

目录

1	向量 vector 的几何意义	3
1.1	向量, 就是箭头线段的“终点”坐标	3
1.2	向量的“数乘”: 系数 k 的作用, 是把向量伸缩 k 倍	3
1.3	单位向量: 基 basis	3
1.4	张成 span	5
2	向量的叉积 (外积): $\vec{v} \times \vec{w}$	6
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”.	6
2.2	右手螺旋法则	8
2.2.1	$\vec{a} \times \vec{b} = \vec{c}$	8
2.2.2	$\vec{b} \times \vec{a} = \vec{c}$	9
3	向量的点积 (内积): $x \cdot y = x_1y_1 + x_2y_2 + \dots$	10
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.	10
3.2	点积的做法公式 1: $x \cdot y = x_1y_1 + x_2y_2 + x_3y_3$	11
3.3	点积的做法公式 2: $x \cdot y = x$ 的模 $\cdot y$ 的模 $\cdot \cos\theta$	11
4	线性组合 linear combination	12
4.1	线性组合: $\beta = k_1\alpha_1 + k_2\alpha_2 + \dots + k_n\alpha_n$	12
4.2	线性组合的性质	13
4.2.1	性质: 0 向量, 可由任意向量组来表示. 即: 0向量 = $0\alpha_1 + 0\alpha_2 + \dots + 0\alpha_n$	13
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: $\alpha_3 = 0\alpha_1 + 0\alpha_2 + 1\alpha_3 + \dots + 0\alpha_n$	13
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: $\varepsilon_1 = (1, 0, \dots, 0), \varepsilon_2 = (0, 1, \dots, 0), \dots, \varepsilon_n = (0, 0, \dots, 1)$	13
4.3	线性相关	13
4.4	线性无关	14
4.5	线性相关的性质, 定理	14
4.5.1	向量组中, 若其中有两个向量成比例, \rightarrow 则该向量组中的所有成员, 就都“线性相关”.	14
4.5.2	含有 0 向量的任一向量组, 必“线性相关”.	14
4.5.3	只有一个零向量, 则它必“线性相关”.	15
4.5.4	若 $\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_r$ 这组向量是”线性相关”的, 则给它们添加一些新的向量, 它们整体 $(\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_r, \vec{v}_{r+1}, \dots, \vec{v}_s)$ 依然是”线性相关”的.	15
4.6	线性无关的性质, 定理	15
4.6.1	任意一个非零向量, 必“线性无关”.	15
4.6.2		16
	第一部分 向量组, 及其线性组合	16
	第二部分 向量组的线性相关性	16
	第三部分 向量组的秩	16

目录	2
第四部分 线性方程组的解的结构	16
第五部分 向量空间	16

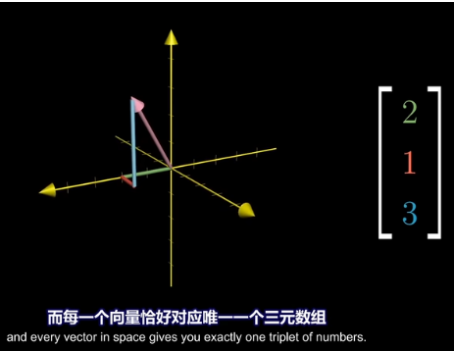
向量组的线性相关性

1 向量 vector 的几何意义

1.1 向量，就是箭头线段的“终点”坐标

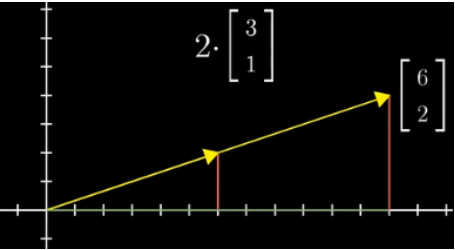
通常，当你考虑“一个”向量时，就把它看成是“箭头”。
当你考虑“多个”向量时，就把它看成是“箭头终点”的那个点 (point)。

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

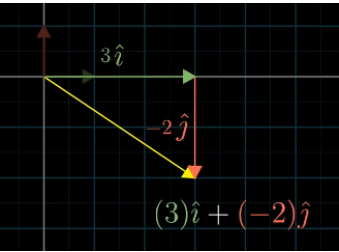
The **basis** of a vector space /is a set of linearly independent vectors /that span the full space.



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

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”。

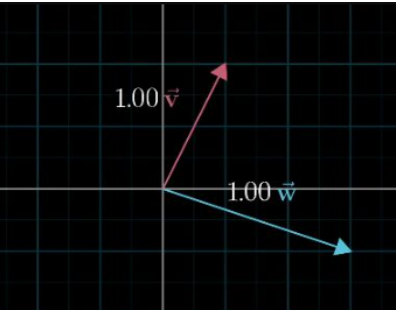
$$\vec{v} = \begin{bmatrix} 3 \\ -2 \end{bmatrix} = 3\hat{i} + (-2)\hat{j}$$



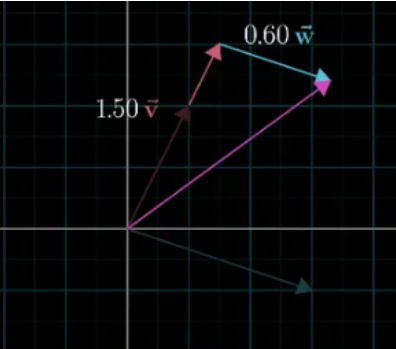
向量的终点坐标，其实就是系数倍的“基向量”的线性组合。

【你可以选择任意两个方向作为“基”，只要它们互相垂直即可。】

比如，你可以选择指向右上方的向量 \vec{v} ，和指向右下方的向量 \vec{w} ，作为基向量。



这组新的基向量，进行缩放，再相加，同样能构造出其他的向量。



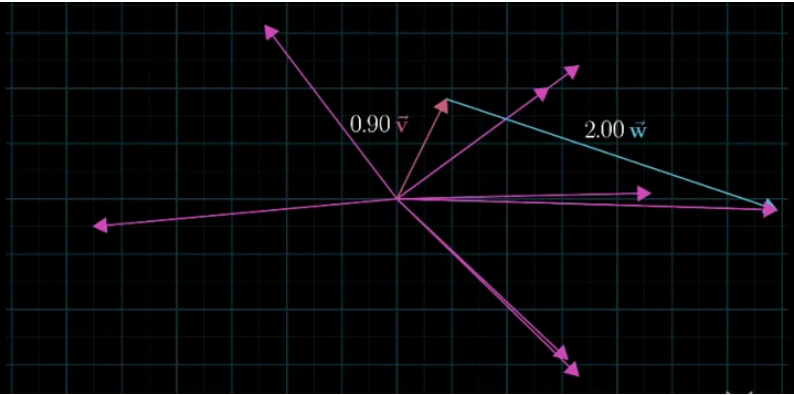
所以，一组“基向量”，就对应一个坐标系。选择不同的基向量，就构造出了不同的坐标系。同一个向量，在不同的坐标系下（即采用不同的基向量），其坐标值也要相应地发生变化。

上面，反复出现“将向量进行缩放，再相加”的操作，这样的操作，我们称之为“线性组合”。

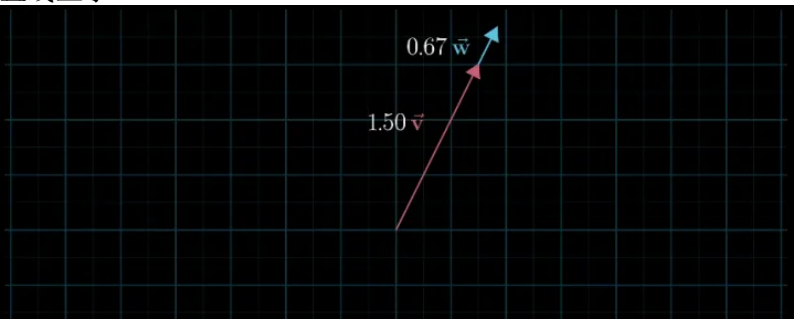
1.4 张成 span

在二维平面中，选取 2 个向量，，然后考虑它们所有可能的“线性组合”，我们会得到什么呢？这取决于我们选择的 2 个向量.

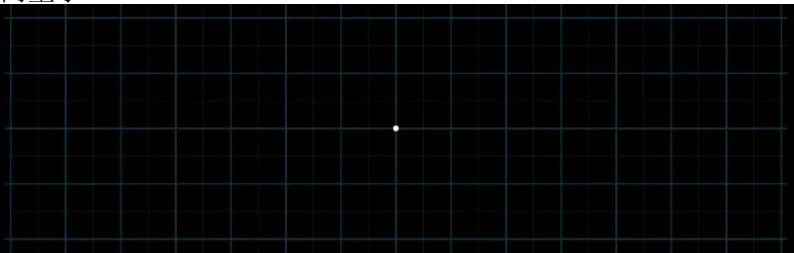
→ 通常情况下，我们会得到整个平面.



→ 但如果选择的 2 个向量，恰好“共线”的话，那它们的线性组合，就被局限在一条过原点的直线上了.



→ 最极端的情况是，如果选择的 2 个向量都是零向量，那么它们的线性组合，就只可能是零向量了.

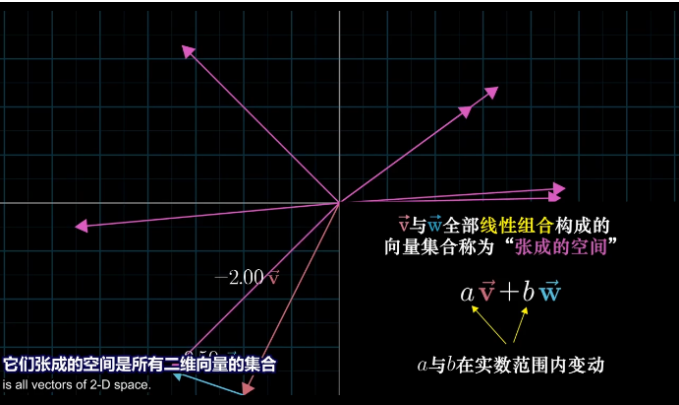


“数乘”和“加法”，是向量的两个最基础的运算. 当我们谈论向量所“张成”的空间时，我们实际上就是在问：仅仅通过“数乘”和“加法”这两种运算，你能获得的所有可能的向量集合是什么.

在线性代数中，向量的起点，始终固定在“原点”的位置，因此，向量的终点就唯一确定了向量本身. 这样，我们便可以将向量，看成是“空间中的点”（即“向量的终点”）.

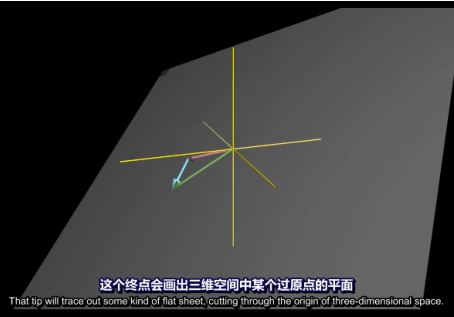
the span of \vec{v} and \vec{w} /is the set of all their linear combinations.
the set of all possible vectors /than you can reach /is called the span of those two vectors. ←
相当于“势力范围”，就是张成.

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.

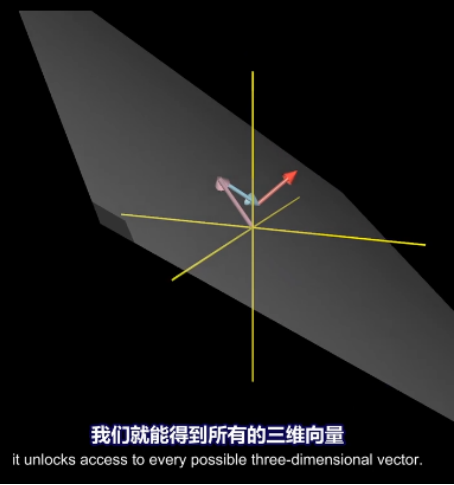


但如果两个向量都是“零向量”的话, 它们的系数倍的和, 也永远被束缚在原点 (0,0) 了. $k_1\vec{0} + k_2\vec{0} = 0$

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.



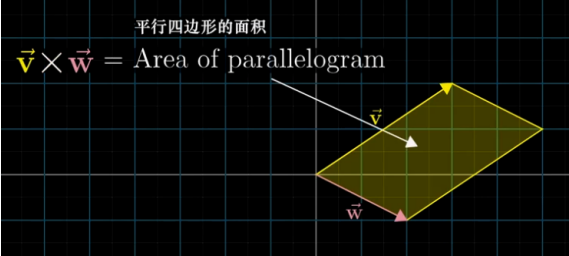
2 向量的叉积 (外积) : $\vec{v} \times \vec{w}$

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”.

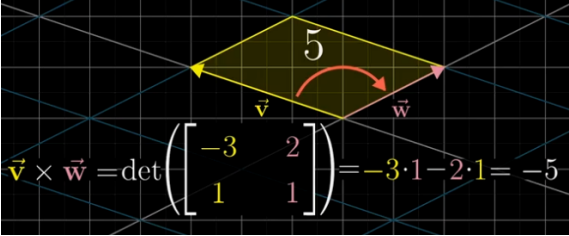
【在二维空间中】:

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.

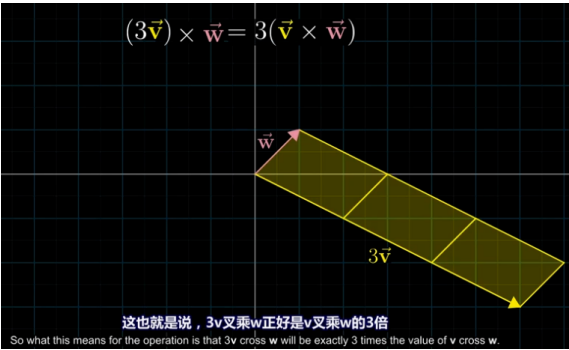


注意: 顺序会对“叉积”有影响: 如果 $\vec{v} \times \vec{w}$ 是正数, 则 $\vec{w} \times \vec{v}$ 就是负数. 即: 交换叉乘时的顺序, 值要变号.

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条边, 延长 3 倍, 变成 $3\vec{v}$ 或 $3\vec{w}$, 面积也就是 $= 3(\vec{v} \times \vec{w})$

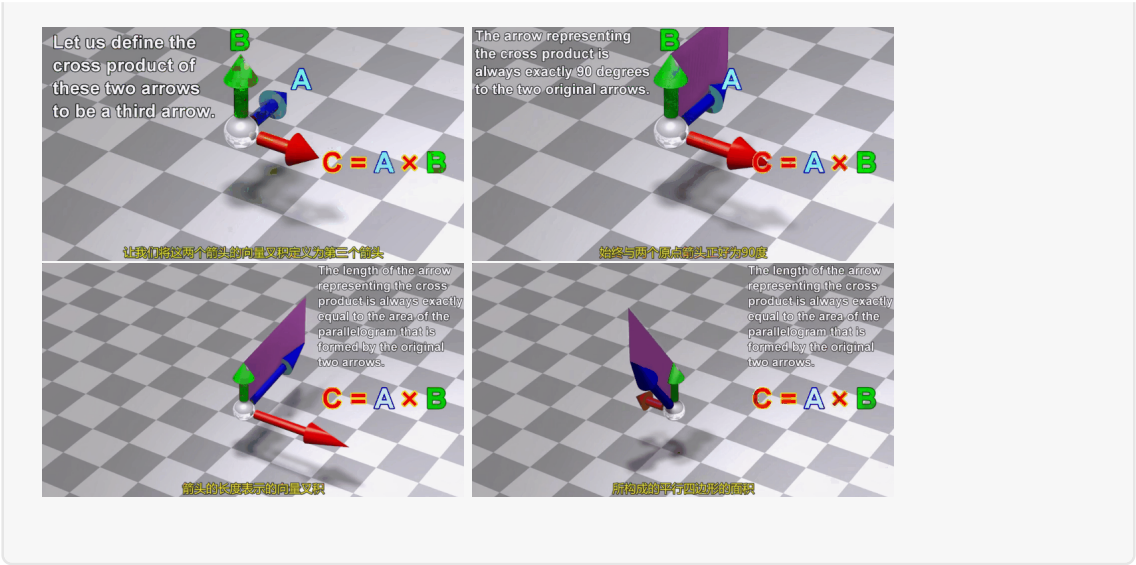


【在三维空间中】:

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!

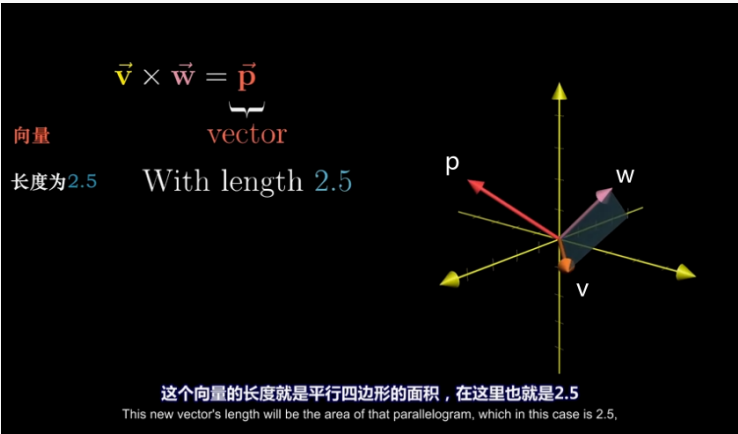
例

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.



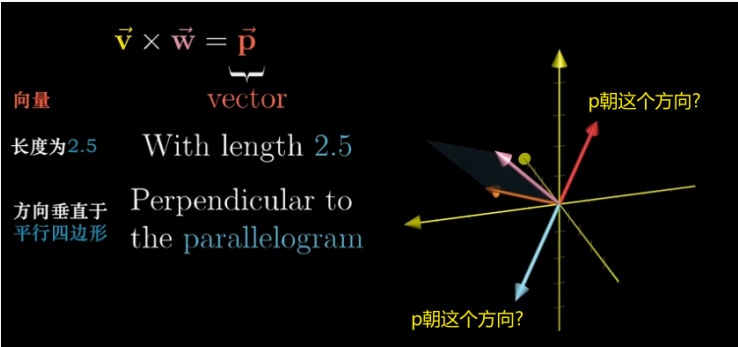
例

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”.

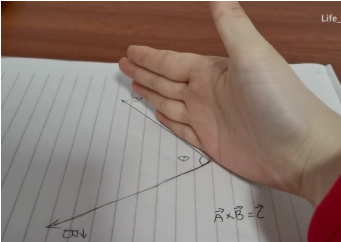


2.2 右手螺旋法则

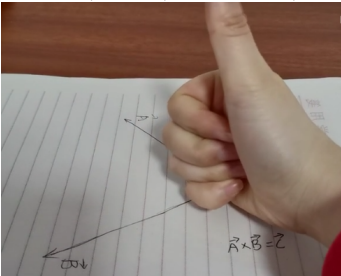
注意顺序: $\vec{a} \times \vec{b} = \vec{c}$, 和 $\vec{b} \times \vec{a} = \vec{c}$, $\leftarrow \vec{c}$ 的方向朝向是不同的.

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

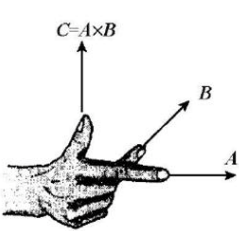
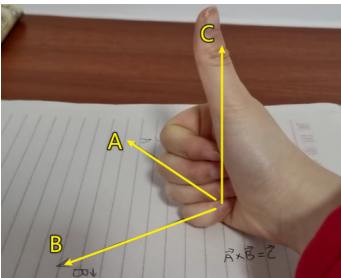
1. 用右手, 伸展手指, 朝向 \vec{a}



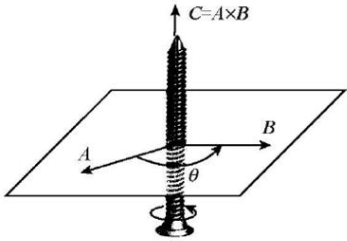
2. 然后, 握拳, 手指收回, 朝向 \vec{b} 的方向.



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.



(a) 右手定则

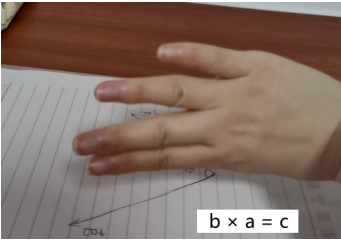


(b) 右手螺旋法则

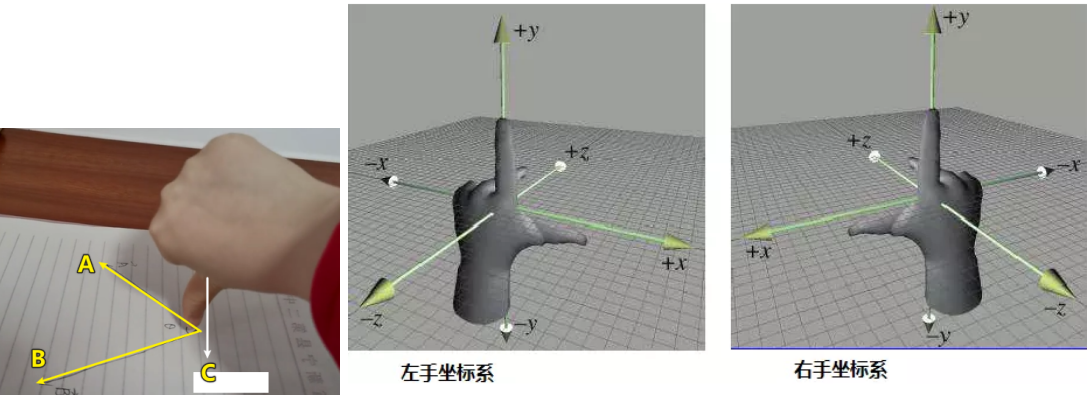
图 1.1.8 右手定则和右手螺旋法则

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

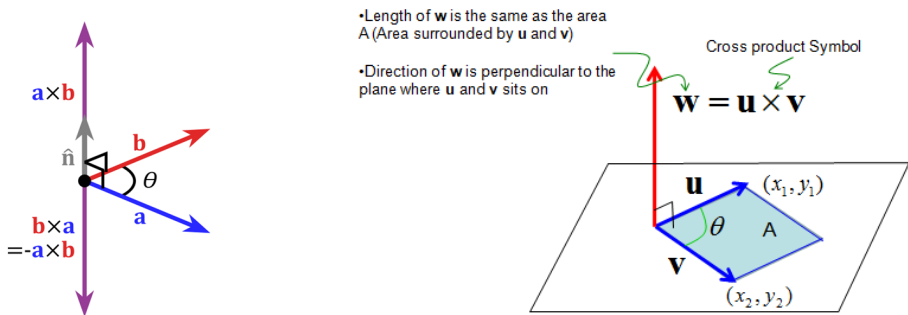
1. 食指朝 \vec{b} 的方向.



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.



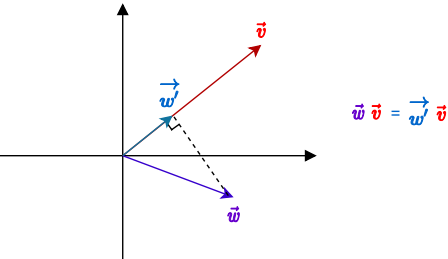
所以, 在 3D 图像学中, 叉乘的概念非常有用, 可以通过两个向量的“叉乘”, 生成第三个垂直于 a, b 的“法向量”, 从而构建 X、Y、Z 坐标系.



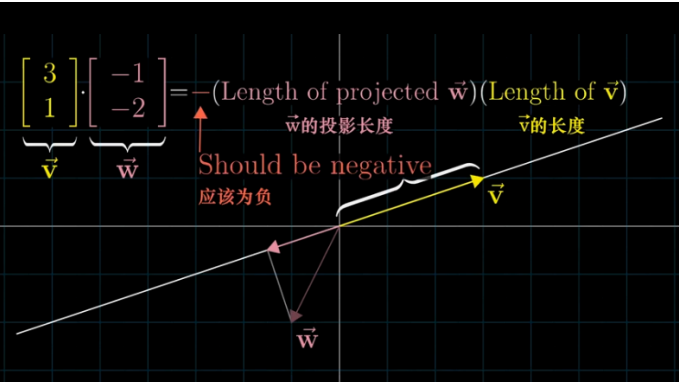
3 向量的点积 (内积) : $x \cdot y = x_1y_1 + x_2y_2 + \dots$

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.

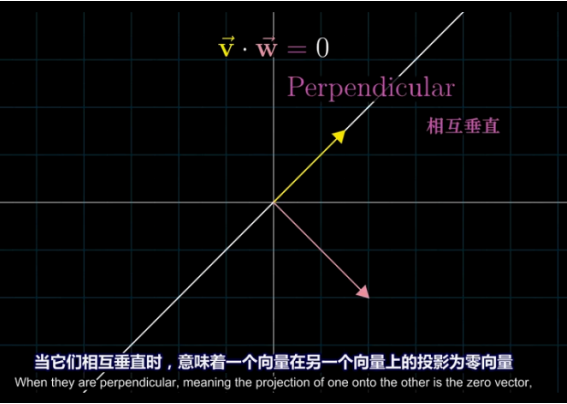
→ 如果 \vec{w}' 是 \vec{w} 在 \vec{v} 上的投影长度.
则: $\vec{v} \cdot \vec{w} = \vec{v} \cdot \vec{w}'$



→ 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



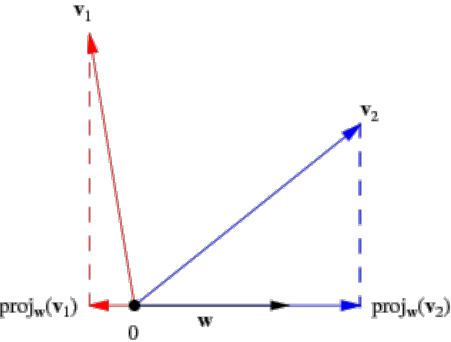
→ 如果这两个向量, 本身就互相垂直, 则一个向量在另一个向量上的投影长度, 就为 0. 这时它们的“点积”就等于 0.



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 $\langle \vec{x}, \vec{y} \rangle$ 的形式.

点积的做法公式就是:

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

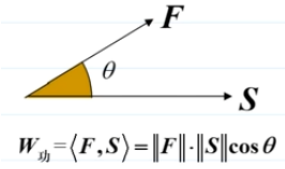
则: $x \cdot y = x_1y_1 + x_2y_2 + x_3y_3$

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

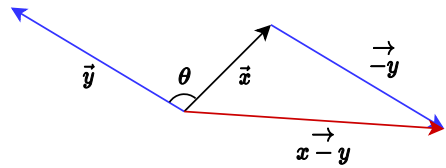
3.3 点积的做法公式 2: $x \cdot y = x \text{ 的模} \cdot y \text{ 的模} \cdot \cos\theta$

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:



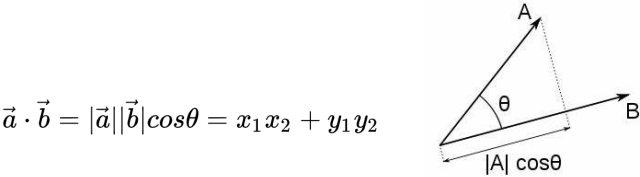
证明过程:

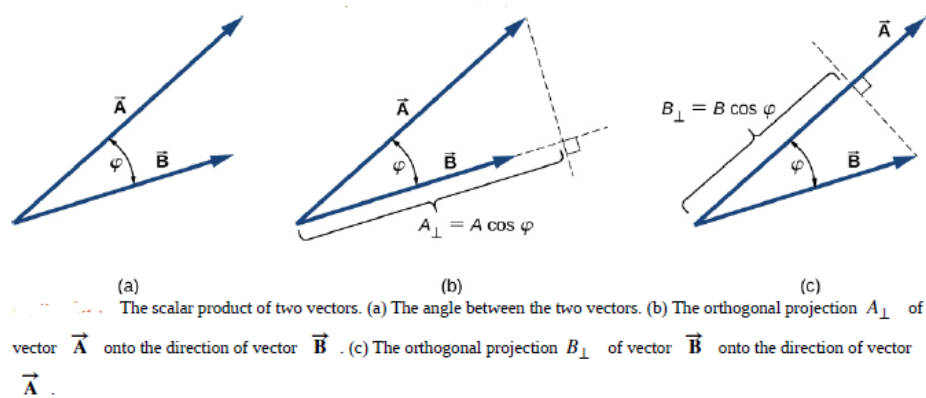
余弦定理: $|x - y|^2 = x^2 + y^2 - 2|x||y|\cos\theta$

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:

$\theta = \arccos \frac{x \cdot y}{|x||y|}$ \leftarrow 这就是 \vec{x} 和 \vec{y} 的夹角公式.





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

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

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

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

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 α_i 出来, 它可以由这个向量组 A 来表示.
如: $\alpha_3 = 0\alpha_1 + 0\alpha_2 + 1\alpha_3 + \dots + 0\alpha_n$

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

4.3 线性相关

【线性相关 linearly dependent】:

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. (不需要所有的系数 k 都不为 0, 只要有一个系数 k 不为零就行了.)

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.

4.4 线性无关

不是线性相关, 就是“线性无关”了.

4.5 线性相关的性质, 定理

4.5.1 向量组中, 若其中有两个向量成比例, \rightarrow 则该向量组中的所有成员, 就都“线性相关”.

如:

$$(-1)\begin{vmatrix} 1 \\ 2 \end{vmatrix} + (-\frac{1}{2})\begin{vmatrix} 2 \\ 3 \end{vmatrix} + 0\begin{vmatrix} 5 \\ 19 \end{vmatrix} + 0\begin{vmatrix} -1 \\ 99 \end{vmatrix} = 0$$

注意: 这两个向量成比例

4.5.2 含有 0 向量的任一向量组, 必“线性相关”.

如:

$$0\vec{v}_1 + 0\vec{v}_2 + 0\vec{v}_3 + \underbrace{k}_{\text{随便取值}} \cdot \underbrace{\vec{0}}_{\text{零向量}} = 0$$

该向量组, 最后含有一个零向量, 该零向量前的 k 可以随便取值, 都不影响 $k\vec{v} = \vec{0}$. 既然 k 可以随便取值, 那我们就有了一组不全为 0 的系数 (k_1, k_2, \dots, k_n) , 所以这些 v 向量, 就是“线性相关”的关系了.

4.5.3 只有一个零向量, 则它必“线性相关”.

如: $k\vec{0} = \vec{0}$

k 可以随便取值, 都不妨碍 $k \cdot \vec{0} = \vec{0}$. 既然 k 可以随便取值, 那我们就有了一组不全为 0 的系数 (k_1, k_2, \dots, k_n) , 所以这些 v 向量 (本例中只有一个向量), 就是“线性相关”的关系了.

4.5.4 若 $\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_r$ 这组向量是”线性相关”的, 则给它们添加一些新的向量, 它们整体 $(\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_r, \vec{v}_{r+1}, \dots, \vec{v}_s)$ 依然是”线性相关”的.

证明过程, 如:

已知 $\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3$ 是“线性相关”的, 即:

$$k_1\vec{v}_1 + k_2\vec{v}_2 + k_3\vec{v}_3 = 0$$

把它扩充一下, 就有:

$$(k_1\vec{v}_1 + k_2\vec{v}_2 + k_3\vec{v}_3) + (0\vec{v}_4 + 0\vec{v}_5) = 0$$

这 5 个系数 k , 就是: $k_1, k_2, k_3, 0, 0$, 不全为 0! 说明这组向量 $\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_5$ 是“线性相关”的. 证毕.

即: 一个向量组中, 只要其中一部分向量是“线性相关”的, 则就可知道: 整个向量组中的全部向量, 都是“线性相关”的.

这里的本质就是: 比如一个队伍, 有 1 个女的, n 个男的. 它满足“有女”性质. 之后无论往队伍里添加多少人, 它依然满足“有女”性质. 因为这个性质, 在最早的队伍中, 就已经被满足了.

即:

部分“线性相关” $\xrightarrow{\text{能推导出}}$ 整体“线性相关”

整体“线性相关” $\xrightarrow{\text{能推导出}}$ 部分“线性相关”

同样就是说: 整体“无女”的话, 则其中的子集部分也“无女”.

4.6 线性无关的性质, 定理

4.6.1 任意一个非零向量, 必“线性无关”.

如: $k\vec{v}$. 因为 $\vec{v} \neq \vec{0}$, 则只能系数 $k=0$, 这样本例中, 我们就找不到一组不全为 0 的 k , 那么这一向量必“线性无关”.

4.6.2

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