

§1. 向量及其运算

1.1 引言

线性代数的中心问题是求解线性方程组.

例：给定一个线性方程组
$$\begin{cases} x_1 + 2x_2 = 4 \\ 2x_1 - 3x_2 = -2. \end{cases}$$

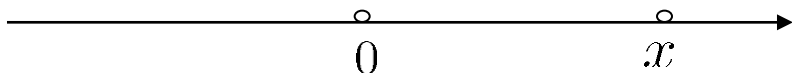
它能表示为 $x_1 \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} + x_2 \begin{pmatrix} 2 \\ -3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \\ -2 \end{pmatrix}.$

此方程组可解 $\iff \begin{pmatrix} 4 \\ -2 \end{pmatrix}$ 可表示为 $\begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$ 和 $\begin{pmatrix} 2 \\ -3 \end{pmatrix}$ 的线性组合.

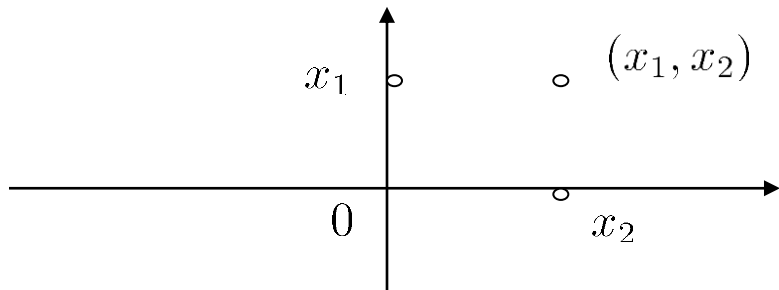
线性代数是建立在向量的加法和数乘这两种所谓“线性运算”上的.

1.2 n 维空间中的点

在直线上取定坐标系后，每个实数一一对应表示直线上的点.

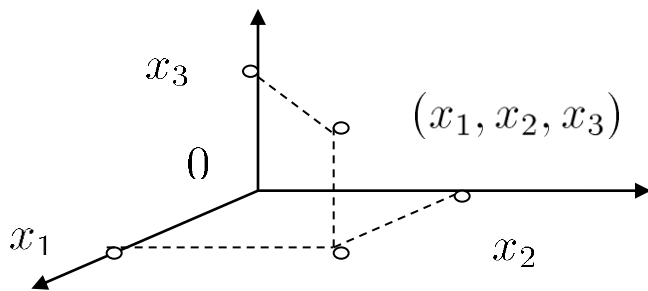


一个二元有序数组 (x_1, x_2) 一一对应地表示平面上的点.



1.2 n 维空间中的点

一个三元有序数组 (x_1, x_2, x_3) 一一对应地表示 3 维空间中的点.



同理，定义 n 维空间的点为一个 n 元有序数组 $\mathbf{x} = (x_1, \cdots, x_n)$,

称 x_i 为点 \mathbf{x} 的第 i 个坐标.

1.2 n 维空间中的点

称两个点 $\mathbf{x} = (x_1, \cdots, x_n)$ 与 $\mathbf{y} = (y_1, \cdots, y_n)$ 相等, 若

$$x_i = y_i, \quad \forall 1 \leq i \leq n.$$

可以定义两个点 $\mathbf{x} = (x_1, \cdots, x_n)$ 与 $\mathbf{y} = (y_1, \cdots, y_n)$ 的和

$$\mathbf{x} + \mathbf{y} := (x_1 + y_1, \cdots, x_n + y_n).$$

若 c 为一个数, 可以定义数乘运算: $c\mathbf{x} := (cx_1, cx_2, \cdots, cx_n)$.

1.2 n 维空间中的点

一些例子:

- $\mathbf{x} = (1, 2), \quad \mathbf{y} = (-4, 5), \quad \text{则} \quad \mathbf{x} + \mathbf{y} = (-3, 7).$
- $\mathbf{x} = (-1, \pi, 3), \quad \mathbf{y} = (\sqrt{3}, 5, -2), \quad \text{则} \quad \mathbf{x} + \mathbf{y} = (-1 + \sqrt{3}, \pi + 5, 1).$
- $\mathbf{x} = (2, -1, 4), \quad c = 7, \quad \text{则} \quad c\mathbf{x} = (14, -7, 28).$

1.2 n 维空间中的点

容易看到这样定义加法和数乘运算对任意 n 维空间中点 $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}$ 满足以下 8 条性质:

1. $(\mathbf{x} + \mathbf{y}) + \mathbf{z} = \mathbf{x} + (\mathbf{y} + \mathbf{z})$;
2. $\mathbf{x} + \mathbf{y} = \mathbf{y} + \mathbf{x}$;
3. 若令 $\mathbf{0} = (0, \dots, 0)$ 为一点, 则 $\mathbf{0} + \mathbf{x} = \mathbf{x} + \mathbf{0} = \mathbf{x}$;
4. 若以 $-\mathbf{x}$ 表示 $(-1)\mathbf{x}$, 则 $\mathbf{x} + (-\mathbf{x}) = \mathbf{0}$;
5. $1 \cdot \mathbf{x} = \mathbf{x}$;
6. $(c_1 \cdot c_2)\mathbf{x} = c_1(c_2\mathbf{x})$;
7. $(c_1 + c_2)\mathbf{x} = c_1\mathbf{x} + c_2\mathbf{x}$;
8. $c(\mathbf{x} + \mathbf{y}) = c\mathbf{x} + c\mathbf{y}$.

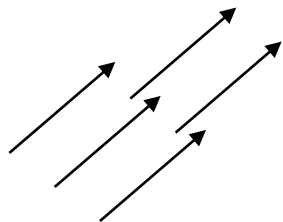
1.3 向 量

向量指空间中具有一定长度及方向的直线段.
通常记起点为 A , 终点为 B 的向量为 \overrightarrow{AB} .



力、位移、速度、加速度等都是物理学中常出现的向量.

两个向量相等 \iff 二者长度相等, 方向相同 .

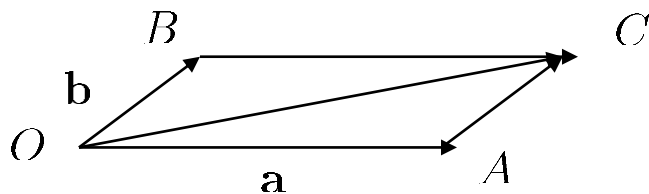


相等的向量

1.3 向 量

向量的加法(addition):

两个向量 $\mathbf{a} = \overrightarrow{OA}$ 和 $\mathbf{b} = \overrightarrow{OB}$ 的和 $\mathbf{a} + \mathbf{b}$ 为以向量 \mathbf{a}, \mathbf{b} 为邻边的平行四边形的对角线 \overrightarrow{OC} 代表的向量 (平行四边形法则).

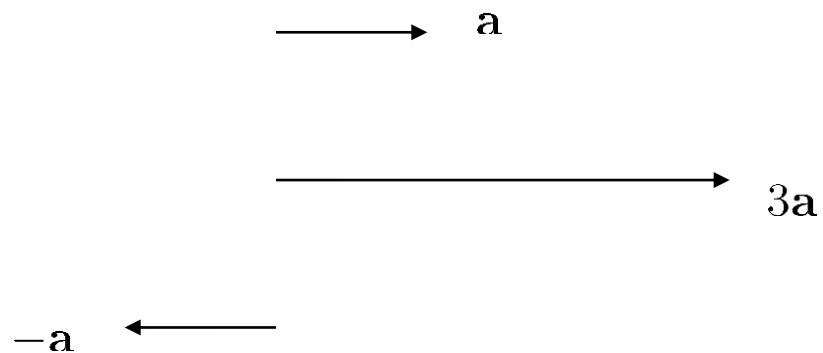


向量的加法又满足三角形法则.

$$\overrightarrow{OA} + \overrightarrow{AC} = \overrightarrow{OC}.$$

1.3 向 量

向量的数乘(scalar multiplication):



1.3 向 量

- ① 向量的加法满足结合律，即对任意向量 $\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c}$

$$\mathbf{a} + (\mathbf{b} + \mathbf{c}) = (\mathbf{a} + \mathbf{b}) + \mathbf{c}.$$

- ② 向量的加法满足交换律，即对任意向量 \mathbf{a}, \mathbf{b} ,

$$\mathbf{a} + \mathbf{b} = \mathbf{b} + \mathbf{a}.$$

- ③ 当 $A = B$ 时，称向量 \overrightarrow{AB} 为零向量，记为 $\mathbf{0}$. 则

$\overrightarrow{AA} + \overrightarrow{AB} = \overrightarrow{AB}$ 可表示为 $\mathbf{0} + \mathbf{a} = \mathbf{a}$ 对任意向量 \mathbf{a} 成立.

- ④ 对向量 $\mathbf{a} = \overrightarrow{AB}$, 记向量 \overrightarrow{BA} 为 $-\mathbf{a}$, 则 $\overrightarrow{AB} + \overrightarrow{BA} = \overrightarrow{AA}$ 即
为 $\mathbf{a} + (-\mathbf{a}) = \mathbf{0}, \forall \mathbf{a}.$

1.3 向 量

$$\textcircled{5} \quad 1 \cdot \mathbf{a} = \mathbf{a}.$$

$$\textcircled{6} \quad (c_1 \cdot c_2)\mathbf{a} = c_1(c_2\mathbf{a}).$$

$$\textcircled{7} \quad (c_1 + c_2)\mathbf{a} = c_1\mathbf{a} + c_2\mathbf{a}.$$

$$\textcircled{8} \quad c(\mathbf{a} + \mathbf{b}) = c\mathbf{a} + c\mathbf{b}.$$

1.3 向 量

若固定向量的起点，如记之为原点，则向量由其终点唯一确定. 于是我们可以等同：

1. n 维空间中的点；
2. n 元有序数组；
3. n 维空间中由原点出发的向量.

我们将不加区分地使用向量的这三个身份.

记 $\mathbf{a} = \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}$ 为列向量, 其中 a_i 为向量 \mathbf{a} 的第 i 个分量.

1.3 向 量

向量的加法:

$$\mathbf{a} + \mathbf{b} := \begin{pmatrix} a_1 + b_1 \\ \vdots \\ a_n + b_n \end{pmatrix} .$$

数乘:

$$c\mathbf{a} := \begin{pmatrix} ca_1 \\ \vdots \\ ca_n \end{pmatrix} .$$

1.4 向量空间的定义

在由称为“向量”的元素构成的非空集合 V 中，若定义了加法和数乘运算，且对任意向量 $\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c}$ 及数 $k, l \in \mathbb{F}$ 满足以下 8 条性质：

1. $\mathbf{a} + (\mathbf{b} + \mathbf{c}) = (\mathbf{a} + \mathbf{b}) + \mathbf{c}.$
2. $\mathbf{a} + \mathbf{b} = \mathbf{b} + \mathbf{a}.$
3. 存在零向量 $\mathbf{0}$, $\mathbf{a} + \mathbf{0} = \mathbf{a}.$
4. 对任意向量 \mathbf{a} , 存在唯一相反向量 $-\mathbf{a}$, 使得 $\mathbf{a} + (-\mathbf{a}) = \mathbf{0}.$
5. $1 \cdot \mathbf{a} = \mathbf{a}.$
6. $(kl)\mathbf{a} = k(l\mathbf{a}).$
7. $k(\mathbf{a} + \mathbf{b}) = k\mathbf{a} + k\mathbf{b}.$
8. $(k + l)\mathbf{a} = k\mathbf{a} + l\mathbf{a}.$

则称 V 为定义在数域 \mathbb{F} 上的向量空间(vector space).

1.5 向量的线性组合

定义：设 $\mathbf{v}_1, \cdots, \mathbf{v}_m$ 为 m 个 n 维向量， $c_1, \cdots, c_m \in \mathbb{R}$ ，则称 $c_1\mathbf{v}_1 + \cdots + c_m\mathbf{v}_m$ 为向量 $\mathbf{v}_1, \cdots, \mathbf{v}_m$ 的一个线性组合.

例：给定 $\mathbf{i} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \mathbf{j} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \mathbf{k} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$,

则 $\mathbf{u} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} = \mathbf{i} - \mathbf{j} + \mathbf{k}$ 是向量 $\mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{k}$ 的一个线性组合.

1.5 向量的线性组合

问题：给定一组向量 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_m$ ，则 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_m$ 的全部线性组合是怎样的集合？

例：向量 $\mathbf{u} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ 的全部线性组合 $\{c\mathbf{u} | c \in \mathbb{R}\}$ 为以 \mathbf{u} 为方向的一条直线.

1.5 向量的线性组合

例：向量 $\mathbf{u} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ 和 $\mathbf{v} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ 的全部线性组合

为 $c\mathbf{u} + d\mathbf{v} = \begin{pmatrix} c \\ c+d \\ d \end{pmatrix}$ ，其中 c, d 为任意实数.

这是平面 $x - y + z = 0$.

1.5 向量的线性组合

例：向量 $\mathbf{u} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ 和 $\mathbf{v} = \begin{pmatrix} \sqrt{2} \\ \sqrt{2} \\ 0 \end{pmatrix}$ 的全部线性组合

为 $c\mathbf{u} + d\mathbf{v} = \begin{pmatrix} c + \sqrt{2}d \\ c + \sqrt{2}d \\ 0 \end{pmatrix}$ ，其中 c, d 为任意实数.

这是直线 $\begin{cases} x = y \\ z = 0. \end{cases}$

1.5 向量的线性组合

例：向量 $\mathbf{u} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$, $\mathbf{v} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$, $\mathbf{w} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$

的全部线性组合 $\{c\mathbf{u} + d\mathbf{v} + e\mathbf{w} | c, d, e \in \mathbb{R}\}$ 为整个 3 维空间.

这是因为，任意 3 维向量 $\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$ 都可以表示为 $\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w}$ 的下列线性组合：

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \frac{x + y - z}{2} \mathbf{u} + \frac{y + z - x}{2} \mathbf{v} + \frac{z + x - y}{2} \mathbf{w}.$$

1.5 向量的线性组合

例：向量 $\mathbf{u} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$, $\mathbf{v} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$, $\mathbf{w} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$

的全部线性组合 $\{c\mathbf{u} + d\mathbf{v} + e\mathbf{w} = (c + e)\mathbf{u} + (d + e)\mathbf{v} | c, d, e \in \mathbb{R}\}$

为向量 \mathbf{u}, \mathbf{v} 张成的平面 $x - y + z = 0$. 这是因为 $\mathbf{w} = \mathbf{u} + \mathbf{v}$ 在 \mathbf{u}, \mathbf{v} 所张成的这张平面上.

1.5 向量的线性组合

总结：在3维空间中，一般而言，向量 \mathbf{u} ， \mathbf{u} 和 \mathbf{v} ，或 \mathbf{u} ， \mathbf{v} 和 \mathbf{w} 的所有线性组合分别是一条直线，一张平面或整个3维空间.

1.6 向量的点积，长度

定义：设 $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)$, $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_n)$ 是两个 n 维向量，定义点积(dot product) $\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}$ 为

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = v_1 w_1 + \dots + v_n w_n.$$

点积又称为内积(inner product)或数量积(scalar product).

注意：两个向量的点积是一个数.

例： (1) $\mathbf{v} = (1, 2)$, $\mathbf{w} = (2, -1)$, 则 $\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = 2 - 2 = 0$.

例： (2) $\mathbf{v} = (1, 3, -2)$, $\mathbf{w} = (-1, 4, -3)$, 则

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = -1 + 12 + 6 = 17.$$

1.6 向量的点积，长度

例：（经济学中的点积）

已知三种商品的价格分别是 p_1, p_2, p_3 ，其交易数量分别为 q_1, q_2, q_3 ，其中 $q_i > 0$ 表示卖出， $q_i < 0$ 表示买入。

则总收入 $= p_1 q_1 + p_2 q_2 + p_3 q_3$ 。

若记价格向量为 $\mathbf{p} = (p_1, p_2, p_3)$ ，交易数量向量为 $\mathbf{q} = (q_1, q_2, q_3)$ ，

则总收入 $= \mathbf{p} \cdot \mathbf{q}$ 。

若 $\mathbf{p} \cdot \mathbf{q} = 0$ ，则说明收支平衡。

若讨论多件商品，则需引入高维向量空间及高维向量的点积。

1.6 向量的点积，长度

定义：向量 \mathbf{v} 的长度（length）或模（norm）定义为

$$\|\mathbf{v}\| = \sqrt{\mathbf{v} \cdot \mathbf{v}}.$$

若 $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)$ ，则 $\|\mathbf{v}\| = \sqrt{v_1^2 + \dots + v_n^2}$.

特别， $\mathbf{v} = (v_1, v_2)$ ， $\|\mathbf{v}\| = \sqrt{v_1^2 + v_2^2}$;

$$\mathbf{v} = (v_1, v_2, v_3), \quad \|\mathbf{v}\| = \sqrt{v_1^2 + v_2^2 + v_3^2}.$$

例： $\mathbf{v} = (1, 2, 3)$ ，则 $\|\mathbf{v}\| = \sqrt{1 + 4 + 9} = \sqrt{14}$.

1.6 向量的点积，长度

定义：若 $\|\mathbf{v}\| = 1$ ，则 \mathbf{v} 称为单位向量（unit vector）。

例： $\mathbf{v} = (\cos \theta, \sin \theta)$ ，则 $\|\mathbf{v}\| = 1$ 。

单位化：任给一非零向量 \mathbf{v} ，则 $\frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|}$ 是沿 \mathbf{v} 方向的单位向量。

例： $\mathbf{v} = (1, 2, 3)$ ，则沿 \mathbf{v} 方向的单位向量为 $\frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|} = \frac{1}{\sqrt{14}}(1, 2, 3)$ 。

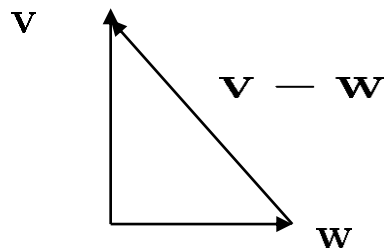
向量点积的性质：

1. $\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = \mathbf{w} \cdot \mathbf{v}$. (对称性)
2. $\mathbf{u} \cdot (c\mathbf{v} + d\mathbf{w}) = c\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + d\mathbf{u} \cdot \mathbf{w}$. (线性性)
3. $\mathbf{v} \cdot \mathbf{v} = \|\mathbf{v}\|^2 \geq 0$, 且等号成立当且仅当 $\mathbf{v} = \mathbf{0}$. (正定性)

1.7 向量的夹角

定义：若 $\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = 0$ ，则称向量 \mathbf{v} 和 \mathbf{w} 垂直(perpendicular)(或称正交(orthogonal)). 记作 $\mathbf{v} \perp \mathbf{w}$ 或 $\mathbf{w} \perp \mathbf{v}$.

规定：零向量和任意向量垂直.



这样定义的垂直的概念与几何直观是一致的，即

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

事实上，设 $\mathbf{v} \perp \mathbf{w}$ ，则 $\mathbf{v}, \mathbf{w}, \mathbf{v} - \mathbf{w}$ 构成直角三角形的三边.

于是由勾股定理知 $\|\mathbf{v} - \mathbf{w}\|^2 = \|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2$. 左边展开

得 $\|\mathbf{v} - \mathbf{w}\|^2 = (\mathbf{v} - \mathbf{w}) \cdot (\mathbf{v} - \mathbf{w}) = \|\mathbf{v}\|^2 - \mathbf{v} \cdot \mathbf{w} - \mathbf{w} \cdot \mathbf{v} + \|\mathbf{w}\|^2$.

故有 $\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = 0$. 反之亦然.

1.7 向量的夹角

命题：两非零向量 \mathbf{v}, \mathbf{w} 的夹角 θ 满足 $\cos \theta = \frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}}{\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|}$.

证明：一般地，向量 $\mathbf{v}, \mathbf{w}, \mathbf{v} - \mathbf{w}$ 构成三角形的三边.

由余弦定理得 $\|\mathbf{v} - \mathbf{w}\|^2 = \|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2 - 2\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\| \cos \theta$.

故：

$$\cos \theta = \frac{\|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2 - \|\mathbf{v} - \mathbf{w}\|^2}{2\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|} = \frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}}{\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|}.$$

- 若 $\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} > 0$ ，则 $\cos \theta > 0$ ，取 $0 \leq \theta < \frac{\pi}{2}$.
- 若 $\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} < 0$ ，则 $\cos \theta < 0$ ，取 $\frac{\pi}{2} < \theta \leq \pi$.

例： $\mathbf{v} = (1, 1), \mathbf{w} = (-1, 0)$ 则 $\cos \theta = \frac{\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}}{\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|} = -\frac{1}{\sqrt{2}}$.
 \mathbf{v}, \mathbf{w} 夹角 $\theta = \frac{3}{4}\pi$.

1.8 两个不等式

两个不等式:

- **Cauchy-Schwarz不等式:** $|\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}| \leq \|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|$, 等号成立当且仅当一个向量是另一个向量的倍数.

Cauchy-Schwarz不等式首先由法国

数学家Augustin-Louis

Cauchy (1789–1857) 于1821年发现,

再由俄国数学家Viktor Yakovych

Bunyakovsky (1804–1889) 于1859年

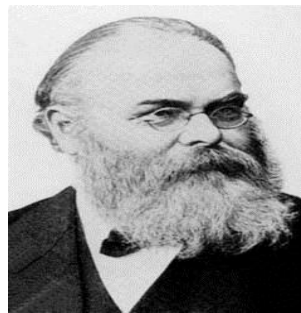
重新发现, 后由德国数学家Herman

Schwarz (1843–1921) 于1886年再次

重新发现.



A. L. Cauchy



H. Schwarz

1.8 两个不等式

两个不等式:

- 三角不等式(Triangle inequality): $\|\mathbf{v} + \mathbf{w}\| \leq \|\mathbf{v}\| + \|\mathbf{w}\|$,
等号成立当且仅当 \mathbf{v}, \mathbf{w} 之一为另一向量的非负倍数.

证明:
$$\begin{aligned}\|\mathbf{v} + \mathbf{w}\|^2 &= (\mathbf{v} + \mathbf{w}) \cdot (\mathbf{v} + \mathbf{w}) = \|\mathbf{v}\|^2 + 2\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} + \|\mathbf{w}\|^2 \\ &\leq \|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2 + 2|\mathbf{v} \cdot \mathbf{w}| \\ &\leq \|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{w}\|^2 + 2\|\mathbf{v}\| \cdot \|\mathbf{w}\| \\ &= (\|\mathbf{v}\| + \|\mathbf{w}\|)^2.\end{aligned}$$

等号成立当且仅当 $\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = \|\mathbf{v}\| \cdot \|\mathbf{w}\|$, 这等价于 \mathbf{v}, \mathbf{w} 之一是另一个向量的非负倍数.

1.8 两个不等式

例：设 $\mathbf{v} = (a, b)$, $\mathbf{w} = (b, a)$ ，则由Cauchy-Schwarz不等式得

$$\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} = 2ab \leq a^2 + b^2 = \|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|.$$

若令 $x = a^2$, $y = b^2$ ，则得“几何平均不大于算术平均”：

$$\sqrt{xy} \leq \frac{x+y}{2}.$$

例：设 $\|\mathbf{v}\| = 5$, $\|\mathbf{w}\| = 3$ ，求 $\|\mathbf{v} - \mathbf{w}\|$ 的最小和最大可能长度.

解：首先, $\|\mathbf{v} - \mathbf{w}\|^2 = \|\mathbf{v}\|^2 - 2\mathbf{v} \cdot \mathbf{w} + \|\mathbf{w}\|^2$.

由Cauchy-Schwarz不等式, $-\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\| \leq \mathbf{v} \cdot \mathbf{w} \leq \|\mathbf{v}\| \|\mathbf{w}\|$.

故 $(\|\mathbf{v}\| - \|\mathbf{w}\|)^2 \leq \|\mathbf{v} - \mathbf{w}\|^2 \leq (\|\mathbf{v}\| + \|\mathbf{w}\|)^2$.

所以, $2 \leq \|\mathbf{v} - \mathbf{w}\| \leq 8$.