线性代数笔记

M.

From Oct. 12 2023
To November 18, 2023

Contents

Chapter 1

Vector, Vector space, and Linear

欢迎来到线性代数课程的第一章, 本章会从之前所学的对向量的朴素认知出发发展出什么是 vector space，进而延伸到对 linear 的思考和定义。

1.1 Vector and Vector space

在高中的学习过程中, 已经接触到了一种特殊的量——向量（或矢量）。在过去的学习中认为这种量不只有数值大小, 还有方向。一般会将他们写成 (a,b,c) 的形式。例如 (6,1,2) 就代表着一个在 x 方向延伸六个单位长度, 在 y 方向延伸一个单位长度, 在 z 方向延伸了两个单位长度的向量。但是这种表述方式并不够规范, 也不好表示一组有着某些抽象关系的向量, 例如所有从原点发出的向量。毕竟像 $\{(x, y, z) : x \in \mathbb{R}, y \in \mathbb{R}, z \in \mathbb{R}\}$ 的表达并不算简单, 在引入更多坐标轴变量的时候也会更费墨水, 因此想要引入一些特殊的符号来更加方便的表述这样的 list（有序列）。

首先严谨的定义一下什么是 list 和 list 的 length。

Definition 1.1. *list*

定义 n 个数构成了一个 length 为 n 的 list 当且仅当这 n 个数以一种有序的方式排列在一起组合成一个元素。一般将这种有序列写作 $(x_1, x_2, x_3, ..., x_n)$ 。

在此基础上, 便可以定义在任意 n 下所有长度为 n 的 list 的集合了定义 $\mathbb{R}^n$ 为所有长度为 n 的 list 的集合, 即

Definition 1.2. $\mathbb{R}^n$

$$\mathbb{R}^n := \{(x_1, x_2, x_3, ..., x_n) : \forall i \in \mathbb{Z}\ x_i \in \mathbb{R}\}$$

称其中的 x_i 为 the i-th coordinate。

例如:

$$\mathbb{R}^4 := \{(x_1, x_2, x_3, x_4) : \forall i \in \mathbb{Z}\ x_i \in \mathbb{R}\}$$

现在非常神奇地发现, 之前所学过的所谓 vector 都是属于 $\mathbb{R}^2$ 或 $\mathbb{R}^3$ 的 list。回忆曾经学过的向量的加法, 比如 (6,1,2)+(12,1,8)=(6+12,1+1,2+8) 加法的方式就是简单的将不同 coordinate 上的

元素分别相加。

那么类比的, 就可以定义任意 n 下 $\mathbb{R}^n$ 中元素的加法:

Definition 1.3. *加法*

在 $\mathbb{R}^n$ 中符号 "+" 可以由以下公式定义，将这种运算称为**加法**:

$$\forall x, y \in \mathbb{R}^n, x + y \ = z \text{ where } z_i = x_i + y_i \forall i$$

可以显然的发现, 这里的加法是符合交换律的, 在这里就不做证明, 留待读者自证。而根据对零的一般感知, 也就是所有数加 0 都是它本身, 可以定义在 $\mathbb{R}^n$ 中的 0:

Definition 1.4. *0*

定义 $\mathbb{R}^n$ 中的 **0** 为:

$$\forall x \in \mathbb{R}^n \ \ x + 0 = x$$

可以显然的发现在所有 $\mathbb{R}^n$ 中 **0 都是唯一的并且 0=(0,0,0,···,0)**.

当然, 数学家不愿意止步于此。希望将熟悉的欧几里得空间也就是 $\mathbb{R}^n$ 中的朴素认知拓展推广到更加抽象的一般集合中。再根据对 vector 也就是向量的朴素认知将其推广到一般集合中的一般元素。便有了更加抽象和一般化的对 vector space 和 vector 的定义:

Definition 1.5. *vector space*

定义一个集合 $\mathcal{V}$ 是一个 **vector space** 当且仅当它满足以下所有性质:

1. Commutativity: $\forall \mathbf{u}, \mathbf{v} \in \mathcal{V} \ \mathbf{u} + \mathbf{v} = \mathbf{v} + \mathbf{u}$
2. Associativity: $\forall \mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathcal{V} \ \mathbf{u} + (v + w) = (\mathbf{v} + \mathbf{u}) + \mathbf{w}$ and $\forall a, b \in \mathbb{R} \ a(b\mathbf{v}) = (ab)\mathbf{v}$
3. Additive identity: $\exists \mathbf{u} \in \mathcal{V} \ \forall \mathbf{v} \in \mathcal{V} \ \mathbf{v} + \mathbf{u} = \mathbf{v}$ 将$\mathbf{u}$记作0
4. Additive inverse: $\forall \mathbf{v} \in \mathcal{V} \ \exists \mathbf{u} \in \mathcal{V} \ \mathbf{v} + \mathbf{u} = 0$
5. Multiplicative identity: $\forall \mathbf{v} \in \mathcal{V} \ 1\mathbf{v} = \mathbf{v}$
6. Distributive properties: $\forall \mathbf{u}, \mathbf{v} \in \mathcal{V} \ \forall a, b \in \mathbb{R} \ a(\mathbf{v} + \mathbf{u}) = a\mathbf{v} + a\mathbf{u} \ (a + b)\mathbf{v} = a\mathbf{v}$ and $+ b\mathbf{v}$

同时定义所有属于 $\mathcal{V}$ 这个 vector space 的元素都是 **vector**。

在这个定义中，默认了数乘，也就是 $\forall a \in \mathbb{R} \ \ \forall \mathbf{v} \in \mathcal{V} \ \ a\mathbf{v} \in \mathcal{V}$，的存在性。这也指出当说一个集合 $\mathcal{V}$ 是一个 vector space 之前，必须先定义这个集合中元素的数乘。

例如:
$\mathbb{R}^n$ 之中，$\forall a \in \mathbb{R} \ \ \forall \mathbf{v} = (v_1, v_2, \ldots, v_n) \in \mathbb{R}^n$ 定义 $a\mathbf{v} = (av_1, av_2, \ldots, av_n)$ 为 $\mathbb{R}$ 中的数乘。
这和在高中阶段所学的向量的数乘也是一致的。

可以很简单的验证 $\mathbb{R}^n$ 是一个 vector space。

而也可以举出一些更加奇怪的 vector space 的例子:
如果定义 $P(n) \ = \{\sum_{i=0}^{n} p_i t^i : \forall p_i \in \mathbb{R}\}$ 那么可以发现 P(n) 也是一个 vector space。

自然的，我们会思考，像 P(n) 和 $\mathbb{R}^n$ 的这些 vector space 之间会不会有一种内在联系呢？显然会发现任意一个 $\sum_{i=0}^{n} p_i t^i$ 的多项式都可以被 $(p_1, p_2, ..., p_n)$ 唯一确定的表示，将这种关系称为 **isomorphism**。对于这一关系的定义完善先按下不表，继续对于 Vector space 本身的探讨。

1.2 Linear, Span and Subspace

在上一个小节，介绍了什么是 vector space。而在这一章节中，将会从一个重要的概念——linear 出发，探讨该如何构建一个 vector space 以及 vector 的一些重要定义。

当提及 linear 也就线性的时候，第一时间想到的一定会是线性函数（linear function），也就是从初中开始接触到的一次函数。根据对线性函数的直观印象，可以简单地认为，线性本质上就是对不同的元素进行加法和数乘的运算。而在上一章节中已经定义了 vector space，也就是说，可以将线性函数初中学习的最基础的多元一次函数拓展到 vector space 上，看作是对 vector space 中的元素进行加法和数乘的运算。而将这种对 vector space 中的多个元素进行加法和数乘的运算称为 **linear combination**。

Definition 1.6. *linear combination*

$\forall \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, ..., \mathbf{v}_k \in \mathcal{V}\ \forall a_1, a_2, ..., a_k \in \mathbb{R}$ 称形如 $\sum_{i=1}^{k} a_k \mathbf{v}_k$ 的表达式为 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_k$ 的一个 **linear combination**。
如果 $\mathbf{u} \in \mathcal{V}$ 是由通过关系式 $\mathbf{u} = a_1\mathbf{v}_1 + a_2\mathbf{v}_2 + ... + a_n\mathbf{v}_n$ 获得的，那么说 $\mathbf{u}$ 可以被 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, ..., \mathbf{v}_n$ 的 **linear combination** 表示。

例如：
可以说 $(6, 1, 2)$ 可以被 $(1, 0, 0), (0, 1, 0), (0, 0, 1)$ 的 linear combination 表示，因为 $(6, 1, 2) = 1(1, 0, 0) + 1(0, 1, 0) + 2(0, 0, 1)$。

这样的，我们对数学中 linearity（线性）这一概念感知也就不言自明：**当某一种元素（可以是 vector，number 也可以是 function 或 map）在其作用方式下对加法具有交换和结合率、并且不在意数乘的先后顺序，我们便可以认为元素是线性的**。这种感知在 vector 中就表现为 vector space 中的 Commutativity、Associativity 和 Distributive properties。那么更进一步，对于一个 function 或 map，该如何定义线性呢？在这里，做如下符合这一线性感知的定义：

Definition 1.7. *linear*

定义一个 function 或 map $f : \mathcal{A} \to \mathcal{B}$ 是 **linear** 的当且仅当它满足以下所有性质:

1. $\forall \mathbf{u}, \mathbf{v} \in \mathcal{A}\ \ f(\mathbf{u} + \mathbf{v}) = f(\mathbf{u}) + f(\mathbf{v}) \in \mathcal{B}$
2. $\forall \mathbf{v} \in \mathcal{A}\ \forall a \in \mathbb{R}\ \ f(a\mathbf{v}) = af(\mathbf{v}) \in \mathcal{B}$

在这里，我们称 $\mathcal{A}$ 为 domain，$\mathcal{B}$ 为 range 或 codomain。
另外，我们把所有从 $\mathcal{A}$ 到 $\mathcal{B}$ 的 linear function 或 map 的集合记做 $\mathcal{L}(\mathcal{A}, \mathcal{B})$。

例如:
$f:\mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}^2$ 定义为 $f((x,y)) = (x+y, x-y)$ 是 linear 的，因为 $f((x_1,y_1)+(x_2,y_2)) = f((x_1+x_2, y_1+y_2)) = (x_1+x_2+y_1+y_2, x_1+x_2-y_1-y_2) = (x_1+y_1, x_1-y_1)+(x_2+y_2, x_2-y_2) = f((x_1,y_1))+f((x_2,y_2))$ 并且 $f(a(x,y)) = f((ax,ay)) = (ax+ay, ax-ay) = a(x+y, x-y) = af((x,y))$。

如果将 vector space 的定义视作构建大楼的图纸，将 vector 是为构建大楼的砖块。那么 linear combination 就可以被视为搭建蓝图中大厦所必要的工具 (这里必须指出，虽然在定义什么是 vector 的时候使用了 vector space。但是事实上这并不是必须的，甚至在许多情况下，是通过对一组感兴趣的元素的线性叠加来构建出所希望研究的 vector space 的。值得指出的是，这种循环看起来会产生形式上的问题。但在形式上依旧可以说“通过某一组‘元素’构建起了一个集合，而这个集合经过验证‘居然神奇的’是一个 vector space。而最初用来构建这一 vector space 的元素‘居然’也是这个 vector space 中的元素”这样的过程来避免形式上的问题。在之后不会再注意使用这种冗长的避免方式，而是直接将构建的元素称为 vector)。因此，引入一个重要的定义——**span**，来严格表示使用一组 vector 来生成一个 vector space 的过程。

Definition 1.8. *span*

定义一个集合 $\mathcal{U}$ 是由一组 vector $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ **“span”** 的当且仅当集合 $\mathcal{U}$ 中的所有元素恰好是 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n$ 的全部 linear combination。将这样的 $\mathcal{U}$ 记做 $\text{span}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n)$。
用一种更加数学的表示方法，可以将 $\text{span}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n)$ 表示为:

$$\text{span}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n) = \left\{ \sum_{i=1}^{n} a_k \mathbf{v}_k : \forall a_k \in \mathbb{R} \right\}$$

例如:

- $(6,0,0)$ 和 $(0,12,0)$ 的 span，即 $\text{span}((6,0,0),(0,12,0))$ 是在 $\mathbb{R}^3$ 中的一个平面，即所有 $z=0$ 的点的集合。
- $f_1(t) = t^2$ 和 $f_2(t) = t^3$ 的 span，即 $\text{span}(f_1, f_2)$ 是在 $P(3)$ 中的一个子空间，即所有次数只有二次项和三次项的多项式的集合。

在这个例子中，不难发现，$\text{span}((6,0,0),(0,12,0))$ 的结果也是一个 vector space。这个 vector space 是属于 $\mathbb{R}^3$ 的个子集。而 $\text{span}(f_1, f_2)$ 的结果也是一个 vector space。这个 vector space 是属于 $P(3)$ 的一个子集。那么更一般化的，我们希望将这样的子空间定义化——称为 **subspace**。

Definition 1.9. *subspace*

定义一个集合 $\mathcal{U}$ 是 $\mathcal{V}$ 的一个 **subspace** 当且仅当它满足以下所有性质:

1. $\mathcal{U}$ 是一个 vector space
2. $\mathcal{U} \subseteq \mathcal{V}$

在获得了 subspace 的定义后，可以发现任意一个 vector space 都拥有大于等于一个的 subspace。基于集合的性质，我们自认会考虑不同 subspace 之间加和。在这里我们引入两种加和方式——**sum** 和 **direct sum**。

Definition 1.10. *sum*

定义两个 subspace $\mathcal{U}$ 和 $\mathcal{V}$ 的 **sum**（记做 +）为:

$$\mathcal{U}+\mathcal{V} := \{\mathbf{u}+\mathbf{v} : \forall \mathbf{u} \in \mathcal{U} \;\; \forall \mathbf{v} \in \mathcal{V}\}$$

Definition 1.11. *direct sum*

定义两个 subspace $\mathcal{U}$ 和 $\mathcal{V}$ 的 sum 是 **direct sum**（记做 $\oplus$）为:

$$\mathcal{U}\oplus\mathcal{V} := \{\mathbf{u}+\mathbf{v} : \forall \mathbf{u} \in \mathcal{U} \;\; \forall \mathbf{v} \in \mathcal{V} \;\; \mathbf{u}+\mathbf{v}\text{是唯一的}\}$$

例如:

- $\text{span}(6,0,0,(0,12,0))$ 和 $\text{span}((12,0,0),(0,18,0))$ 的 sum，即 $\text{span}((6,0,0),(0,12,0)) + \text{span}((12,0,0),(0,18,0))$，是在 $\mathbb{R}^3$ 中 $z=0$ 的平面。由于 $(18,31,0)$ 可以表示为 $(18,31,0)+0$ $(\text{where } (18,31,0) \in \text{span}((6,0,0),(0,12,0))), 0 \in \text{span}((12,0,0),(0,18,0))$ 或 $(6,12,0) + (12,18,0)(\text{where } (6,12,0) \in \text{span}((6,0,0),(0,12,0))), (12,18,0) \in \text{span}((12,0,0),(0,18,0))$。
  这说明 $\text{span}(6,0,0,(0,12,0))$ 和 $\text{span}((12,0,0),(0,18,0))$ 的 sum 并不少 direct sum。
- $\text{span}(6,0,0,(0,12,0))$ 和 $\text{span}((0,0,1))$ 的 sum，我们可以容易验证这二者的 sum 是一个 direct sum。在此不加赘述，留待读者自证。

1.3 Matrix and Matrix computation

回顾在讲解 span 的过程中距离使用的的线性组合。可以发现，这种线性组合可以被表示为一组多元一次方程组的形式。可以将任意的 $\mathbf{v} \in \text{span}((6,0,0),(0,12,0),(0,0,1))$ 表示为:

$$\begin{cases} 6x_1 + 0x_2 + 0x_3 & = v_1 \\ 0x_1 + 12x_2 + 0x_3 & = v_2 \\ 0x_1 + 0x_2 + 1x_3 & = v_3 \end{cases}$$

让在进一步观察这个线性方程组的形式，可以发现如果放弃将 vector 写成横向，而是以竖向表示，那么 $\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6x_1 + 0x_2 + 0x_3 \\ 0x_1 + 12x_2 + 0x_3 \\ 0x_1 + 0x_2 + 1x_3 \end{bmatrix}$。

可以发现，x_1, x_2, x_3 的出现是存在规律的，在每一行上第一个出现的都是 x_1 第二个都是 x_2... 以此类推。而且不难验证，这种关系对于任意的 n 都是普遍存在的。作为懒惰且不想多费墨水的，自然会想要寻找一种更加简单的方式来反应这样的组合。由于 x_i 的出现位置是一定的，因而只有每个 x_i 前面的系数是重要的。需要做的只是将这些系数按照一定的顺序保存下来，而这种保存的方式就是 **matrix**。

Definition 1.12. *matrix*

定义一个 $m \times n$ 的形如 $\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix}$ 的二维自然数阵列（$\forall i \in [1, m]\, j \in [1, n] \;\; a_{ij} \in \mathbb{R}$）称为一个 **matrix**。一般使用大写字母的粗体字母 **A,B,C...**来表示矩阵。

将矩阵的第 i 行第 j 列的元素称为矩阵的第 i 行第 j 列的 **entry**。将矩阵的第 i 行的所有 entry 组成的 list 称为矩阵的第 i 行的 **row**。将矩阵的第 j 行的所有 entry 组成的 list 称为矩阵的第 j 列的 **column**。

特别的，将这种反应线性方程系数关系的 matrix 称为 **coefficient matrix**。

例如：

对于刚刚提到的例子，$\begin{bmatrix} 6 & 0 & 0 \\ 0 & 12 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 就是这个线性方程组的 coefficient matrix。

在这里，我们不难发现 vector 本质上就是一个 1column 的 matrix 后，**matrix sum** 和 **scalar multiplication in matrix** 便可以根据我们对 vector sum 和 vector scalar multiplication 的认识自然产生了：

Definition 1.13. *matrix sum*

定义 **C** 是 **A** 和 **B** 的 **matrix sum** 当且仅当 **A** 和 **B** 的行数和列数分别相等并且 $\forall i, j \in \mathbb{R} \;\; c_{ij} = a_{ij} + b_{ij}$。
记做 **C=A+B**。

Definition 1.14. *scalar multiplication in matrix*

定义 **B** 是 **A** 的 **scalar multiplication in matrix** 当且仅当 $\forall i, j \in \mathbb{R}$ for some $\alpha \;\; b_{ij} = \alpha a_{ij}$。
记做 **B=αA**。

例如：

$$\begin{bmatrix} 6 & 0 & 0 \\ 0 & 12 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 7 & 0 & 0 \\ 0 & 13 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

$$2 \begin{bmatrix} 6 & 0 & 0 \\ 0 & 12 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 12 & 0 & 0 \\ 0 & 24 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

不难发现，对于所有的 n 和 m

进一步，有没有可能定义出一种运算，来直接反应 x_1, x_2, x_3 是如何做用到这个 coefficient matrix 上的呢？答案是肯定的。由于需要将 x_1, x_2, x_3 的这种有序关系保留下来，会自然的想到将 x_1, x_2, x_3

表示为一个 vector，即 $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$。定义运算 $\begin{bmatrix} 6 & 0 & 0 \\ 0 & 12 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6x_1 + 0x_2 + 0x_3 \\ 0x_1 + 12x_2 + 0x_3 \\ 0x_1 + 0x_2 + 1x_3 \end{bmatrix}$。将这种运算称为 **matrix-vector multiplication**。

Definition 1.15. *matrix-vector multiplication*

定义 $m \times n$ 的 matrix $\mathbf{A}$ 和一个 length 为 n vector $\mathbf{x}$ 的 **matrix-vector multiplication**，$\mathbf{Ax}$，为

$$\mathbf{Ax} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n \\ \vdots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n \end{bmatrix} =: \mathbf{b}$$

不难发现，其中 $\mathbf{b}$ 是一个 length 为 m 的 vector，它的第 i 个元素 b_i 为 A 的第 i 行和 x 的第 j 列的“点乘”（对于这一高中知识将会在后面进行更加全面和数学化的介绍，其名称为 **inner product**。不同于高中 $\mathbf{v} \cdot \mathbf{u}$ 的记法，一般会将这种运算写为 $\langle \mathbf{v}, \mathbf{u} \rangle$。在此后如果继续提及点乘，可能会将两种写法混用）。

更进一步的，是否可以同时计算多个用同一个 coefficient matrix 表示的线性方程组呢？答案是肯定的。只需要将多个 vector 按照一定的顺序排列在一起，形成一个 matrix，然后将这个 matrix 和 coefficient matrix 进行 matrix-vector multiplication 即可。这样，就引入了一个新的概念——**matrix multiplication**。

Definition 1.16. *matrix multiplication*

定义一个 $m \times n$ 的 matrix $\mathbf{A}$ 和一个 $n \times k$ 的 matrix $\mathbf{B}$ 的 **matrix multiplication**，$\mathbf{AB}$，为

$$\mathbf{AB} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1k} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \dots & b_{nk} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} a_{11}b_{11} + a_{12}b_{21} + \cdots + a_{1n}b_{n1} & \dots & a_{11}b_{1k} + a_{12}b_{2k} + \cdots + a_{1n}b_{nk} \\ a_{21}b_{11} + a_{22}b_{21} + \cdots + a_{2n}b_{n1} & \dots & a_{21}b_{1k} + a_{22}b_{2k} + \cdots + a_{2n}b_{nk} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}b_{11} + a_{m2}b_{21} + \cdots + a_{mn}b_{n1} & \dots & a_{m1}b_{1k} + a_{m2}b_{2k} + \cdots + a_{mn}b_{nk} \end{bmatrix} =: \mathbf{C}$$

不难发现，其中 $\mathbf{C}$ 是一个 $m \times k$ 的 matrix，它的第 i 行和第 j 列的 entry 为 A 的第 i 行和 B 的第 j 列的 inner product。

例如：

- $\begin{bmatrix}6 & 0 & 0\\0 & 12 & 0\\0 & 0 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}12\\1\\8\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}6\cdot 12+0\cdot 1+0\cdot 8\\0\cdot 12+12\cdot 1+0\cdot 8\\0\cdot 12+0\cdot 1+1\cdot 8\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}72\\12\\8\end{bmatrix}$
- $\begin{bmatrix}6 & 0 & 0\\0 & 12 & 0\\0 & 0 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}12 & 1 & 6\\1 & 0 & 2\\8 & 7 & 6\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}72 & 6 & 36\\12 & 0 & 24\\8 & 7 & 6\end{bmatrix}$

观察 matrix multiplication 的定义，可以发现，matrix multiplication 的运算顺序是不能交换的。也就是说，$\mathbf{AB} \neq \mathbf{BA}$。这是因为 matrix multiplication 的定义中，matrix $\mathbf{A}$ 的行数和 matrix $\mathbf{B}$ 的列数是有关系的。

并且 matrix multiplication 可以被视作是一种 **composition**。也就是说，$\mathbf{AB}$ 是将 $\mathbf{A}$ 作用在 $\mathbf{B}$（在这里 $\mathbf{B}$ 可以是一个只有一列的 matrix，即 vector）上的结果。在这种基础上，我们不难验证，其实所有的 matrix multiplication 都可以被视作从一个 vector space 到另一个 vector space 的 linear function。即 $\mathbf{A}(*) : \mathbb{R}^{n+k} \to \mathbb{R}^{m+k}$，在这里 $\mathbf{A}$ 是一个 m 行 n 列的矩阵，$*$ 是一个 n 行 k 列的 vector。

Property 1.1.

对于任意一个 $n \times m$ 的 matrix $\mathbf{A}$，其都可以唯一确定的表示一个 linear function $\mathbf{A}(*) : \mathbb{R}^{n+k} \to \mathbb{R}^{m+k}$。其中 k 是方程 $\mathbf{A}(*)$ 作用到的 matrix 的列数。

例如：
我们上面提到的 function $f : \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}^2$ 定义为 $f((x,y)) = (x+y, x-y)$，可以被表示为一个 coefficient matrix $\begin{bmatrix}1 & 1\\1 & -1\end{bmatrix}$。那么我们可以发现，$f((x,y)) = \begin{bmatrix}1 & 1\\1 & -1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x\\y\end{bmatrix}$。这也就是说，$f((x,y))$ 可以被视作是将 $\begin{bmatrix}1 & 1\\1 & -1\end{bmatrix}$ 作用在 $\begin{bmatrix}x\\y\end{bmatrix}$ 上的结果。

1.4 Linear Independence, bases and dimension

在上一章节中，我们已经知道了如何将一个 vector space 表示为一组 vector 的 span。同样的，我们也知道对于同样一个 vector space，可以有多种不同的 span（例如 $\mathbb{R}^2$ 可以被表示为 $\text{span}((1,0),(0,1))$，也可以被表示为 $\text{span}((1,1),(-1,1),(1,0))$）。那么，这些能生成同一个 vector space 的 span vector 之间有什么联系呢？不难看出，对于 $(1,1),(-1,1),(1,0)$ 这一组 vector 中任意一个都可以被其他两个的 linear combination 表示。这样的 vector 组合称为 **linearly dependent**。而对于 $(1,0),(0,1)$ 这一组 vector 中任意一个都不可以被其他一个的 linear combination 表示。这样的 vector 组合称为 **linearly independent**。

Definition 1.17. *linearly dependent*

定义一组 vector $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 **linearly dependent** 当且仅当至少存在一组不全为 0 的 $a_1, a_2, \ldots, a_n \in \mathbb{R}$ 使得 $\sum_{i=1}^n a_i \mathbf{v}_i = 0$。
或者说，$\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 **linearly dependent** 当且仅当至少存在一个 $i \in [1, n]$ 使得 $\mathbf{v}_i \in \text{span}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_{i-1}, \mathbf{v}_{i+1}, \ldots, \mathbf{v}_n)$。

Definition 1.18. *linearly independent*

定义一组 vector $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 **linearly independent** 当且仅当 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 不是 **linearly dependent**。
或者说，$\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 **linearly independent** 当且仅当 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 不是 **linearly dependent**。

在这个基础之上，我们可以定义出一组 **span vector** 是一个 vecror spece $\mathcal{V}$ 的 **basis**。

Definition 1.19. *basis*

定义一组 vector $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 **basis** 当且仅当 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 linearly independent 并且 $\text{span}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n) = \mathcal{V}$。
或者说，$\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 **basis** 当且仅当 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是能够 span $\mathcal{V}$ 的最小的 span set。

而基于 **span** 的定义，不难知道如果 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 $\mathcal{V}$ 的 **basis**，那么对于任意的 $\mathbf{v} \in \mathcal{V}$ 都可以被表示为 $\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{v}_i$。再由于 **bases** 的性质，不难发现 $a_1, a_2, \ldots, a_n$ 是唯一的。

Property 1.2. *Criterion for basis*

$\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 $\mathcal{V}$ 的 **basis** 当且仅当对于任意的 $\mathbf{v} \in \mathcal{V}$ 都会有唯一的 $\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{v}_i$ 表示。

Proof. 1) $\Rightarrow$:
可以被表示：
由于 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 $\mathcal{V}$ 的 **span**，因而对于任意的 $\mathbf{v} \in \mathcal{V}$ 都会有 $\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{v}_i$ 表示。
唯一性：
假设对于某一个 $\mathbf{v} \in \mathcal{V}$ 可以被 $\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{v}_i$ 和 $\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n b_i \mathbf{v}_i$。
那么可以发现 $\mathbf{v} - \mathbf{v} = \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{v}_i - \sum_{i=1}^n b_i \mathbf{v}_i = \sum_{i=1}^n (a_i - b_i) \mathbf{v}_i = 0$。并且至少存在一个 i 使得 $a_i - b_i \neq 0$。
由于 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n$ 是 linear independent，因而 $a_i - b_i = 0$。这与假设矛盾。
2) $\Leftarrow$:
由于任意的 $\mathbf{v} \in \mathcal{V}$，都有可以被表示为 $\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{v}_i$，因而 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 $\mathcal{V}$ 的 **span**。
由于任意的 $\mathbf{v} \in \mathcal{V}$，都有唯一的 $\mathbf{v} = \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{v}_i$。由于 $\mathbf{v}_i = \sum_{j=1}^n a_j \mathbf{v}_j$ 这个方程至少有 $a_i = 1$，其他的 a_j 都为 0 这一个解，因而这一定是唯一一个解。
因而 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 **linear independent**。 $\square$

而且根据 **basis** 的定义，不难发现。

Property 1.3. *Spanning list contains a basis*

对于任意可以生成 $\mathcal{V}$ 的 span set，可以被缩减为一个 $\mathcal{V}$ 的 **basis**。

Proof. 假设 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是一个可以生成 $\mathcal{V}$ 的 span set。那么 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 **span**，加之 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n \in \mathcal{V}$ 是 **linearly dependent**。因而至少存在一个 $\mathbf{v}_i \in \mathcal{V}$ 可以被其他的 $\mathbf{v}_j \in \mathcal{V}$ 表示。那么可以将 $\mathbf{v}_i$ 从 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n$ 中去除，得到 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_{i-1}, \mathbf{v}_{i+1}, \ldots, \mathbf{v}_n$。这样的操作可以一直进行下去，直到 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n$ 是 **linearly independent**。那么 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \ldots, \mathbf{v}_n$ 就是 $\mathcal{V}$ 的 **basis**。 □