

线性代数

欧式空间

张祥朝

复旦大学光科学与工程系

2013-5-9

向量的内积

定义：设有 n 维向量 $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$, $\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$,

令 $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n$,

则称 (\mathbf{x}, \mathbf{y}) 为向量 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的内积.

说明：

- 内积是两个向量之间的一种运算，其结果是一个实数.
- 内积可用矩阵乘法表示：当 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 都是列向量时，

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n = \mathbf{x}^T \mathbf{y}.$$

向量的内积

定义：设有 n 维向量 $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$, $\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$,

令

$$\begin{aligned} & x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n \\ &= (x_1, x_2, \cdots, x_n) \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \mathbf{x}^T \mathbf{y} \end{aligned}$$

则称 (\mathbf{x}, \mathbf{y}) 为向量 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的**内积**.

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n = \mathbf{x}^T \mathbf{y}.$$

内积具有下列性质（其中 $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}$ 为 n 维向量， λ 为实数）：

- 对称性： $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{y}, \mathbf{x})$.
- 线性性质： $(\lambda \mathbf{x}, \mathbf{y}) = \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y})$.

$$(\mathbf{x} + \mathbf{y}, \mathbf{z}) = (\mathbf{x}, \mathbf{z}) + (\mathbf{y}, \mathbf{z})$$

- 当 $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ （零向量）时， $(\mathbf{x}, \mathbf{x}) = 0$ ；
当 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ （零向量）时， $(\mathbf{x}, \mathbf{x}) > 0$.
- Cauchy-Schwarz不等式

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y})^2 \leq (\mathbf{x}, \mathbf{x}) (\mathbf{y}, \mathbf{y}).$$

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n = \mathbf{x}^T \mathbf{y}.$$

内积具有下列性质（其中 $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}$ 为 n 维向量， λ 为实数）：

- 对称性： $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{y}, \mathbf{x})$.

$$[\mathbf{x}, \mathbf{y}] = \overset{\curvearrowright}{x_1} \overset{\curvearrowright}{y_1} + \overset{\curvearrowright}{x_2} \overset{\curvearrowright}{y_2} + \cdots + \overset{\curvearrowright}{x_n} \overset{\curvearrowright}{y_n}$$

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n = \mathbf{x}^T \mathbf{y}.$$

内积具有下列性质（其中 $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}$ 为 n 维向量， λ 为实数）：

- 对称性： $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{y}, \mathbf{x})$.
- 线性性质： $(\lambda \mathbf{x}, \mathbf{y}) = \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y})$.

$$(\mathbf{x} + \mathbf{y}, \mathbf{z}) = (\mathbf{x}, \mathbf{z}) + (\mathbf{y}, \mathbf{z})$$

$$[\lambda \mathbf{x}, \mathbf{y}]$$

$$[\mathbf{x} + \mathbf{y}, \mathbf{z}]$$

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n = \mathbf{x}^T \mathbf{y}.$$

内积具有下列性质（其中 $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}$ 为 n 维向量， λ 为实数）：

- 对称性： $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{y}, \mathbf{x})$.
- 线性性质： $(\lambda \mathbf{x}, \mathbf{y}) = \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y})$.

$$(\mathbf{x} + \mathbf{y}, \mathbf{z}) = (\mathbf{x}, \mathbf{z}) + (\mathbf{y}, \mathbf{z})$$

- 当 $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ （零向量）时， $(\mathbf{x}, \mathbf{x}) = 0$ ；
当 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ （零向量）时， $(\mathbf{x}, \mathbf{x}) > 0$.

$$(\mathbf{x}, \mathbf{x}) = x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_n^2 \geq 0$$

$$(x, y) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n = x^T y.$$

内积具有下列性质（其中 x, y, z 为 n 维向量， λ 为实数）：

- 对称性： $(x, y) = (y, x)$.
- 线性性质： $(\lambda x, y) = \lambda(x, y)$.

$$(x + y, z) = (x, z) + (y, z)$$

- 当 $x = 0$ （零向量）时， $(x, x) = 0$ ；
当 $x \neq 0$ （非零向量）时， $(x, x) > 0$.



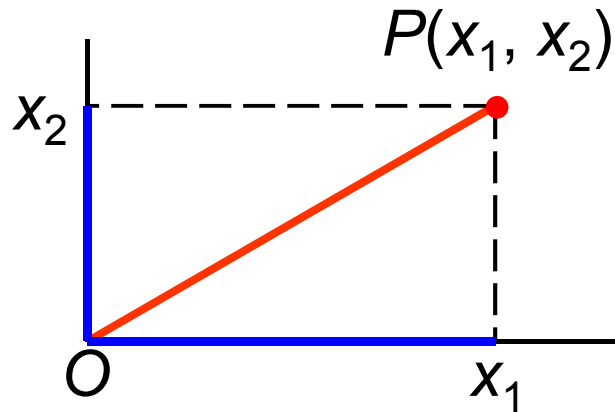
- 定义了内积的线性空间称为欧几里得空间(Euclidean space).
- 严格来讲, $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n$ 并不是内积的唯一定义, 而是常用定义。对于向量空间中的内积计算成立。
- 比如, 在一个多项式空间中, 就可以定义定积分作为内积。
- 1, 交换性:
$$(f, g) = \int_a^b f \cdot g dx = \int_a^b g \cdot f dx = (g, f)$$
- $$(kf, g) = \int_a^b kf \cdot g dx = k \int_a^b f \cdot g dx = k(f, g)$$
- 2, 线性
$$(f, g+h) = \int_a^b f \cdot (g+h) dx = \int_a^b f \cdot g dx + \int_a^b f \cdot h dx = (f, g) + (f, h)$$
- 3, 非负性
$$(f, f) = \int_a^b f \cdot f dx \geq 0 \qquad (f, f) = 0 \Leftrightarrow f \equiv 0$$

-
- 对于向量空间,
 - Cauchy-Schwarz不等式

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y})^2 \leq (\mathbf{x}, \mathbf{x}) (\mathbf{y}, \mathbf{y}).$$

- 证明
- $\mathbf{x}=\mathbf{0}$ 或 $\mathbf{y}=\mathbf{0}$ 时显然成立。
- $\mathbf{x}\neq\mathbf{0}$ 且 $\mathbf{y}\neq\mathbf{0}$ 时, 由于 $(\mathbf{x}+t\mathbf{y}, \mathbf{x}+t\mathbf{y}) = (\mathbf{x}, \mathbf{x}) + 2t(\mathbf{x}, \mathbf{y}) + t^2(\mathbf{y}, \mathbf{y}) \geq 0$
- 取 $t = -(\mathbf{x}, \mathbf{y}) / (\mathbf{y}, \mathbf{y})$, 则有
- $(\mathbf{x}, \mathbf{x}) - (\mathbf{x}, \mathbf{y})^2 / (\mathbf{y}, \mathbf{y}) \geq 0$
- $(\mathbf{x}, \mathbf{x}) (\mathbf{y}, \mathbf{y}) - (\mathbf{x}, \mathbf{y})^2 \geq 0$
- 故不等式成立

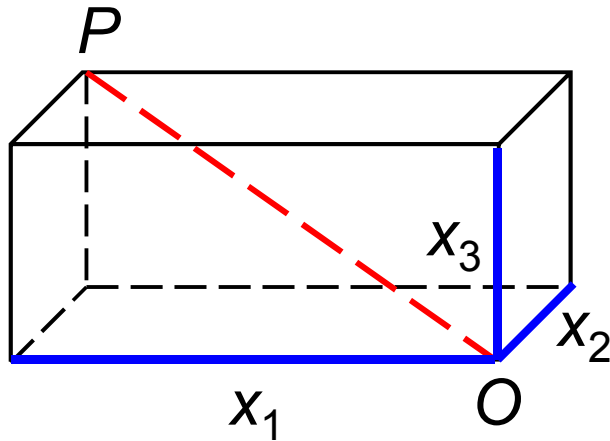
线段的长度



$$(x, x) = x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2 \geq 0$$

若令 $x = (x_1, x_2)^T$, 则

$$|OP| = \sqrt{x_1^2 + x_2^2}$$



若令 $x = (x_1, x_2, x_3)^T$, 则

$$|OP| = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + x_3^2}$$

向量的长度

定义：令 $\sqrt{[\mathbf{x}, \mathbf{x}]} = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_n^2} \geq 0$

称 $\|\mathbf{x}\|$ 为 n 维向量 \mathbf{x} 的**长度**（或**范数**）。

当 $\|\mathbf{x}\| = 1$ 时，称 \mathbf{x} 为**单位向量**。

向量的长度具有下列性质：

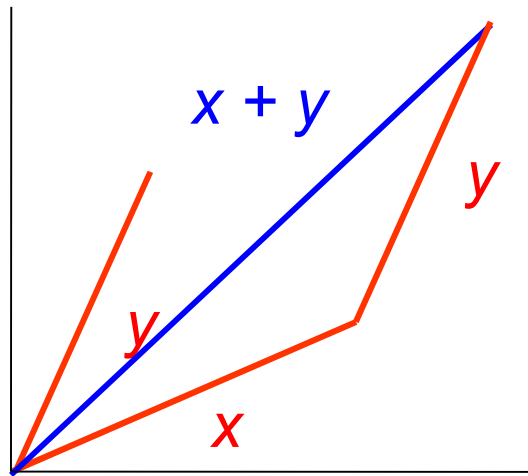
- **非负性**：当 $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ （零向量）时， $\|\mathbf{x}\| = 0$ ；
当 $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ （零向量）时， $\|\mathbf{x}\| > 0$ 。
- **齐次性**： $\|\lambda \mathbf{x}\| = |\lambda| \cdot \|\mathbf{x}\|$ 。

$$[\lambda \mathbf{x}, \lambda \mathbf{x}]$$

$$\|\lambda \mathbf{x}\|$$

向量的长度

- 三角不等式: $\|x + y\| \leq \|x\| + \|y\|$.



向量的正交性

Cauchy-Schwarz不等式

$$(x, y)^2 \leq (x, x) (y, y) = \|x\|^2 \cdot \|y\|^2$$

当 $x \neq 0$ 且 $y \neq 0$ 时, $\left| \frac{[x, y]}{\|x\| \cdot \|y\|} \right| \leq 1$

定义: 当 $x \neq 0$ 且 $y \neq 0$ 时, 把

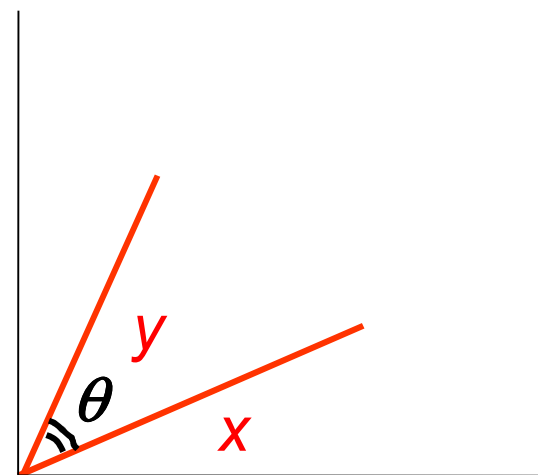
$$\theta = \arccos \frac{[x, y]}{\|x\| \cdot \|y\|}$$

称为 n 维向量 x 和 y 的**夹角**.

当 $(x, y) = 0$, 称向量 x 和 y

正交 (orthogonal) .

结论: 若 $x = 0$, 则 x 与任何向量都正交.



-
- 显然，对于n维欧式空间，可以取n个无关向量组作为空间的基
 - 设基为 (e_1, e_2, \dots, e_n)
 - 对于空间中任意向量

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n x_i \mathbf{e}_i = \mathbf{E}X \qquad \mathbf{y} = \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{e}_i = \mathbf{E}Y$$

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \mathbf{x}^T \mathbf{y} = X^T \mathbf{E}^T \mathbf{E}Y = X^T AY$$

- 所以向量的内积变成其坐标的计算。其中A称为基的度量矩阵

定义：两两正交的非零向量组成的向量组成为**正交向量组**.

定理：若 n 维向量 a_1, a_2, \dots, a_r 是一组两两正交的非零向量，
则 a_1, a_2, \dots, a_r 线性无关.

证明：设 $k_1 a_1 + k_2 a_2 + \dots + k_r a_r = 0$ (**零向量**)，那么

$$\begin{aligned} 0 &= (a_1, 0) = (a_1, k_1 a_1 + k_2 a_2 + \dots + k_r a_r) \\ &= k_1 (a_1, a_1) + k_2 (a_1, a_2) + \dots + k_r (a_1, a_r) \\ &= k_1 (a_1, a_1) + 0 + \dots + 0 \\ &= k_1 \|a_1\|^2 \end{aligned}$$

从而 $k_1 = 0$.

同理可证， $k_2 = k_3 = \dots = k_r = 0$.

综上所述， a_1, a_2, \dots, a_r 线性无关.

例：已知3维向量空间 R^3 中两个向量 $a_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$, $a_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{pmatrix}$

正交，试求一个非零向量 a_3 ，使 a_1, a_2, a_3 两两正交.

分析：显然 $a_1 \perp a_2$.

解：设 $a_3 = (x_1, x_2, x_3)^T$ ，若 $a_1 \perp a_3$ ， $a_2 \perp a_3$ ，则

$$(a_1, a_3) = a_1^T a_3 = x_1 + x_2 + x_3 = 0$$

$$(a_2, a_3) = a_2^T a_3 = x_1 - 2x_2 + x_3 = 0$$

$$Ax = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

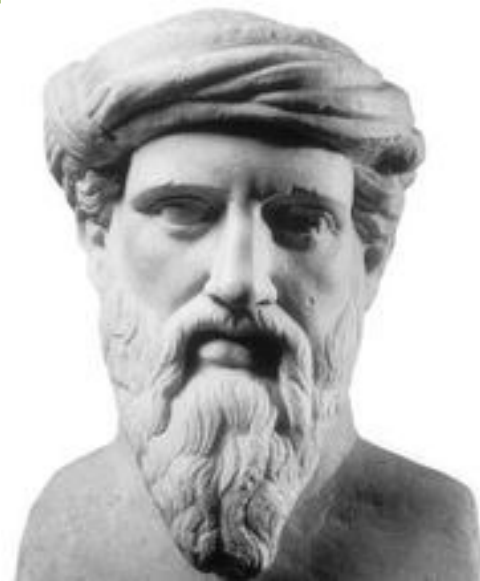
$$A\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & -3 & 0 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\text{得} \begin{cases} x_1 = -x_3 \\ x_2 = 0 \end{cases}$$

$$\text{从而有基础解系} \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \text{ 令 } a_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} .$$

毕达哥拉斯 (Pythagoras) 定理



- 若 $\mathbf{x} \perp \mathbf{y}$, 则

$$(\mathbf{x} + \mathbf{y}, \mathbf{x} + \mathbf{y}) = (\mathbf{x}, \mathbf{x}) + 2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) + (\mathbf{y}, \mathbf{y}) = (\mathbf{x}, \mathbf{x}) + (\mathbf{y}, \mathbf{y})$$

- 即

$$\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\|^2 = \|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{y}\|^2$$

定义： n 维向量 e_1, e_2, \dots, e_r 是向量空间 $V \subset R^n$ 中的向量，
满足

- ✓ e_1, e_2, \dots, e_r 是向量空间 V 中的一个基（最大无关组）；
- ✓ e_1, e_2, \dots, e_r 两两正交；
- ✓ e_1, e_2, \dots, e_r 都是单位向量，

则称 e_1, e_2, \dots, e_r 是 V 的一个**规范正交基/标准正交基**
(**orthonormal basis**).

例： $e_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, e_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, e_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, e_4 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$

是 R^4 的一个规范正交基.

$$e_1 = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, e_2 = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} \\ -1/\sqrt{2} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, e_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{pmatrix}, e_4 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/\sqrt{2} \\ -1/\sqrt{2} \end{pmatrix}$$

也是 R^4 的一个规范正交基.

$$e_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, e_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, e_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, e_4 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

是 R^4 的一个基, 但不是规范正交基.

设 e_1, e_2, \dots, e_r 是向量空间 V 中的一个正交基, 则 V 中任意一个向量可唯一表示为 $x = \lambda_1 e_1 + \lambda_2 e_2 + \dots + \lambda_r e_r$

于是

$$\lambda_i = \frac{[x, e_i]}{[e_i, e_i]} = \frac{[x, e_i]}{\|e_i\|^2}, \quad i = 1, 2, \dots, r$$

特别地, 若 e_1, e_2, \dots, e_r 是 V 的一个规范正交基, 则

$$\lambda_i = [x, e_i], \quad i = 1, 2, \dots, r$$

问题: 向量空间 V 中的一个基 a_1, a_2, \dots, a_r



向量空间 V 中的一个规范正交基 e_1, e_2, \dots, e_r

-
- 投影 (projection)
 - \mathbf{x} 到 \mathbf{y} 的标量投影

$$a = \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|}$$

- \mathbf{x} 到 \mathbf{y} 的向量投影

$$\mathbf{p} = a\mathbf{u} = a \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} = \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{y}}{\mathbf{y}^T \mathbf{y}} \mathbf{y}$$

求规范正交基的方法

基 \Rightarrow 正交基 \Rightarrow 规范正交基

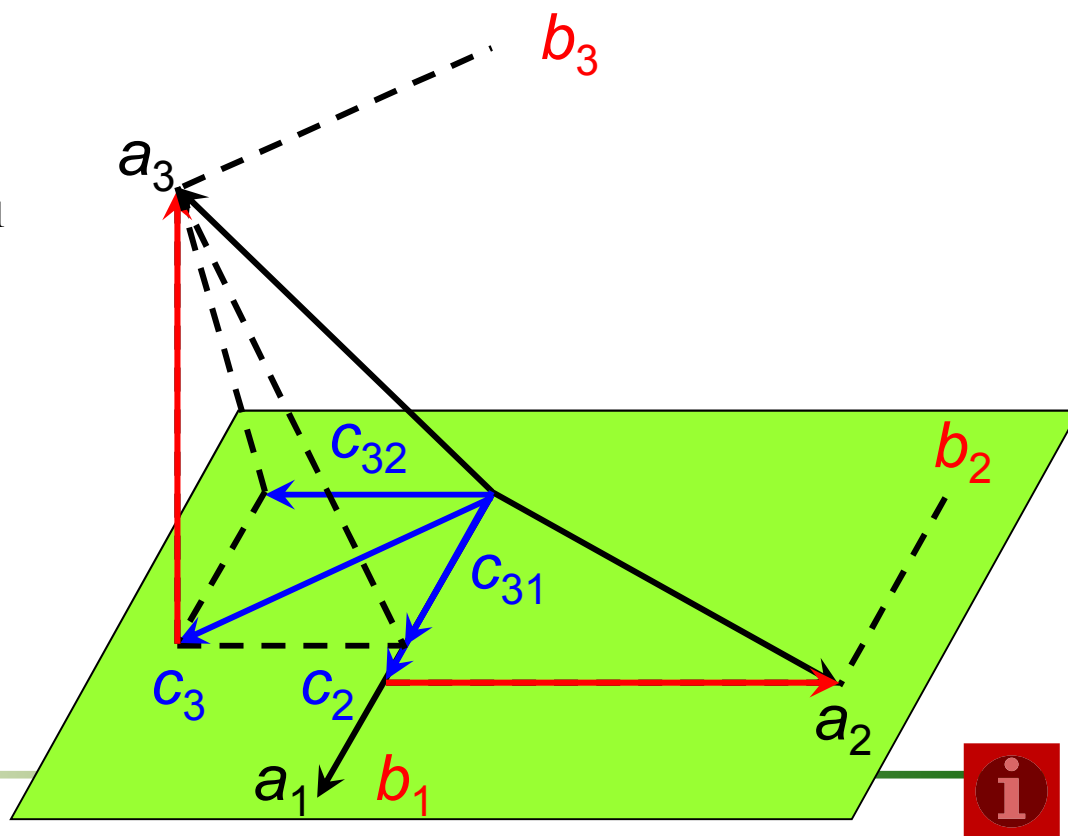
第一步：正交化——施密特 (Schimidt) 正交化过程

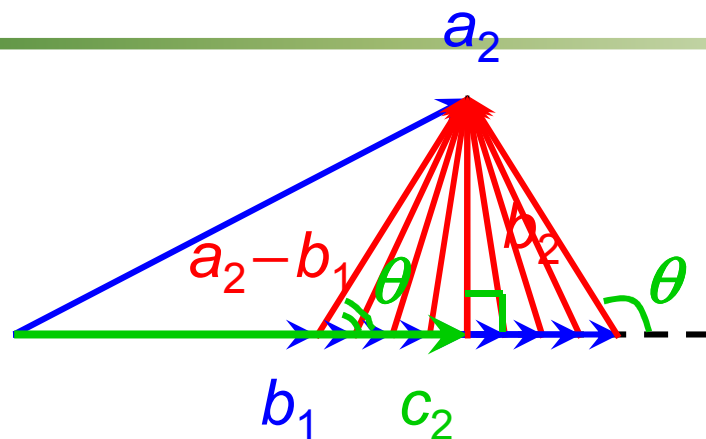
设 a_1, a_2, \dots, a_r 是向量空间 V 中的一个基，那么令

$$b_1 = a_1$$

$$b_2 = a_2 - c_2 = a_2 - \frac{[b_1, a_2]}{[b_1, b_1]} b_1$$

$$b_3 = a_3 - c_3$$





令 c_2 为 a_2 在 b_1 上的投影, 则 $c_2 = \lambda b_1$,
 若令 $b_2 = a_2 - c_2 = a_2 - \lambda b_1$, 则 $b_1 \perp b_2$.
 下面确定 λ 的值. 因为

$$0 = [b_2, b_1]$$

$$\text{所以 } \lambda = \frac{[a_2, b_1]}{[b_1, b_1]}, \quad \text{从而 } b_2 = a_2 - c_2 = a_2 - \lambda b_1 = a_2 - \frac{[b_1, a_2]}{[b_1, b_1]} b_1$$

第一步：正交化——施密特 (Schmidt) 正交化过程

设 a_1, a_2, \dots, a_r 是向量空间 V 中的一个基, 那么令

$$b_1 = a_1$$

$$b_2 = a_2 - c_2 = a_2 - \frac{[b_1, a_2]}{[b_1, b_1]} b_1$$

.....

$$b_r = a_r - \frac{[b_1, a_r]}{[b_1, b_1]} b_1 - \frac{[b_2, a_r]}{[b_2, b_2]} b_2 - \dots - \frac{[b_{r-1}, a_r]}{[b_{r-1}, b_{r-1}]} b_{r-1}$$

于是 b_1, b_2, \dots, b_r 两两正交, 并且与 a_1, a_2, \dots, a_r 等价, 即

b_1, b_2, \dots, b_r 是向量空间 V 中的一个正交基.

特别地, b_1, \dots, b_k 与 a_1, \dots, a_k 等价 ($1 \leq k \leq r$).

第二步：单位化

设 b_1, b_2, \dots, b_r 是向量空间 V 中的一个正交基，那么令

$$e_1 = \frac{1}{\|b_1\|} b_1, e_2 = \frac{1}{\|b_2\|} b_2, \dots, e_r = \frac{1}{\|b_r\|} b_r$$

因为

$$[e_1, e_1] = \left[\frac{1}{\|b_1\|} b_1, \frac{1}{\|b_1\|} b_1 \right] = \frac{1}{\|b_1\|^2} [b_1, b_1] = \frac{\|b_1\|^2}{\|b_1\|^2} = 1$$

$$\|e_1\| = \sqrt{[e_1, e_1]} = 1$$

从而 e_1, e_2, \dots, e_r 是向量空间 V 中的一个规范正交基.

例：设 $a_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}$, $a_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}$, $a_3 = \begin{pmatrix} 4 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}$, 试用施密特正交化

过程把这组向量规范正交化.

解：第一步正交化，取

$$b_1 = a_1$$

$$b_2 = a_2 - \frac{[b_1, a_2]}{[b_1, b_1]} b_1 = \begin{pmatrix} -1 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix} - \frac{4}{6} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix} = \frac{5}{3} \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$b_3 = a_3 - \frac{[b_1, a_3]}{[b_1, b_1]} b_1 - \frac{[b_2, a_3]}{[b_2, b_2]} b_2 = \begin{pmatrix} 4 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix} - \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix} + \frac{5}{3} \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} = 2 \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

例：设 $a_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}$, $a_2 = \begin{pmatrix} -1 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}$, $a_3 = \begin{pmatrix} 4 \\ -1 \\ 0 \end{pmatrix}$, 试用施密特正交化

过程把这组向量规范正交化.

解：第二步单位化, 令 $e_1 = \frac{1}{\|b_1\|} b_1 = \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}$

$$e_2 = \frac{1}{\|b_2\|} b_2 = \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$e_3 = \frac{1}{\|b_3\|} b_3 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

例：已知 $a_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ ，试求非零向量 a_2, a_3 ，使 a_1, a_2, a_3 两两正交。

解：若 $a_1 \perp a_2$ ， $a_1 \perp a_3$ ，则

$$(a_1, a_2) = a_1^T a_2 = x_1 + x_2 + x_3 = 0$$

$$(a_1, a_3) = a_1^T a_3 = x_1 + x_2 + x_3 = 0$$

即 a_2, a_3 应满足方程 $x_1 + x_2 + x_3 = 0$ 。

基础解系为 $\xi_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}$ ， $\xi_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix}$ $a_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}$ ， $a_3 = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}$

把基础解系正交化即为所求。

(以保证 $a_2 \perp a_3$ 成立)

定义：如果 n 阶矩阵 A 满足 $A^T A = E$, 即 $A^{-1} = A^T$,
则称矩阵 A 为**正交矩阵**, 简称**正交阵**.

$$A^T A =$$

$$\begin{pmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{1} \end{pmatrix}$$

于是

$$a_i^T a_j = \begin{cases} \mathbf{1}, & i = j \\ \mathbf{0}, & i \neq j \end{cases} \quad (i, j = 1, 2, \dots, n)$$

从而可得

- 方阵 A 为正交阵的充分必要条件是 A 的**列向量**都是单位向量, 且两两正交. 即 A 的**列向量组**构成 R^n 的规范正交基.

定义：如果 n 阶矩阵 A 满足 $A^T A = E$ ，即 $A^{-1} = A^T$ ，
则称矩阵 A 为**正交矩阵**，简称**正交阵**。

- 方阵 A 为正交阵的充分必要条件是 A 的**列向量**都是单位向量，且两两正交。即 A 的**列向量组**构成 R^n 的规范正交基。

因为 $A^T A = E$ 与 $A A^T = E$ 等价，所以

$$A A^T =$$

$$\begin{pmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{1} \end{pmatrix}$$

$$[b_i, b_j] = b_i^T b_j = \begin{cases} \mathbf{1}, & i = j \\ \mathbf{0}, & i \neq j \end{cases} \quad (i, j = 1, 2, \dots, n)$$

定义：如果 n 阶矩阵 A 满足 $A^T A = E$ ，即 $A^{-1} = A^T$ ，
则称矩阵 A 为**正交矩阵**，简称**正交阵**。

- 方阵 A 为正交阵的充分必要条件是 A 的**列向量**都是单位向量，且两两正交。即 A 的**列向量组**构成 R^n 的规范正交基。
- 方阵 A 为正交阵的充分必要条件是 A 的**行向量**都是单位向量，且两两正交。即 A 的**行向量组**构成 R^n 的规范正交基。

例：正交矩阵 $P = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 0 & 0 \\ 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 0 & 0 & 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \end{pmatrix}$

R^4 的一个规范正交基

$$e_1 = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, e_2 = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} \\ -1/\sqrt{2} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, e_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{pmatrix}, e_4 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/\sqrt{2} \\ -1/\sqrt{2} \end{pmatrix}$$

正交矩阵具有下列性质：

- ✓ 若 A 是正交阵，则 A^{-1} 也是正交阵，且 $|A| = 1$ 或 -1 .
- ✓ 若 A 和 B 是正交阵，则 A 和 B 也是正交阵.

定义：若 P 是正交阵，则线性变换 $y = Px$ 称为**正交变换**.

$$\|y\| = \sqrt{y^T y} = \sqrt{(Px)^T (Px)} = \sqrt{x^T P^T P x} = \sqrt{x^T x} = \|x\|$$

经过正交变换，线段的长度保持不变（从而三角形的形状保持不变），这就是正交变换的优良特性.

$$\begin{cases} y_1 = a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n, \\ y_2 = a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n, \\ \dots \\ y_m = a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n. \end{cases}$$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

系数矩阵

线性变换与矩阵之间存在着一一对应关系.