

目录

1	向量 vector 的几何意义	2
1.1	向量, 就是箭头线段的“终点”坐标	2
1.2	向量的“数乘”: 系数 k 的作用, 是把向量伸缩 k 倍	2
1.3	单位向量: 基 basis	2
1.4	张成 span	3
2	向量的叉积 (外积): $\vec{v} \times \vec{w}$	4
2.1	叉积 (外积) 的几何意义: (1) 在二维空间中, 是由这两个向量围成的“平行四边形”的面积, 即是一个数值. (2) 在三维空间中, 是一个垂直于这个“平行四边形”平面的“新向量”.	4
2.2	右手螺旋法则	6
2.2.1	$\vec{a} \times \vec{b} = \vec{c}$	6
2.2.2	$\vec{b} \times \vec{a} = \vec{c}$	7
3	向量的点积 (内积): $x \cdot y = x_1y_1 + x_2y_2 + \dots$	8
3.1	点积的几何意义: $\vec{v} \cdot \vec{w} = \vec{v} \cdot \vec{w}' \leftarrow$ 其中, \vec{w}' 是 \vec{w} 在 \vec{v} 上的投影长度.	8
3.2	点积的做法公式 1: $x \cdot y = x_1y_1 + x_2y_2 + x_3y_3$	9
3.3	点积的做法公式 2: $x \cdot y = x \cdot y \cdot \cos\theta$	9
4	线性组合 linear combination	10
4.1	线性组合: $\beta = k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_n\alpha_n$	10
4.2	线性组合的性质	11
4.2.1	性质: 0 向量, 可由任意向量组来表示. 即: $0\text{向量} = 0\alpha_1 + 0\alpha_2 + \dots + 0\alpha_n$	11
4.2.2	性质: 向量组 A 中, 任取出其中的一个向量 α_i 出来, 它可以由这个向量组 A 来表示. 如: $\alpha_3 = 0\alpha_1 + 0\alpha_2 + 1\alpha_3 + \dots + 0\alpha_n$	11
4.2.3	任意一个向量组, 都可由这些个向量 (即“n 维单位向量”) 来表示: $\varepsilon_1 = (1, 0, \dots, 0), \varepsilon_2 = (0, 1, \dots, 0), \dots, \varepsilon_n = (0, 0, \dots, 1)$	11
5	线性相关 and 线性无关	11
	第一部分 向量组, 及其线性组合	12
	第二部分 向量组的线性相关性	12
	第三部分 向量组的秩	12
	第四部分 线性方程组的解的结构	12
	第五部分 向量空间	12

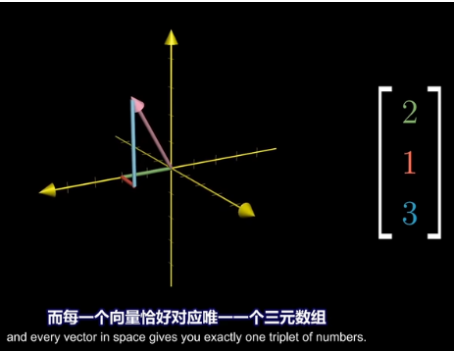
向量组的线性相关性

1 向量 vector 的几何意义

1.1 向量，就是箭头线段的“终点”坐标

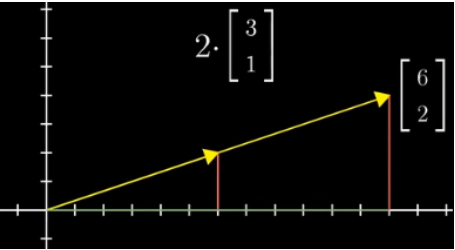
通常，当你考虑“一个”向量时，就把它看成是“箭头”。
当你考虑“多个”向量时，就把它看成是“箭头终点”的那个点 (point)。

注意：向量的值，表示的是坐标轴的位置，而不是该向量线段的长度 (即不是“模”的概念)。



1.2 向量的“数乘”：系数 k 的作用，是把向量伸缩 k 倍

$$2 \begin{vmatrix} x \\ y \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 2x \\ 2y \end{vmatrix}$$



text : $k = 0$, 或要么 $\alpha = 0$ 向量

1.3 单位向量：基 basis

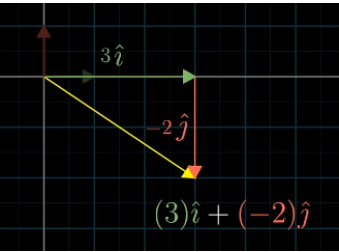
The **basis** of a vector space /is a set of linearly independent vectors /that span the full space.



$$\left. \begin{matrix} \hat{i} = 1 \\ \hat{j} = 1 \end{matrix} \right\} \leftarrow \text{称为“单位向量”或“基”}$$

事实上，每当我们描述一个向量时，它都依赖于我们正在使用的“基”。

$$\vec{v} = \begin{bmatrix} 3 \\ -2 \end{bmatrix} = 3\hat{i} + (-2)\hat{j}$$

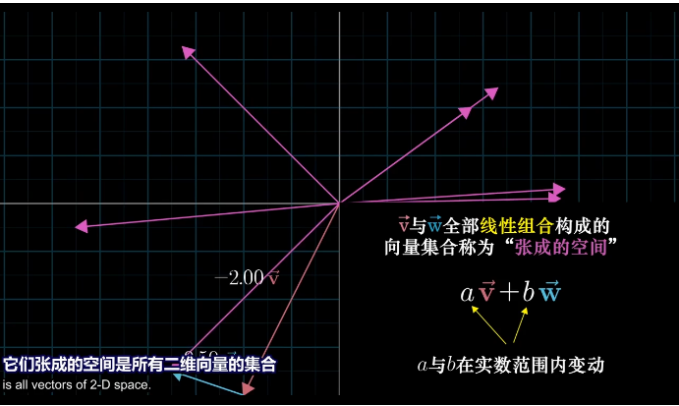


向量的终点坐标，其实就是系数倍的“基向量”的线性组合。

1.4 张成 span

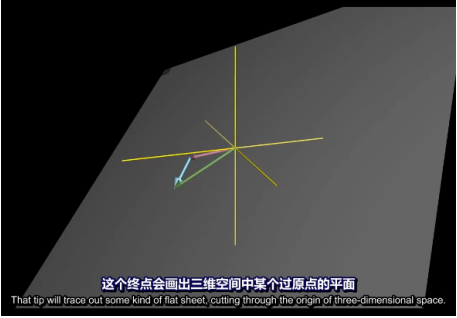
the span of \vec{v} and \vec{w} /is the set of all their linear combinations.
the set of all possible vectors /than you can reach /is called the span of those two vectors. \leftarrow
相当于“势力范围”，就是张成。

两个斜率不同的向量 (a,b), 自由伸缩, 它们的和 (即 $a+b=c$), 即新向量 c 的终点, 能遍及二维平面上的任何点处。

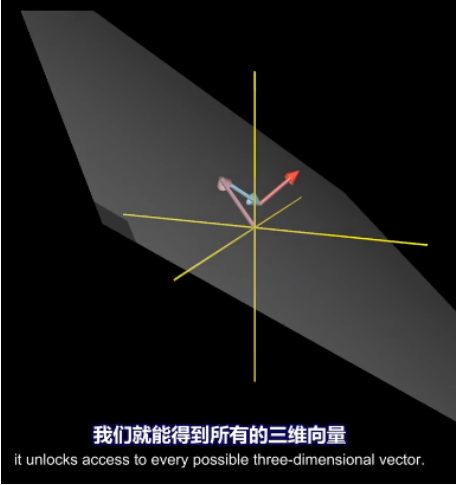


但如果两个向量都是“零向量”的话，它们的系数倍的和，也永远被束缚在原点 (0,0) 了。 $k_1\vec{0} + k_2\vec{0} = 0$

三维空间中, 两个斜率同的向量, 能“张成”出“过原点”的一个平面.



三维空间中, 三个斜率不同的向量, 它们的和, 能张成出三维空间中所有的地方.



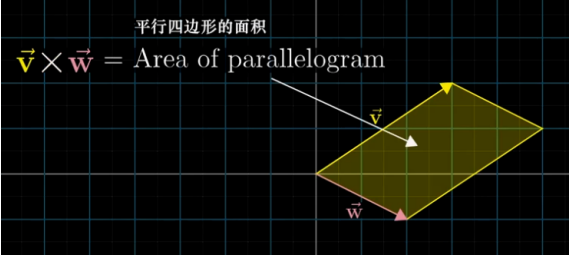
2 向量的叉积 (外积) : $\vec{v} \times \vec{w}$

向量的叉积 (外积) exterior product 或 cross product

2.1 叉积 (外积) 的几何意义: (1) 在二维空间中, 是由这两个向量围成的“平行四边形”的面积, 即是一个数值. (2) 在三维空间中, 是一个垂直于这个“平行四边形”平面的“新向量”.

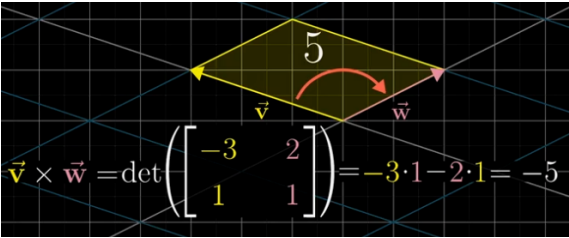
【在二维空间中】:

几何意义上, 叉积, $\vec{v} \times \vec{w}$, 就是由这两个向量围成的“平行四边形”的面积.

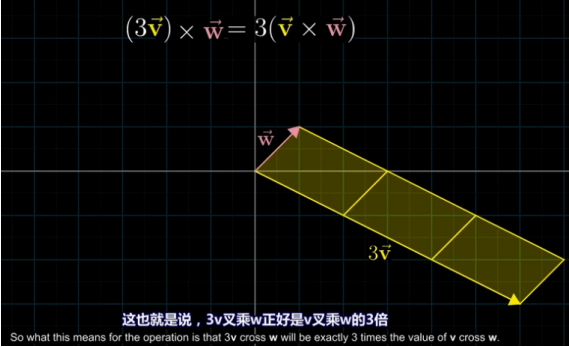


注意: 顺序会对“叉积”有影响: 如果 $\vec{v} \times \vec{w}$ 是正数, 则 $\vec{w} \times \vec{v}$ 就是负数. 即: 交换叉乘时的顺序, 值要变号.

之前说过, 行列式的值, 就是表示的是: 将基 $i \times j$ 的面积, 缩放多少倍.



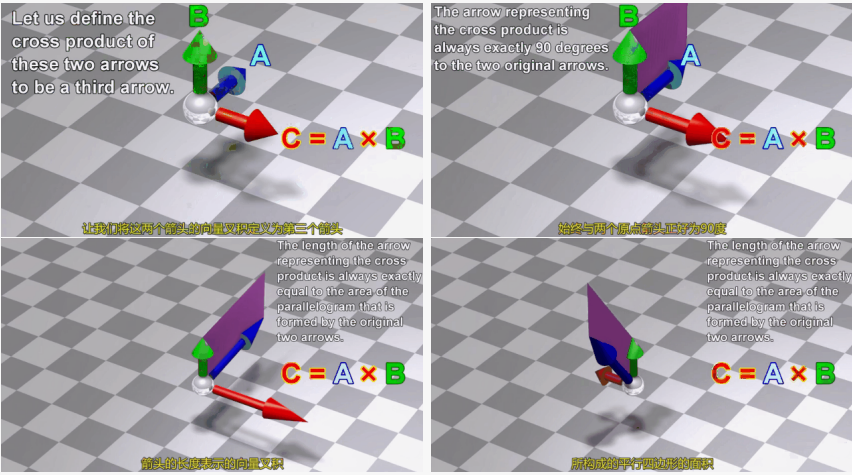
面积的概念, 也就证明了: $3(\vec{v} \times \vec{w}) = 3\vec{v} \times \vec{w}$
把平行四边形其中的任一一边, 延长 3 倍, 变成 $3\vec{v}$ 或 $3\vec{w}$, 面积也就是 $= 3(\vec{v} \times \vec{w})$



【在三维空间中】:
其实, 真正的“叉积”, 是通过两个三维向量, 来生成一个新的三维向量. 注意: 在三维空间中, 叉积的结果不是一个数, 而是一个向量!

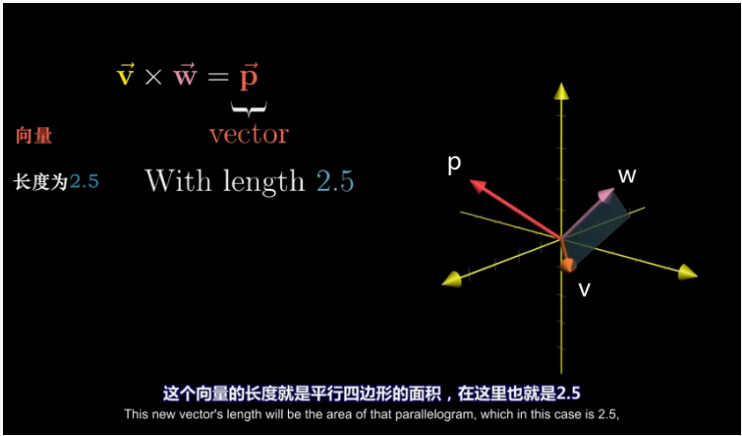
例

如下面的图中所示, A,B 两个箭头的向量的“叉积”, 就是第三个向量 C. 这个 C 向量, 始终与两个原点箭头 (即 A,B) 正好为 90 度. C 向量箭头的长度, 就表示 A,B 向量的叉积, 它总是完全等于 A,B 所构成的平行四边形的面积.



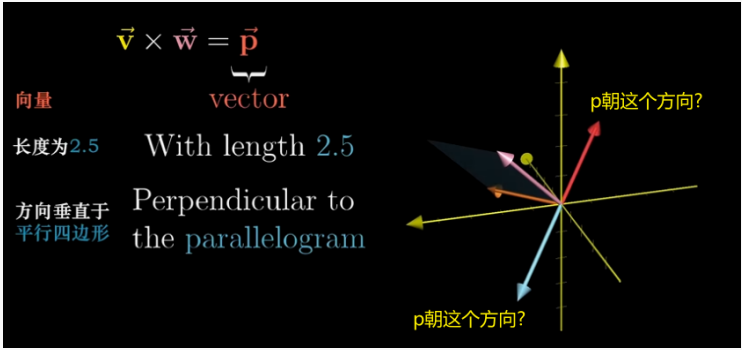
例

又如: 假设 $\vec{v} \times \vec{w} = 2.5$, 在三维空间中, 这两个向量构成一个平面 (平行四边形). 它们的“叉积”构成一个新向量 $\vec{p} = 2.5$, 它与“平行四边形”所在的面“垂直”.



即: 三维叉积, 得到一个三维矢量.
 $\vec{v} \times \vec{w}$ 得到新的向量 \vec{p} , 新向量 \vec{p} 的长度, 等于向 \vec{v} 与向量 \vec{w} 组成的平行四边形的面积, 并且向量 \vec{p} , 与向量 \vec{v} 和向量 \vec{w} 所在平面垂直.
所以“三维叉积”很容易拿来算平面的“法向量”.

但垂直于一个平面的向量, 可以有正反两个方向, \vec{p} 到底是朝哪个方向呢? 这就要用到“右手螺旋法则”.

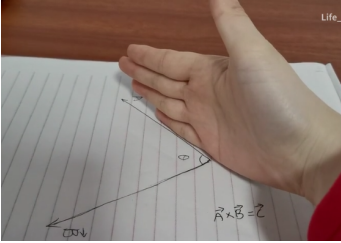


2.2 右手螺旋法则

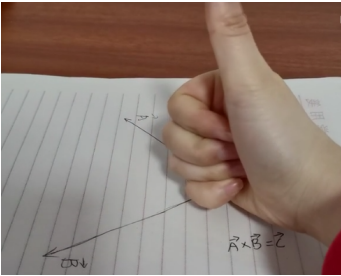
注意顺序: $\vec{a} \times \vec{b} = \vec{c}$, 和 $\vec{b} \times \vec{a} = \vec{c}$, $\leftarrow \vec{c}$ 的方向朝向是不同的.

2.2.1 $\vec{a} \times \vec{b} = \vec{c}$

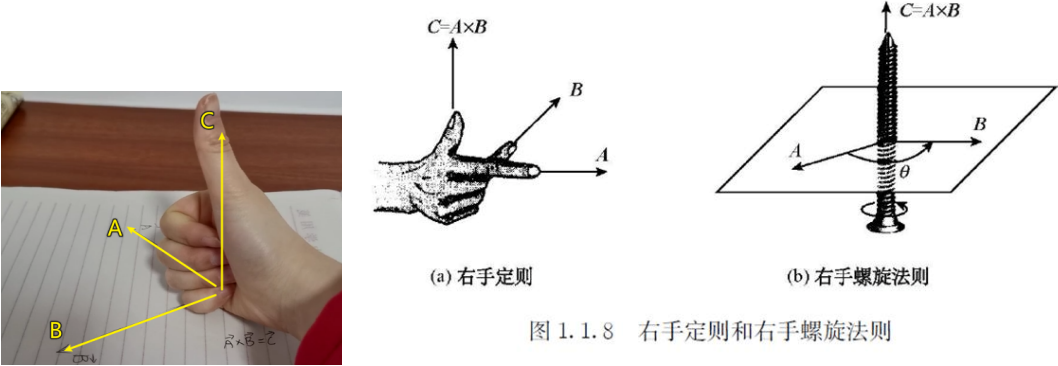
1. 用右手, 伸展手指, 朝向 \vec{a}



2. 然后, 握拳, 手指收回, 朝向 \vec{b} 的方向.

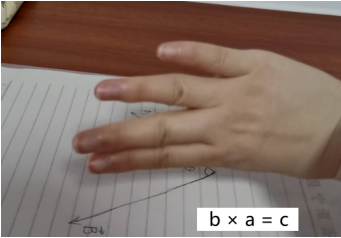


3. 则, 大拇指朝向的方向, 就是 $\vec{a} \times \vec{b} = \vec{c}$ 中, \vec{c} 的朝向.

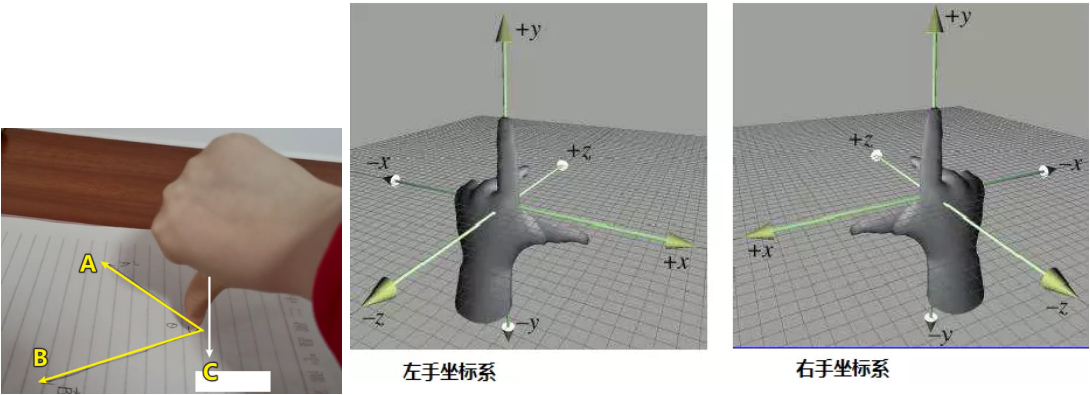


2.2.2 $\vec{b} \times \vec{a} = \vec{c}$

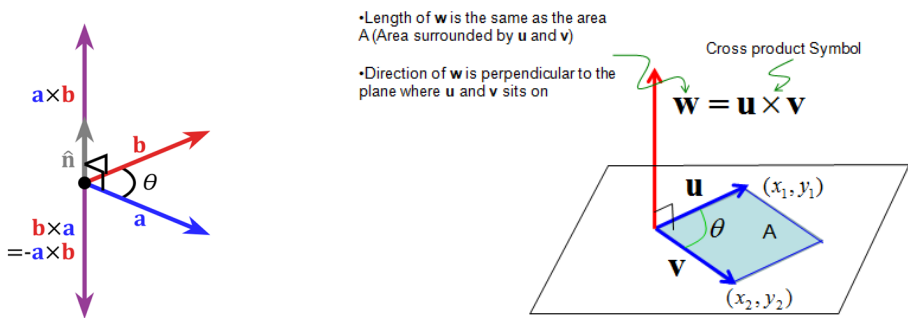
1. 食指朝 \vec{b} 的方向.



2. 握拳, 食指等收回. 此时大拇指的方向, 就是 $\vec{b} \times \vec{a} = \vec{c}$ 中 \vec{c} 的朝向.



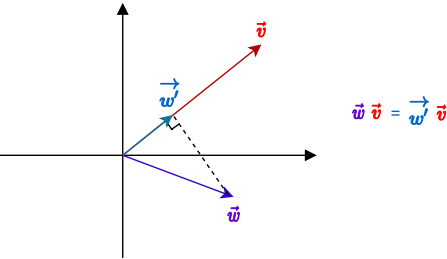
所以, 在 3D 图像学中, 叉乘的概念非常有用, 可以通过两个向量的“叉乘”, 生成第三个垂直于 a, b 的“法向量”, 从而构建 X、Y、Z 坐标系.



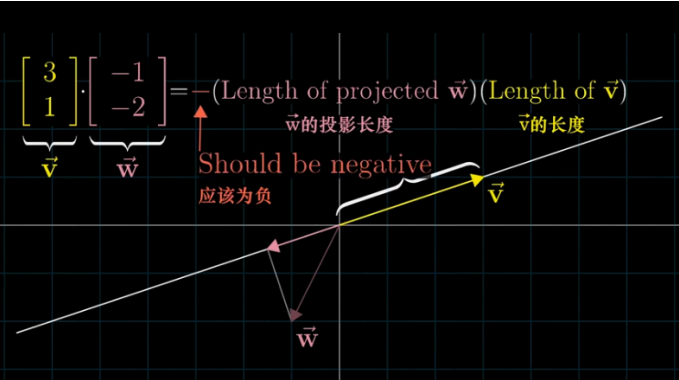
3 向量的点积 (内积) : $x \cdot y = x_1y_1 + x_2y_2 + \dots$

3.1 点积的几何意义: $\vec{v} \cdot \vec{w} = \vec{v} \cdot \vec{w}' \leftarrow$ 其中, \vec{w}' 是 \vec{w} 在 \vec{v} 上的投影长度.

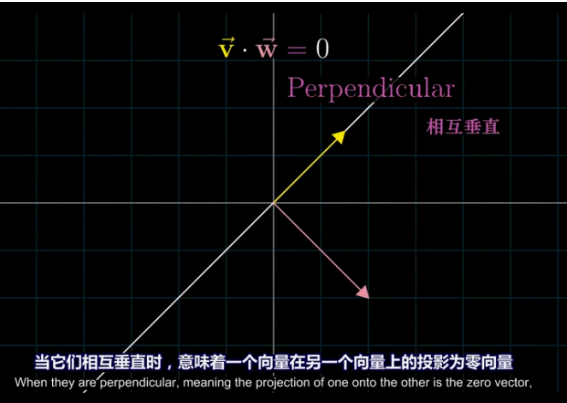
→ 如果 \vec{w}' 是 \vec{w} 在 \vec{v} 上的投影长度.
则: $\vec{v} \cdot \vec{w} = \vec{v} \cdot \vec{w}'$



→ 如果 \vec{w} 的投影, 是在 \vec{v} 的反方向延长线上, 则此时:
 $\vec{v} \cdot \vec{w} = \vec{v} \cdot \vec{w}'$ 是负值

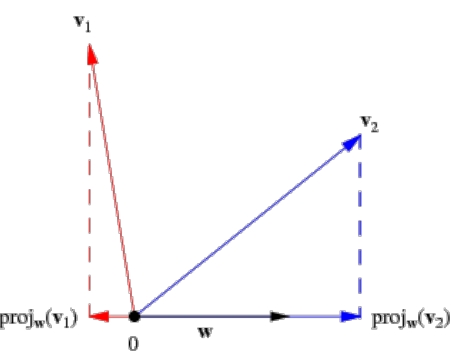


→ 如果这两个向量, 本身就互相垂直, 则一个向量在另一个向量上的投影长度, 就为 0. 这时它们的“点积”就等于 0.



所以，注意：“点积”(inner product) 运算的结果，是一个“数”(投影的长度，就是一个数呀)。这和向量的其他操作是有区别的。比如：

- 两个向量做“加法”，结果依然是个“向量”。
- 向量的“数乘”，结果也依然是个“向量”。



若两个向量 \vec{x}, \vec{y} 间的夹角 $< 90^\circ$	$\vec{x} \cdot \vec{y} > 0$
若 \vec{x}, \vec{y} 间的夹角 $> 90^\circ$	$\vec{x} \cdot \vec{y} < 0$, 即是个负值.
若 \vec{x}, \vec{y} 间的夹角 $= 90^\circ$	$\vec{x} \cdot \vec{y} = 0$

3.2 点积的做法公式 1 : $x \cdot y = x_1y_1 + x_2y_2 + x_3y_3$

两个向量的”点积”(inner product 或 dot product 或 scalar product) : $\vec{x} \cdot \vec{y}$, 也有写作 $\langle x, y \rangle$ 的形式.

点积的做法公式就是:

$$x = \begin{vmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{vmatrix}, y = \begin{vmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{vmatrix},$$

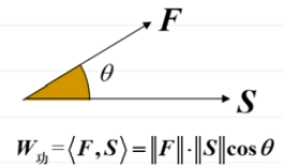
则 : $x \cdot y = x_1y_1 + x_2y_2 + x_3y_3$

即: $x \cdot y = x^T \cdot y \leftarrow$ 即把 \vec{x} 横过来, 变成一行, 再和 \vec{y} 的一列相乘. 规则和矩阵的乘法完全一样.

其实: $x \cdot y = x^T \cdot y = y^T \cdot x$

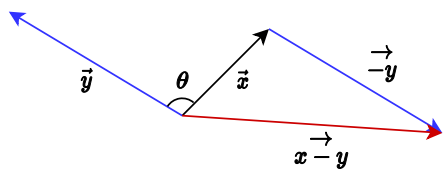
3.3 点积的做法公式 2: $x \cdot y = x \text{ 的模} \cdot y \text{ 的模} \cdot \cos\theta$

两个向量的点积 = 每个向量“模长”的乘积, 再乘以它们的夹角的 \cos 值.



根据”余弦定理”, 有: $a^2 = b^2 + c^2 - 2(bc \cdot \cos A)$
或: $\cos A = \frac{b^2+c^2-a^2}{2bc}$

那么对于由两个向量组成的三角形, 如下图, 就有:



证明过程:

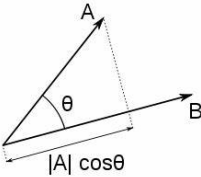
余弦定理: $|x - y|^2 = x^2 + y^2 - 2|x||y| \cos\theta$

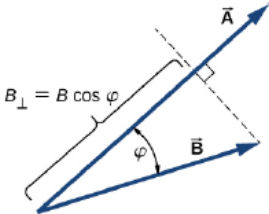
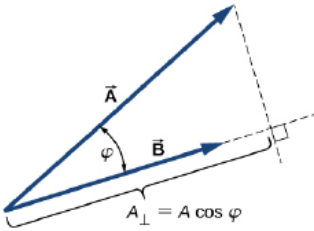
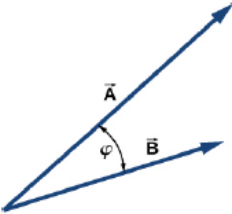
经过变换..., 就有: $x \cdot y = |x||y| \cos\theta$

若向量x和y 都不是零向量的话, 则有:

$$\theta = \arccos \frac{x \cdot y}{|x||y|}$$

←这就是 \vec{x} 和 \vec{y} 的夹角公式.

$$\vec{a} \cdot \vec{b} = |\vec{a}||\vec{b}|\cos\theta = x_1x_2 + y_1y_2$$




(a) (b) (c)

The scalar product of two vectors. (a) The angle between the two vectors. (b) The orthogonal projection A_{\perp} of vector \vec{A} onto the direction of vector \vec{B} . (c) The orthogonal projection B_{\perp} of vector \vec{B} onto the direction of vector \vec{A} .

根据这个公式, 就可以计算向量 a 和向量 b 之间的夹角。从而就可以判断这两个向量是否是同一方向, 是否正交 (也就是垂直), 等方向关系. 具体对应关系为:

4 线性组合 linear combination

4.1 线性组合: $\beta = k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_n\alpha_n$

【线性组合】:

有 $\beta, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_n$, 它们都是 n 维向量. 若存在 k_1, k_2, \dots, k_n 这些系数 (即权重), 能使得 $\beta = k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_n\alpha_n$, 则就称 β 是向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_n$ 的一个“线性组合”, 或称 β 可由向量组 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_n$ 来“线性表示”.

那么这组系数 k, 可不可以全取 0? 可以. 这样的话, $\beta = 0$ 了.

例

有 $\beta = \begin{vmatrix} -3 \\ 2 \\ -4 \end{vmatrix}$, 问 β 能否用 $\alpha_1 = \begin{vmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{vmatrix}$, $\alpha_2 = \begin{vmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \end{vmatrix}$, $\alpha_3 = \begin{vmatrix} -1 \\ 1 \\ -2 \end{vmatrix}$ 来线性表示?

解: 设 $\beta = k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + k_3\alpha_3$

即 $\begin{vmatrix} -3 \\ 2 \\ -4 \end{vmatrix} = k_1 \begin{vmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{vmatrix} + k_2 \begin{vmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \end{vmatrix} + k_3 \begin{vmatrix} -1 \\ 1 \\ -2 \end{vmatrix}$

$$\begin{cases} k_1 + 2k_2 - k_3 = -3 \\ k_2 + k_3 = 2 \\ k_1 - 2k_3 = -4 \end{cases} \rightarrow \begin{cases} k_1 = 2 \\ k_2 = -1 \\ k_3 = 3 \end{cases}$$

所以 $\beta = 2\alpha_1 - \alpha_2 + 3\alpha_3$

4.2 线性组合的性质

- 4.2.1 性质: 0 向量, 可由任意向量组来表示. 即: $0\text{向量} = 0\alpha_1 + 0\alpha_2 + \dots + 0\alpha_n$
- 4.2.2 性质: 向量组 A 中, 任取出其中的一个向量 i 出来, 它可以由这个向量组 A 来表示.
如: $\alpha_3 = 0\alpha_1 + 0\alpha_2 + 1\alpha_3 + \dots + 0\alpha_n$
- 4.2.3 任意一个向量组, 都可由这些个向量 (即 “n 维单位向量”) 来表示: $\varepsilon_1 = (1, 0, \dots, 0), \varepsilon_2 = (0, 1, \dots, 0), \dots, \varepsilon_n = (0, 0, \dots, 1)$

例如: $\begin{vmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{vmatrix} = 1 \begin{vmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{vmatrix} + 2 \begin{vmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{vmatrix} + 3 \begin{vmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{vmatrix}$

5 线性相关 and 线性无关

【线性相关】:

对于 n 个 m 维的向量 $\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_n$, 若存在一组 k (系数, 倍数) 不全为 0, 使得 $k_1\vec{v}_1 + k_2\vec{v}_2 + \dots + k_n\vec{v}_n = 0$, 则称 $\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_n$ 是 “线性相关” 的.

例

例如: 下面这三个向量, 是否线性相关?

$$\begin{vmatrix} 1 \\ 0 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 0 \\ 1 \end{vmatrix}, \begin{vmatrix} 2 \\ 3 \end{vmatrix} \tag{1}$$

那么就下面这个式子, 是否能存在非零的系数 (只要有一个 k 是不为零的, 就满足了我们的条件)

$$k_1 \begin{vmatrix} 1 \\ 0 \end{vmatrix} + k_2 \begin{vmatrix} 0 \\ 1 \end{vmatrix} + k_3 \begin{vmatrix} 2 \\ 3 \end{vmatrix} = 0 \tag{2}$$

那么显然, 当 k_1 取 2, k_2 取 3, k_3 取 1 时, 该式子能成立. 即, 的确存在一组非零的 k . 这就说明, 这三个向量, 是“线性相关”的.

若只能是 k 全为 0 时, 该等式才成立, 那么这些向量 $\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_n$ 就是“线性无关”的 (linearly independent).

“线性无关”就表示, 这组向量中的任何一个, 都无法表示成其他向量的“线性组合”. 即, 它们中每一个向量, 都是“独当一面”的, 无法被其他向量所替代.

第一部分 向量组, 及其线性组合

第二部分 向量组的线性相关性

第三部分 向量组的秩

第四部分 线性方程组的解的结构

第五部分 向量空间