

线性代数 (I)

Lecturer: 杨启哲

Last modified: 2025 年 2 月 11 日

线性代数研究的核心对象是

- **线性空间** (又称**向量空间**)
- 和线性空间之间的**线性映射** (又称**线性变换**)。

线性空间可以视为我们熟悉的一维实数轴 \mathbb{R} 、二维平面 \mathbb{R}^2 和三维空间 \mathbb{R}^3 的推广, 而线性映射则是线性函数的推广。

1 线性函数

例 1.1

考察函数

$$y := {}^13x.$$

等价地, 我们可以定义 $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 满足 $f(x) = 3x$ 。这就是一个最简单的**线性函数**。

- 在几何意义下, f 刻画了在二维平面 \mathbb{R}^2 上的一条直线。
- 从代数角度看, 对于所有的 $x_1, x_2, c, x \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned} f(x_1 + x_2) &= f(x_1) + f(x_2) \\ f(cx) &= cf(x). \end{aligned} \tag{1}$$

这就是代数意义下的**线性性**。

这里符号 $:=$ 表达了赋值, 即对每一 $x \in \mathbb{R}$ 我们取相应的 y 为 $3x$ 。

例 1.2 牛顿第二定律

一个大小为 F 的力作用在质量为 m 的物体上会产生加速度 a , 即

$$F = ma, \text{ 这也可以等价地表示为 } a = \frac{F}{m}.$$

如果我们固定了物体的质量, 那么加速度 a 和力 F 之间就构成了一个线性函数。

在二维平面 \mathbb{R}^2 上, 力 F 是一个**二维向量** (F_x, F_y) 。其中 F_x 和 F_y 分别是 F 在 x 轴方向与 y 轴方向上的大小。类似的, 加速度 a 是一个由在 x 轴上加速度 a_x 和 y 轴上加速度 a_y 构成的二维向

量 (a_x, a_y) 。牛顿第二定律在二维平面上可以表述成

$$\mathbf{a} = (a_x, a_y) = \left(\frac{F_x}{m}, \frac{F_y}{m} \right).$$

这仍然是一个线性函数，满足前述的两条代数性质 (??):

$$\begin{aligned} \left(\frac{F_x + F'_x}{m}, \frac{F_y + F'_y}{m} \right) &= \left(\frac{F_x}{m}, \frac{F_y}{m} \right) + \left(\frac{F'_x}{m}, \frac{F'_y}{m} \right), \\ \left(\frac{c \cdot F_x}{m}, \frac{c \cdot F_y}{m} \right) &= c \cdot \left(\frac{F_x}{m}, \frac{F_y}{m} \right). \end{aligned}$$

在三维空间里，力 F 和加速度 \mathbf{a} 由 x 、 y 和 z 轴上的分量构成的三维向量表示：

$$\mathbf{F} = (F_x, F_y, F_z) \quad \text{且} \quad \mathbf{a} = (a_x, a_y, a_z).$$

那么

$$\begin{aligned} a_x &= \frac{1}{m} \cdot F_x + 0 \cdot F_y + 0 \cdot F_z \\ a_y &= 0 \cdot F_x + \frac{1}{m} \cdot F_y + 0 \cdot F_z \\ a_z &= 0 \cdot F_x + 0 \cdot F_y + \frac{1}{m} \cdot F_z. \end{aligned}$$

我们以后会看到，这个线性函数能由如下**矩阵**来描述

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

- **代数**：研究某些对象的抽象计算规则，建立它们之间的相等关系。例如，

$$(x - 3)(x + 5) = x^2 + 2x - 15.$$

线性代数研究的对象不仅包括标量，还有向量、线性空间、矩阵和线性映射。

- **分析**：对某些对象进行估值和近似逼近，研究它们的定性性质而不是定量性质。
- **组合**：对某些对象进行计数，研究它们的数量并进行比较。

2 向量

向量是某个给定**线性空间**的元素；而一个线性空间是由一组可以相加且可以与标量相乘的对象（即向量）构成的集合。我们先从最熟悉的线性空间 -- **二维平面** \mathbb{R}^2 开始，然后将其推广到三维空间 \mathbb{R}^3 ，进而任意 n 维的 \mathbb{R}^n 。而一般线性空间的定义会在后续章节给出。

向量的表示。 \mathbb{R}^2 中的每个向量都由其 x 坐标和 y 坐标唯一确定，它们给出了二维平面 \mathbb{R}^2 上的一个点 (x, y) ，而几何上我们视其为由原点 $(0, 0)$ 至 (x, y) 的一个箭头。

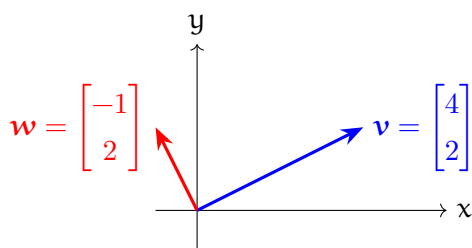


图 1 向量 \mathbf{v} 和 \mathbf{w} 。这里 $\begin{bmatrix} 4 \\ 2 \end{bmatrix}$ 是 $(4, 2)$ **矩阵形式** 的表示。采用这种表示的原因在后续讨论中会慢慢显现。

图??中的两个向量的三种不同表示由如下表格给出。

向量	数字表示	点表示	箭头表示
\mathbf{v}	4, 2	$(4, 2)$	$(0, 0) \rightarrow (4, 2)$
\mathbf{w}	-1, 2	$(-1, 2)$	$(0, 0) \rightarrow (-1, 2)$

向量加法。 两个 \mathbb{R}^2 向量的加法就是分别将它们 x 坐标和 y 坐标相加：

$$\begin{array}{ccc} \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} & + & \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_1 + w_1 \\ v_2 + w_2 \end{bmatrix} \\ \mathbf{v} & \mathbf{w} & \mathbf{v} + \mathbf{w} \end{array}$$

几何上我们可以视其为将第二个向量 \mathbf{w} （的箭头表示）的起点平移到第一个向量 \mathbf{v} （的箭头表示）的终点得到的向量。图 ??给出了图 ??中的两个向量相加的表示。

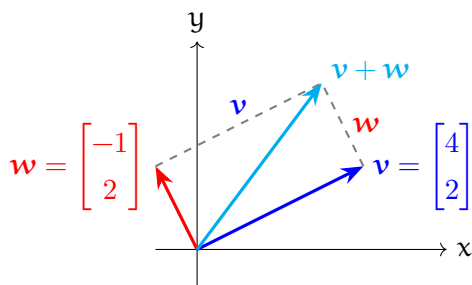


图 2 $\mathbf{v} + \mathbf{w} = \begin{bmatrix} 4 \\ 2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 \\ 4 \end{bmatrix}$

标量乘法. 我们可以对一个向量的长度进行缩放, 这就是对向量进行**标量乘法**运算的几何意义。**标量**是能由数字表示的量。目前我们关心的大多数场合下, 标量就是一个实数 $c \in \mathbb{R}$ 。给定 \mathbb{R}^2 向量 $\mathbf{v} = (v_1, v_2)$ 我们定义

$$\begin{array}{ccc} c & \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} & = \begin{bmatrix} cv_1 \\ cv_2 \end{bmatrix} \\ \text{标量} & \mathbf{v} & \mathbf{cv} \end{array}$$

图??中我们将向量 \mathbf{v} 的长度放大了 3 倍, 得到了向量 $3\mathbf{v}$ 。注意到 \mathbf{v} 和 $3\mathbf{v}$ 的方向完全一致。

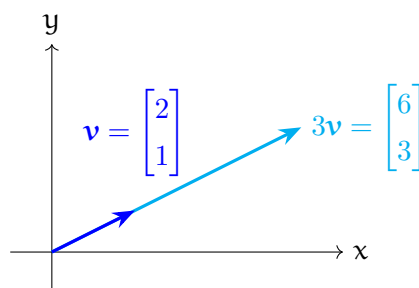


图 3 标量乘法

线性组合. 现在我们可以将向量加法和标量乘法统一到**线性组合**这一概念之下。在图??中我们将两个具体向量做了线性组合。更一般的,

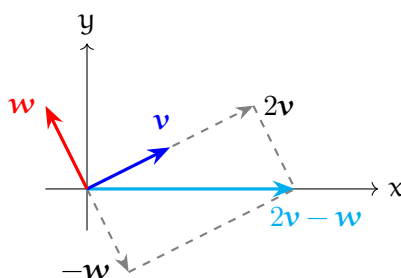


图 4 $2\mathbf{v} - \mathbf{w} = 2 \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} + (-1) \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 \\ 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 \\ 0 \end{bmatrix}$

$$\begin{array}{ccc} c \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \end{bmatrix} & + & d \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} cv_1 + dw_1 \\ cv_2 + dw_2 \end{bmatrix} \\ \mathbf{cv} & & \mathbf{dw} \quad \mathbf{cv + dw}. \end{array}$$

2.1 高维空间 \mathbb{R}^n 中的向量

我们可以将二维的 \mathbb{R}^2 向量推广到三维 \mathbb{R}^3 中的向量 $\mathbf{v} = (v_1, v_2, v_3)$, 即每个向量由 x 、 y 和 z 轴坐标确定, 如图??。

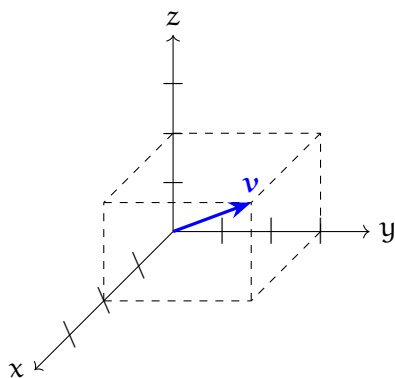


图 5 $\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ 2 \end{bmatrix}$

\mathbb{R}^3 中的线性组合. 考察如下的三个 \mathbb{R}^3 向量

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 3 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \text{和} \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ -1 \end{bmatrix}.$$

我们可以对它们做如下的线性组合:

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= 1\mathbf{u} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 3 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{u} + 4\mathbf{v} &= \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 3 \end{bmatrix} + 4 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 \\ 8 \\ 7 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{u} + 4\mathbf{v} - 2\mathbf{w} &= \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 3 \end{bmatrix} + 4 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} - 2 \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 9 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

很自然地, 对任意 $n \geq 1$, 我们可以考察形为

$$\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n) = \begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix}$$

的向量, 即 \mathbb{R}^n 向量。它们的加法、标量乘法以及线性组合都能很容易地定义。

2.2 关于线性组合的重要问题

对给定的一组向量 $\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w}, \dots$, 我们经常需要回答以下的一些问题。

1. 所有的线性组合 $c\mathbf{u}$, 即集合 $\{c\mathbf{u} \mid c \in \mathbb{R}\}$, 构成了什么 (几何) 对象?
2. 所有的 $c\mathbf{u} + d\mathbf{v}$ 构成了什么对象?
3. 所有的 $c\mathbf{u} + d\mathbf{v} + e\mathbf{w}$ 构成了什么对象?

我们甚至可以研究由 1000 个向量的所有线性组合构成的几何对象。

考察如下的三个向量:

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 3 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \text{和} \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ -1 \end{bmatrix}.$$

那么我们可以验证:

1. 所有的线性组合 $c\mathbf{u}$ 构成了一条经过原点 $(0, 0, 0)$ 的**直线**。
2. 所有的线性组合 $c\mathbf{u} + d\mathbf{v}$ 是经过原点 $(0, 0, 0)$ 的一个**平面**。
3. 所有的线性组合 $c\mathbf{u} + d\mathbf{v} + e\mathbf{w}$ **填满了**整个三维空间 \mathbb{R}^3 。换言之, 对所有的 $a, b, c \in \mathbb{R}$ 方程组

$$x + y + 2z = a$$

$$2y + 3z = b$$

$$3x + y - z = c$$

有解。

2.3 向量的长度和点积

在研究 \mathbb{R}^2 向量的时候, 我们经常关心的它们的一些几何性质。

1. 向量 $\mathbf{v} = (v_1, v_2)$ 的**长度**是

$$\|\mathbf{v}\| = \sqrt{v_1^2 + v_2^2}. \quad (2)$$

2. 两个向量 $\mathbf{v} = (v_1, v_2)$ 和 $\mathbf{w} = (w_1, w_2)$ 的**夹角**满足

$$\cos \theta = \frac{v_1 w_1 + v_2 w_2}{\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|}.$$

它们都能归约到如下的点积概念。

定义 2.1

任意两个 \mathbb{R}^2 向量 $\mathbf{v} = (v_1, v_2)$ 和 $\mathbf{w} = (w_1, w_2)$ 的**点积** (又称**内积**) 是

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = v_1 w_1 + v_2 w_2.$$

更一般的，对两个 \mathbb{R}^n 中的向量 $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)$ 和 $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_n)$ ，它们的内积是

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = v_1 w_1 + v_2 w_2 + \dots + v_n w_n = \sum_{i \in [n]} v_i w_i. \quad (3)$$

内积的一些性质.

1. \mathbb{R}^2 向量 \mathbf{v} 和 \mathbf{w} 互相垂直 (参见定理??) 当且仅当

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = 0.$$

2. 点积满足交换律，即对任意 $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n$ 我们都有

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = \mathbf{w} \cdot \mathbf{v}.$$

这个性质可以根据内积的定义??非常容易地验证。

根据(??)和(??)，我们定义任意 \mathbb{R}^n 向量的长度概念。

定义 2.2

令 $n \geq 1$ 。任意 $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n) \in \mathbb{R}^n$ 的长度是

$$\|\mathbf{v}\| := \sqrt{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}} = \sqrt{v_1^2 + \dots + v_n^2}.$$

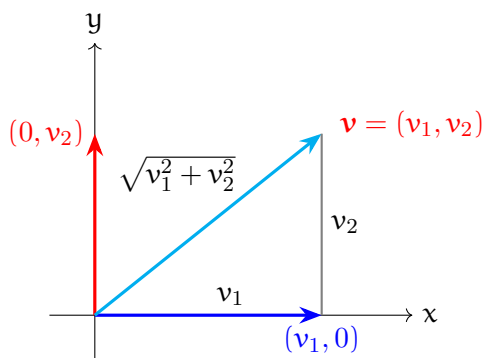


图 6 直角三角形

注 2.3

如图??所示，著名的勾股定理（又称毕达哥拉斯定理）是定义??的直接推论。

引理 2.4

对任意向量 $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$ ，它的长度为 0，即 $\|\mathbf{v}\| = 0$ ，当且仅当

$$\mathbf{v} = (0, \dots, 0),$$

即 \mathbf{v} 是零向量, 简记为 $\mathbf{v} = \mathbf{0}$ 。

证明: 令 $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)$ 。那么

$$|\mathbf{v}| = 0 \iff \sqrt{v_1^2 + \dots + v_n^2} = 0 \iff v_1 = \dots = v_n = 0 \iff \mathbf{v} = \mathbf{0}.$$

□

定义 2.5

对向量 $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$, 如果 $\|\mathbf{v}\| = 1$, 即 \mathbf{v} 的长度为 1, 那么我们就称 \mathbf{v} 为一单位向量。

例 2.6

一些典型的单位向量:

$$\mathbf{i} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{j} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \text{和} \quad \mathbf{u} = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix}.$$

考察 \mathbb{R}^3 向量 $\mathbf{u} = (2, 2, 1)$, 它的长度是

$$\|\mathbf{u}\| = \sqrt{2^2 + 2^2 + 1} = 3.$$

我们可以将其“缩短”为单位向量

$$\left(\frac{2}{3}, \frac{2}{3}, \frac{1}{3}\right).$$

引理 2.7 (标准化)

假设 \mathbf{v} 是一 \mathbb{R}^n 非零向量, 那么

$$\frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|} = \frac{1}{\|\mathbf{v}\|} \mathbf{v} = \left(\frac{v_1}{\|\mathbf{v}\|}, \frac{v_2}{\|\mathbf{v}\|}, \dots, \frac{v_n}{\|\mathbf{v}\|} \right)$$

是一个和 \mathbf{v} 方向一致的单位向量。这个过程称为对 \mathbf{v} 进行标准化。

定理 2.8

令 $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^2$ 。如果 \mathbf{v} 垂直于 \mathbf{w} , 那么 $\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = 0$ 。

在证明定理??之前, 我们先讨论 \mathbb{R}^2 向量间的夹角问题。

定理 2.9

假设单位向量 $\mathbf{u}, \mathbf{u} \in \mathbb{R}^2$ 夹角为 θ , 那么

$$\cos \theta = \mathbf{u} \cdot \mathbf{u}.$$

证明: 图??给出了基于几何的证明。

□

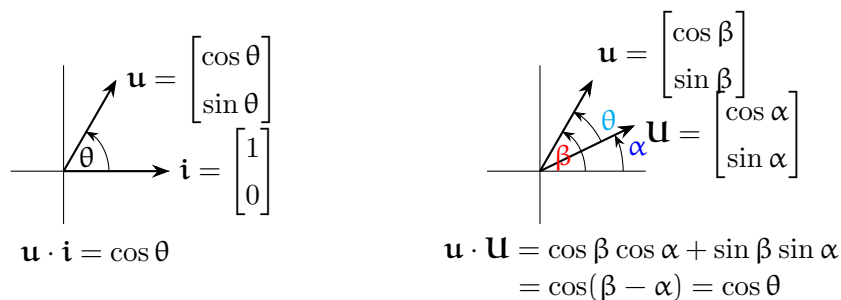


图 7 单位向量间的夹角

定理 2.10

假设两个非零向量 $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^2$ 的夹角为 θ , 那么

$$\cos \theta = \frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}}{\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|}.$$

证明: 由引理??和定理??. □

现在定理??就是定理??的直接推论。由于 $|\cos \theta|$ 始终 ≤ 1 , 对任意 $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^2$ 我们马上就得到如下的 Cauchy-Schwarz-Buniakowsky 不等式。我们以后会看到该不等式的一个不基于 \cos 且对所有 \mathbb{R}^n 向量都成立的证明。

定理 2.11 Cauchy-Schwarz-Buniakowsky

对任意 $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n$

$$|\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}| \leq \|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|.$$

著名的三角不等式是定理??的直接推论。

定理 2.12 三角不等式

对任意 $\mathbf{v}, \mathbf{w} \in \mathbb{R}^n$

$$\|\mathbf{v} + \mathbf{w}\| \leq \|\mathbf{v}\| + \|\mathbf{w}\|.$$

证明: 假设 $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)$ 和 $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_n)$ 。

$$\begin{aligned} \|\mathbf{v} + \mathbf{w}\|^2 &= \|(v_1 + w_1, \dots, v_n + w_n)\|^2 \\ &= \sum_{i \in [n]} (v_i + w_i)^2 \\ &= \sum_{i \in [n]} v_i^2 + \sum_{i \in [n]} w_i^2 + 2 \sum_{i \in [n]} v_i w_i \\ &= \|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2 + 2\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} \\ &\leq \|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2 + 2|\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}| \\ &\leq \|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2 + 2\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\| \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & (\text{Cauchy-Schwarz-Buniakowsky 不等式}) \\ & = (\|\mathbf{v}\| + \|\mathbf{w}\|)^2. \end{aligned}$$

□

3 矩阵与线性方程组

给定三个 \mathbb{R}^3 向量

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

对任意标量 $x_1, x_2, x_3 \in \mathbb{R}$, 我们可以构造线性组合 $x_1\mathbf{u} + x_2\mathbf{v} + x_3\mathbf{w}$, 即

$$x_1 \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix} + x_2 \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} + x_3 \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 - x_1 \\ x_3 - x_2 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

在引入**矩阵**和**矩阵乘法**的精确定义后, 我们可以将其写成如下的形式:

$$A\mathbf{x} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix}}_A \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 - x_1 \\ x_3 - x_2 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

需要指出的是, 这不仅仅是一个形式的变换: (??)是对三个向量进行线性组合, x_1, x_2, x_3 是相应的系数(标量); 而(??)是将矩阵 A 直接“作用”在向量 (x_1, x_2, x_3) 上得到的结果。

事实上, 我们还有一个通过内积理解(??)的方式:

$$A\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (1, 0, 0) \cdot (x_1, x_2, x_3) \\ (-1, 1, 0) \cdot (x_1, x_2, x_3) \\ (0, -1, 1) \cdot (x_1, x_2, x_3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 - x_1 \\ x_3 - x_2 \end{bmatrix}.$$

3.1 线性方程组

在(??)中, 取定 $\mathbf{x} = (1, 2, 3)$, 那么

$$A\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 - x_1 \\ x_3 - x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = \mathbf{b}. \quad (6)$$

这个过程就是给定 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3)$ 计算向量 $\mathbf{b} = A\mathbf{x}$ 。而作为相反过程, 我们也可以给定 \mathbf{b} 求解 \mathbf{x} 。这是线性代数要解决的核心问题之一: 求解线性方程组

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b}.$$

很容易看出上面线性方程组的一般²解为

$$\begin{aligned}x_1 &= b_1 \\x_2 &= b_1 + b_2 \\x_3 &= b_1 + b_2 + b_3.\end{aligned}$$

它的矩阵乘法形式为

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}}_{A^{-1}} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = A^{-1}\mathbf{b}.$$

上面已经提到这是计算 $\mathbf{b} = A\mathbf{x}$ 的逆过程，因此我们使用了类似反函数的符号 A^{-1} 。如果带入(??)中得到的向量 $\mathbf{b} = (1, 1, 1)$ ，我们就得到

$$A^{-1}\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_1 + b_2 \\ b_1 + b_2 + b_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \mathbf{x}.$$

这恰好是(??)中的向量 \mathbf{x} 。因此我们以后会看到上述两个矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{和} \quad A^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

互为**逆矩阵**；而基于它们的乘法运算互为逆过程，如

$$A\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{和} \quad A^{-1}\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}.$$

我们也会看到并不是所有的矩阵都有逆矩阵。考察向量

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{w}^* = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

它们线性组合的一般形式是 $x_1\mathbf{u} + x_2\mathbf{v} + x_3\mathbf{w}^*$ ，即

$$x_1 \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix} + x_2 \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} + x_3 \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 - x_3 \\ x_2 - x_1 \\ x_3 - x_2 \end{bmatrix}.$$

写成矩阵形式我们得到

$$C\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 - x_3 \\ x_2 - x_1 \\ x_3 - x_2 \end{bmatrix}.$$

²指对所有 \mathbf{b} 都成立。

对于 $\mathbf{b} = (1, 3, 5)$, 线性方程组

$$\mathbf{C}\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 - x_3 \\ x_2 - x_1 \\ x_3 - x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ 5 \end{bmatrix} = \mathbf{b}$$

就没有解 (为什么?)。几何上这说明所有的线性组合

$$x_1\mathbf{u} + x_2\mathbf{v} + x_3\mathbf{w} = x_1 \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix} + x_2 \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} + x_3 \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

不能填满整个三维空间 \mathbb{R}^3 。