9), a_4 = (4, -1, 5, 6);$
4. $a_1 = (1, 0, 0, 2, 5), a_2 = (0, 1, 0, 3, 4), a_3 = (0, 0, 1, 4, 7), a_4 = (2, -3, 4, 11, 12).$

习题 3.7.3. 请将 $\text{Span}_{\mathbb{R}}(v_1, v_2)$ 写成某个矩阵的 *kernel*. 其中 $v_1 = (1, 2, 3, 4)^T$ and $v_2 = (5, 6, 7, 8)^T$.

习题 3.7.4. 令 $S = \{v \in \mathbb{R}^3 : v = (r - 2s, 3r + s, s)^T, r, s \in \mathbb{R}\}$.

1. 请验证 S 是 \mathbb{R}^3 的子空间.
2. 证明 S 是平面 $3x - y + 7z = 0$.

习题 3.7.5. 判断以下集合和运算是否构成 \mathbb{R} -线性空间.

1. n -阶实对称矩阵 $A = A^T$ 全体, 在矩阵的加法和数乘下.
2. n -阶实反对称矩阵 $A = -A^T$ 全体, 在矩阵的加法和数乘下.
3. 满足 $p(1) = p(2)$ 的所有实系数多项式, 在通常多项式的加法和数乘下.
4. 秩小于或等于 1 的三阶方阵全体, 在矩阵的加法和数乘下.
5. 在实轴上定义的周期等于 1 的全体实值函数, 在通常函数的加法和数乘下.
6. \mathbb{R}^2 中满足方程 $x^2 = y^2$ 的点集, 在 \mathbb{R}^2 的加法和数乘下.
7. 实轴上的光滑函数, 满足 $f'(t) + f(t) = \cos t$, 在通常函数的加法和数乘下.

习题 3.7.6. 1. 请举出 \mathbb{R}^2 中满足加法封闭, 但是数乘不封闭的非空集合的例子.

2. 请举出 \mathbb{R}^2 中满足数乘封闭, 但是加法不封闭的非空集合的例子.

习题 3.7.7. 在 \mathbb{R} -线性空间 V 中,

1. 验证对任意 $v \in V$, $-1 \cdot v = -v$.

2. 验证对任意 $c \in F$, $c\mathbf{0} = \mathbf{0}$, 这里 $\mathbf{0}$ 指的是 V 中的加法单位元.

习题 3.7.8. 固定某个向量 $w \in \mathbb{R}^n$. 对于 $a \in \mathbb{R}$ and $u \in \mathbb{R}^n$, 定义

$$a \otimes u = a(u - w) + w.$$

$$u \oplus v = u + v - w.$$

请判断并证明 $V = \mathbb{R}^n$ 在数乘 \otimes 和加法 \oplus 下是否做成 \mathbb{R} 线性空间. 如果是, 其中零向量是什么? (Note: 我们用记号 \otimes and \oplus 来和 \mathbb{R}^n 上的通常加法和数乘做区分).

3.8 作业七

3.8.1 基础题

习题 3.8.1. 决定以下向量组是否组成 \mathbb{R}^3 的基.

$$\left\{ \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 3 \\ -1 \\ 2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} \right\}.$$

习题 3.8.2. 判定以下 $M_{2 \times 2}(\mathbb{R})$ 中的向量组是否线性无关:

$$A_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad A_2 = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad A_3 = \begin{bmatrix} 3 & 6 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

习题 3.8.3. $C^\infty(\mathbb{R})$ (\mathbb{R} 上的光滑函数) 是 (无穷维) \mathbb{R} -线性空间. 证明, 函数

$$\sin(t), \sin(2t), \dots, \sin(Nt)$$

线性无关.

习题 3.8.4. 如果矩阵 $A = A^T$, 则称 A 是对称矩阵. 如果 $A = -A^T$, 则称 A 是反对称矩阵. 分别证明对称矩阵和反对称矩阵构成 $M_n(\mathbb{R})$ 的子空间, 计算这两个子空间的维数.

习题 3.8.5. 记 $V = C^\infty(\mathbb{R})$ 是 \mathbb{R} 上的光滑函数组成的 \mathbb{R} 线性空间. 验证两组元素 B, C 满足 $\text{Span}_{\mathbb{R}} B = \text{Span}_{\mathbb{R}} C = W$, 且 B, C 均为 W 的基.

1. $B = (1, \cos x, \cos 2x, \cos 3x), C = (1, \cos x, \cos^2 x, \cos^3 x).$

2. $B = (1, x, x^2, x^3), C = (1, x - a, (x - a)^2, (x - a)^3) (a \in \mathbb{R} \text{ 为常数})$

习题 3.8.6. 设 V 是 \mathbb{R} 上有限维向量空间, W_1, W_2, \dots, W_n 是 V 的真子空间, 证明:

$$W_1 \cup W_2 \cup \dots \cup W_n \neq V.$$

习题 3.8.7. 考虑 “Shifted Legendre polynomial”

$$\tilde{P}_n(x) = \frac{1}{n!} \frac{d^n}{dx^n} (x^2 - x)^n$$

证明 $\tilde{P}_0, \tilde{P}_1, \dots$ 构成 $\mathbb{R}[x]$ 的一组基.

索引

\mathbb{R} -线性空间, \mathbb{R} -vector space, 46

不相容的, inconsistent, 14

主元, pivot, 11

主元, principal unknowns, 13

克拉姆法则, cramer's rule, 35

内直和, internal direct sum, 50

列向量, column vector, 5

列向量空间, column vector space, 5

列空间, column space, 44

初等矩阵, elementary matrix, 24

加法, addition, 5

单位矩阵, identity matrix, 11

可逆, invertible, 26

右逆, right inverse, 26

商空间, quotient space, 51

坐标, coordinate, 53

域, field, 17

基, basis, 49, 52

基础行变换, elementary row
operations, 10

增广矩阵, augmented matrix, 11

外直和, external direct sum, 50

子空间, subspace, 43, 52

对称矩阵, symmetric matrix, 28

左逆, left inverse, 26

快速傅立叶变换, fast fourier
transformation, 35

数乘, scalar product, 6

方阵, square matrix, 11

最简行阶梯型, reduced row echelon
form, 11

极大线性无关组, maximal linearly
independent set, 48

核, kernel, 43

相容的, consistent, 14

相抵, equivalent, 29

相抵标准型, canonical form, 29

矩阵, matrix, 11

矩阵乘法, matrix multiplication, 23

确定的, definite, 14

秩, rank, 14

系数矩阵, coefficient matrix, 11

线性函数, linear function, 6

线性方程组, solution of system of
linear equations, 8

线性方程组, system of linear
equations, 8

线性无关, linearly independent, 47

线性生成, linearly combination, 43

线性相关, linearly dependent, 47, 52

线性空间, vector space, 52

线性组合, linear combination, 23

维数, dimension, 49, 52

自然投射, canonical projection, 51

自由元, free unknowns, 13

范德蒙德矩阵, Vandermond matrix,
36

行列式, determinant, 33

行变换, row operations, 10

行空间, row space, 44

行阶梯型, row echelon form, 11

补空间, complement space, 50

转移矩阵, transition matrix, 54

转置矩阵, transpose matrix, 28

零空间, zero space, 43

齐次线性方程组, system of
homogeneous linear
equations, 13