

# 线性代数 第15讲

11月1日

## 第三章第3讲 正交投影

上一讲要点回顾

三维空间中的正交投影例子

正交补

正交投影

最小二乘问题



## 正交矩阵

设  $q_1, q_2, \dots, q_n$  是  $\mathbb{R}^n$  的一组标准正交基, 记  $n$  阶方阵  $Q = [q_1 \ q_2 \ \cdots \ q_n]$ ,

$$\text{则 } Q^T Q = \begin{bmatrix} q_1^T \\ q_2^T \\ \vdots \\ q_n^T \end{bmatrix} [q_1 \ q_2 \ \cdots \ q_n] = \begin{bmatrix} q_1^T q_1 & q_1^T q_2 & \cdots & q_1^T q_n \\ q_2^T q_1 & q_2^T q_2 & \cdots & q_2^T q_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ q_n^T q_1 & q_n^T q_2 & \cdots & q_n^T q_n \end{bmatrix} = I_n.$$

**定义 3.2.1 (正交矩阵)** 一个  $n$  阶方阵  $Q$  如果满足  $Q^T Q = I_n$ , 则称  $Q$  是  $n$  阶正交矩阵。

**命题 3.2.3** 两个  $n$  阶正交矩阵的乘积还是  $n$  阶正交矩阵.

**命题 3.2.4** 对  $n$  阶方阵  $Q$ , 以下叙述等价:

1.  $Q$  是正交矩阵, 即  $Q^T Q = I_n$ ;
2.  $Q$  为保距变换, 即, 对任意  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $\|Qx\| = \|x\|$ ;
3.  $Q$  为保内积变换, 即, 对任意  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $Qx$  与  $Qy$  的内积等于  $x$  与  $y$  的内积.

## QR分解

设  $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n$  是  $\mathbb{R}^n$  的一组基, Gram-Schmidt 正交化的计算过程分为两步,

第一步正交化, 得到一组正交基

$$\tilde{\mathbf{q}}_1 = \mathbf{a}_1,$$

$$\tilde{\mathbf{q}}_2 = \mathbf{a}_2 - \frac{\tilde{\mathbf{q}}_1^T \mathbf{a}_2}{\tilde{\mathbf{q}}_1^T \tilde{\mathbf{q}}_1} \tilde{\mathbf{q}}_1,$$

$$\tilde{\mathbf{q}}_3 = \mathbf{a}_3 - \frac{\tilde{\mathbf{q}}_1^T \mathbf{a}_3}{\tilde{\mathbf{q}}_1^T \tilde{\mathbf{q}}_1} \tilde{\mathbf{q}}_1 - \frac{\tilde{\mathbf{q}}_2^T \mathbf{a}_3}{\tilde{\mathbf{q}}_2^T \tilde{\mathbf{q}}_2} \tilde{\mathbf{q}}_2,$$

$\vdots$

$$\tilde{\mathbf{q}}_n = \mathbf{a}_n - \frac{\tilde{\mathbf{q}}_1^T \mathbf{a}_n}{\tilde{\mathbf{q}}_1^T \tilde{\mathbf{q}}_1} \tilde{\mathbf{q}}_1 - \dots - \frac{\tilde{\mathbf{q}}_{n-1}^T \mathbf{a}_n}{\tilde{\mathbf{q}}_{n-1}^T \tilde{\mathbf{q}}_{n-1}} \tilde{\mathbf{q}}_{n-1}.$$

$$\text{设 } A = [\mathbf{a}_1 \ \dots \ \mathbf{a}_n], \tilde{Q} = [\tilde{\mathbf{q}}_1 \ \dots \ \tilde{\mathbf{q}}_n]$$

$$A = \tilde{Q} \tilde{R}, \quad \tilde{R} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\tilde{\mathbf{q}}_1^T \mathbf{a}_2}{\tilde{\mathbf{q}}_1^T \tilde{\mathbf{q}}_1} & \dots & \frac{\tilde{\mathbf{q}}_1^T \mathbf{a}_n}{\tilde{\mathbf{q}}_1^T \tilde{\mathbf{q}}_1} \\ & 1 & \ddots & \vdots \\ & & \ddots & \frac{\tilde{\mathbf{q}}_{n-1}^T \mathbf{a}_n}{\tilde{\mathbf{q}}_{n-1}^T \tilde{\mathbf{q}}_{n-1}} \\ & & & 1 \end{bmatrix}$$

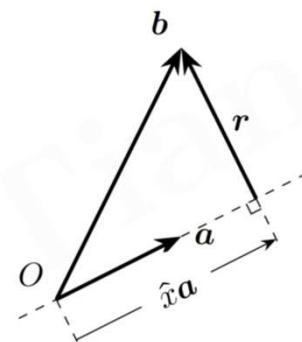
第二步再单位化每个向量, 得到标准正交基:  $\mathbf{q}_i = \frac{\tilde{\mathbf{q}}_i}{\|\tilde{\mathbf{q}}_i\|}$ .  $A = Q \operatorname{diag}(\|\tilde{\mathbf{q}}_i\|) \tilde{R} = QR$

**定理 3.2.7 (可逆矩阵的 QR 分解)** 设  $A$  是  $n$  阶可逆矩阵, 则存在唯一的分解  $A = QR$ , 其中  $Q$  是正交矩阵,  $R$  是对角元都是正数的上三角矩阵.

例 3.3.1 考虑方程组  $Ax = b$ , 其中  $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \\ 1 & 3 \end{bmatrix}$ ,  $b = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \\ 5 \end{bmatrix}$ ,  $x \in \mathbb{R}^2$ . 简单计算可知方

程组无解. 那么, 如何找到  $\hat{x} \in \mathbb{R}^2$ , 满足

$$\|b - A\hat{x}\| = \min_{x \in \mathbb{R}^2} \|b - Ax\|?$$



### 三维空间中的正交投影

设  $q_1, q_2$  是  $\text{span}(a_1, a_2)$  的一组标准正交基,

$$\text{则 } b = (q_1^T b)q_1 + (q_2^T b)q_2 + r$$

$$b = \frac{a^T b}{a^T a} a + \left( b - \frac{a^T b}{a^T a} a \right)$$

对  $a_1, a_2$  做 Gram-Schmidt 正交化, 则得到  $\mathcal{R}(A)$  的一组标准正交基  $q_1, q_2$

$$A = [a_1 \ a_2] = [q_1 \ q_2] R \Rightarrow [q_1 \ q_2] = AR^{-1}$$

$$b = [q_1 \ q_2] \begin{bmatrix} q_1^T b \\ q_2^T b \end{bmatrix} + r = AR^{-1} \begin{bmatrix} q_1^T b \\ q_2^T b \end{bmatrix} + r = A\hat{x} + r,$$

$$\text{设 } \hat{y} = \begin{bmatrix} q_1^T b \\ q_2^T b \end{bmatrix} = Q^T b, \quad \hat{x} = R^{-1} \hat{y}$$

例 3.3.1 考虑方程组  $Ax = b$ , 其中  $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \\ 1 & 3 \end{bmatrix}$ ,  $b = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \\ 5 \end{bmatrix}$ ,

$x \in R^2$ , 简单计算可知方程组无解. 那么, 如何找到  $\hat{x} \in R^2$ , 满足  $\|b - A\hat{x}\| = \min_{x \in R^2} \|b - Ax\|$ ?

设  $q_1, q_2$  是  $\text{span}(a_1, a_2)$  的一组标准正交基,  
 则  $b = (q_1^T b)q_1 + (q_2^T b)q_2 + r$   
 $A = [a_1 \ a_2] = [q_1 \ q_2]R \Rightarrow [q_1 \ q_2] = AR^{-1}$   
 $b = [q_1 \ q_2] \begin{bmatrix} q_1^T b \\ q_2^T b \end{bmatrix} + r = AR^{-1}Q^T b + r$   
 $= AR^{-1}Q^T b + r = A\hat{x} + r$

首先计算正交向量组  $\tilde{q}_1, \tilde{q}_2$ :  $\tilde{q}_1 = a_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$ ,  $\tilde{q}_2 = a_2 - \frac{\tilde{q}_1^T a_2}{\tilde{q}_1^T \tilde{q}_1} \tilde{q}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 3 \end{bmatrix} - \frac{6}{6} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 2 \end{bmatrix}$

$$q_1 = \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}, q_2 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 2 \end{bmatrix}.$$

$$A = [\tilde{q}_1 \ \tilde{q}_2] \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = [q_1 \ q_2] \begin{bmatrix} \sqrt{6} & 0 \\ 0 & \sqrt{5} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$Q = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & 0 \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{5}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{2}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}, \quad R = \begin{bmatrix} \sqrt{6} & \\ & \sqrt{5} \end{bmatrix} \tilde{R} = \begin{bmatrix} \sqrt{6} & \sqrt{6} \\ 0 & \sqrt{5} \end{bmatrix}. \quad R^{-1} = \tilde{R}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \\ & \frac{1}{\sqrt{5}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & \\ & \frac{1}{\sqrt{5}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{5}} \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}$$

$$\hat{y} = Q^T b = \begin{bmatrix} \frac{11}{\sqrt{6}} \\ \frac{7}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}, \quad \hat{x} = R^{-1} \hat{y} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{5}} \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{5}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{11}{\sqrt{6}} \\ \frac{7}{\sqrt{5}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{13}{30} \\ \frac{7}{5} \end{bmatrix}.$$

因此,  $r = b - A\hat{x} = \begin{bmatrix} -\frac{11}{6} \\ \frac{11}{15} \\ \frac{11}{30} \end{bmatrix}$ , 最小距离  $\|r\| = \frac{11}{\sqrt{30}}$ .

下面, 将正交投影的概念推广到任意子空间上.



## 子空间的正交补空间

命题3.3.2 如果  $b$  与  $a_1, \dots, a_s$  都正交, 则  $b$  与子空间  $\text{span}(a_1, \dots, a_s)$  中的任意向量都正交.

在  $\mathbb{R}^3$  中, 命题3.3.2 的几何描述, 就是

向量垂直于某个平面当且仅当它垂直于平面内两条相交直线.

齐次方程组  $Ax = 0$  的任意解向量  $x$  与矩阵  $A$  的所有行向量都正交.

因此, 零空间  $\mathcal{N}(A)$  中的任意向量和行空间  $\mathcal{R}(A^T)$  中的任意向量都正交.

定义 3.3.3 (子空间正交) 给定  $\mathbb{R}^n$  的子空间  $\mathcal{M}, \mathcal{N}$ , 如果  $\mathcal{M}$  中任意向量和  $\mathcal{N}$  中任意向量都正交, 则称  $\mathcal{M}$  与  $\mathcal{N}$  正交, 记为  $\mathcal{M} \perp \mathcal{N}$ .

特别地, 如果  $\text{span}(\mathbf{a}) \perp \mathcal{M}$ , 则简称向量  $\mathbf{a}$  与子空间  $\mathcal{M}$  正交, 记为  $\mathbf{a} \perp \mathcal{M}$ .

定义 3.3.4 (正交补) 给定  $\mathbb{R}^n$  的子空间  $\mathcal{M}$ , 则  $\mathbb{R}^n$  的子集  $\mathcal{M}^\perp := \{\mathbf{a} \in \mathbb{R}^n \mid \mathbf{a} \perp \mathcal{M}\}$ , 称为  $\mathcal{M}$  的正交补.

例3.3.5 设  $A = [1 \ 0 \ 0]^T$ , 则  $\mathcal{N}(A) = \text{span}(\mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3)$ ,  $\mathcal{R}(A^T) = \text{span}(\mathbf{e}_1)$ , 两个子空间互为正交补.



## 正交补空间

---

命题 3.3.6 如果  $\mathcal{M}$  是  $\mathbb{R}^n$  的子空间, 则其正交补  $\mathcal{M}^\perp$  也是  $\mathbb{R}^n$  的子空间.

证明: 首先,  $\mathcal{M}^\perp$  非空:  $\mathbf{0} \in \mathcal{M}^\perp$ .

其次,  $\mathcal{M}^\perp$  对线性运算封闭:

如果  $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2 \in \mathcal{M}^\perp$ , 则对任意  $\mathbf{b} \in \mathcal{M}$ ,  $\mathbf{a}_1^T \mathbf{b} = \mathbf{a}_2^T \mathbf{b} = 0$ ,

于是对任意线性组合  $k_1 \mathbf{a}_1 + k_2 \mathbf{a}_2$ ,

有  $(k_1 \mathbf{a}_1 + k_2 \mathbf{a}_2)^T \mathbf{b} = k_1 \mathbf{a}_1^T \mathbf{b} + k_2 \mathbf{a}_2^T \mathbf{b} = 0$ ,

即  $k_1 \mathbf{a}_1 + k_2 \mathbf{a}_2 \in \mathcal{M}^\perp$ . 证毕

对两个子空间  $\mathcal{M}, \mathcal{N}$ , 如果  $\mathcal{M} \perp \mathcal{N}$ , 那么  $\mathcal{M} \subseteq \mathcal{N}^\perp, \mathcal{N} \subseteq \mathcal{M}^\perp$ ;

如果  $\mathcal{M} \subseteq \mathcal{N}$ , 那么  $\mathcal{N}^\perp \subseteq \mathcal{M}^\perp$ .

命题 3.3.7 对  $\mathbb{R}^n$  的子空间  $\mathcal{M}$ , 有

1.  $\mathcal{M} \cap \mathcal{M}^\perp = \{\mathbf{0}\}$ ;
2.  $\dim \mathcal{M}^\perp = n - \dim \mathcal{M}$ ;
3.  $(\mathcal{M}^\perp)^\perp = \mathcal{M}$ ;
4. 对任意  $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^n$ , 都存在唯一的分解  $\mathbf{a} = \mathbf{a}_1 + \mathbf{a}_2$ , 使得  $\mathbf{a}_1 \in \mathcal{M}, \mathbf{a}_2 \in \mathcal{M}^\perp$ .

证明:

第1条: 对任意  $\mathbf{a} \in \mathcal{M} \cap \mathcal{M}^\perp$ , 则  $\mathbf{a} \perp \mathbf{a}$ , 因此  $\mathbf{a}^T \mathbf{a} = 0$ , 可知  $\mathbf{a} = \mathbf{0}$ .

第2条: 取  $\mathcal{M}$  的一组标准正交基  $\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_r$ ,

将其扩充成  $\mathbb{R}^n$  的一组基  $\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_r, \mathbf{q}_{r+1}, \dots, \mathbf{q}_n$ .

则  $\mathbf{q}_{r+1}, \dots, \mathbf{q}_n$  是  $\mathcal{M}^\perp$  的一组标准正交基. 所以  $\dim \mathcal{M}^\perp = n - \dim \mathcal{M}$ .

第3条: 显然有  $\mathcal{M} \subseteq (\mathcal{M}^\perp)^\perp$ . 根据第2条,  $\dim(\mathcal{M}^\perp)^\perp = n - \dim \mathcal{M}^\perp = \dim \mathcal{M}$ .

因为  $\mathcal{M} \subseteq (\mathcal{M}^\perp)^\perp$ , 且二者维数相等, 所以  $\mathcal{M} = (\mathcal{M}^\perp)^\perp$ .

第4条: 取  $\mathcal{M}$  的一组标准正交基  $\mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_r$ , 对任意  $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^n$ ,

令  $\mathbf{a}_1 = (\mathbf{q}_1^T \mathbf{a}) \mathbf{q}_1 + \dots + (\mathbf{q}_r^T \mathbf{a}) \mathbf{q}_r$ ,  $\mathbf{q}_i^T \mathbf{a}_1 = \mathbf{q}_i^T \left[ (\mathbf{q}_1^T \mathbf{a}) \mathbf{q}_1 + \dots + (\mathbf{q}_i^T \mathbf{a}) \mathbf{q}_i + \dots + (\mathbf{q}_r^T \mathbf{a}) \mathbf{q}_r \right] = \mathbf{q}_i^T \mathbf{a}$   
 $\mathbf{q}_i^T \mathbf{a} = \mathbf{q}_i^T \mathbf{a}_1, 1 \leq i \leq r$ . 因此  $\mathbf{a} - \mathbf{a}_1$  与每个  $\mathbf{q}_i$  都正交, 即  $\mathbf{a}_2 = \mathbf{a} - \mathbf{a}_1 \in \mathcal{M}^\perp$ .

唯一性: 假设有两个分解  $\mathbf{a} = \mathbf{a}_1 + \mathbf{a}_2 = \mathbf{a}'_1 + \mathbf{a}'_2$ , 则  $\mathbf{a}_1 - \mathbf{a}'_1 = \mathbf{a}'_2 - \mathbf{a}_2 \in \mathcal{M} \cap \mathcal{M}^\perp = \{\mathbf{0}\}$ ,  
因此  $\mathbf{a}_1 = \mathbf{a}'_1, \mathbf{a}'_2 = \mathbf{a}_2$ , 即分解唯一.



定理 3.3.8 给定  $m \times n$  矩阵  $A$ , 则

1.  $\mathcal{R}(A^T)^\perp = \mathcal{N}(A), \mathcal{R}(A)^\perp = \mathcal{N}(A^T);$
2.  $\mathcal{R}(A^T A) = \mathcal{R}(A^T), \mathcal{N}(A^T A) = \mathcal{N}(A);$
3.  $\mathcal{R}(A A^T) = \mathcal{R}(A), \mathcal{N}(A A^T) = \mathcal{N}(A^T).$

$$A_{m \times n} = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_n] = \begin{bmatrix} \tilde{a}_1^T \\ \tilde{a}_2^T \\ \vdots \\ \tilde{a}_m^T \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} \tilde{a}_1^T \\ \tilde{a}_2^T \\ \vdots \\ \tilde{a}_m^T \end{bmatrix} x = 0$$
$$\text{span}(\tilde{a}_1, \dots, \tilde{a}_m) \perp \mathcal{N}(A)$$

证. 第1条: 显然.

第2条: 先证  $\mathcal{N}(A^T A) = \mathcal{N}(A);$

$Ax = 0$ , 则  $A^T Ax = 0$ , 所以  $\mathcal{N}(A) \subseteq \mathcal{N}(A^T A)$ ,

下证  $\mathcal{N}(A^T A) \subseteq \mathcal{N}(A)$ . 对任意  $x \in \mathcal{N}(A^T A)$ , 有  $A^T Ax = 0$ ,

两边同时左乘行向量  $x^T$ , 可得  $x^T A^T Ax = 0$ .

设  $y = Ax$ , 则  $y^T = x^T A^T$ ,  $0 = y^T y = y_1^2 + \cdots + y_m^2$ .

而  $y_i$  都是实数, 因此  $y = 0$ , 即  $x \in \mathcal{N}(A)$ .

根据零空间维数定理2.4.1 ( $A^T A$ 的维数与其零空间的维数和为  $n$ ),

$\text{rank}(A^T A) = n - \dim \mathcal{N}(A^T A) = n - \dim \mathcal{N}(A) = \text{rank}(A)$ .

而  $\mathcal{R}(A^T A) \subseteq \mathcal{R}(A^T)$ ,  $\text{rank}(A^T A) = \text{rank}(A)$ , 所以  $\mathcal{R}(A^T A) = \mathcal{R}(A^T)$

第3条: 对  $A^T$  应用第2条.

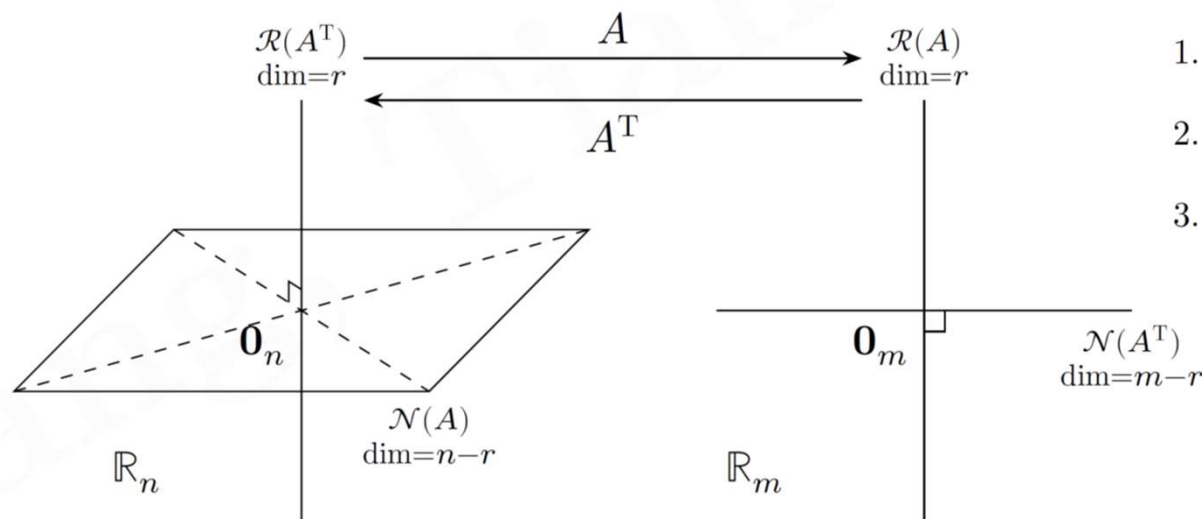


图 3.3.2: 矩阵导出的四个子空间关系图

**定理 3.3.8** 给定  $m \times n$  矩阵  $A$ , 则

1.  $\mathcal{R}(A^T)^\perp = \mathcal{N}(A)$ ,  $\mathcal{R}(A)^\perp = \mathcal{N}(A^T)$ ;
2.  $\mathcal{R}(A^T A) = \mathcal{R}(A^T)$ ,  $\mathcal{N}(A^T A) = \mathcal{N}(A)$ ;
3.  $\mathcal{R}(A A^T) = \mathcal{R}(A)$ ,  $\mathcal{N}(A A^T) = \mathcal{N}(A^T)$ .

这四个子空间的关系可以用图 3.3.2 来表示, 其中  $r = \text{rank}(A)$ , 有如下解释:

1.  $\mathcal{R}(A^T)$  和  $\mathcal{N}(A)$  在  $\mathbb{R}^n$  中互为正交补;  $\mathcal{R}(A)$  和  $\mathcal{N}(A^T)$  在  $\mathbb{R}^m$  中互为正交补.
2.  $A$  对应的线性映射  $\mathbf{A}: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  把  $\mathcal{N}(A)$  映射到  $\{\mathbf{0}_m\}$ , 把  $\mathcal{R}(A^T)$  映射到  $\mathcal{R}(A)$ ;
3.  $A^T$  对应的线性映射  $\mathbf{A}^*: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$  把  $\mathcal{N}(A^T)$  映射到  $\{\mathbf{0}_n\}$ , 把  $\mathcal{R}(A)$  映射到  $\mathcal{R}(A^T)$ .

**定理 3.3.8** 给定  $m \times n$  矩阵  $A$ , 则

1.  $\mathcal{R}(A^T)^\perp = \mathcal{N}(A), \mathcal{R}(A)^\perp = \mathcal{N}(A^T);$
  2.  $\mathcal{R}(A^T A) = \mathcal{R}(A^T), \mathcal{N}(A^T A) = \mathcal{N}(A);$
  3.  $\mathcal{R}(A A^T) = \mathcal{R}(A), \mathcal{N}(A A^T) = \mathcal{N}(A^T).$
- 

**例 3.3.9** 回顾例 3.3.1 ,  $A = \begin{bmatrix} \boldsymbol{a}_1 & \boldsymbol{a}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \\ 1 & 3 \end{bmatrix}, \boldsymbol{r} = \frac{11}{30} \begin{bmatrix} -5 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix},$

则  $\mathcal{N}(A^T) = \text{span}(\boldsymbol{r}) = \mathcal{R}(A)^\perp.$

而向量  $\boldsymbol{b}$  的分解是  $\boldsymbol{b} = A\hat{\boldsymbol{x}} + \boldsymbol{r}, A\hat{\boldsymbol{x}} \in \mathcal{R}(A), \boldsymbol{r} \in \mathcal{N}(A^T).$

另一方面,  $\mathcal{R}(A^T) = \mathbb{R}^2$ , 所以  $\mathcal{N}(A) = \mathcal{R}(A^T)^\perp = \{\mathbf{0}\}.$

☺

命题 3.3.7 对  $\mathbb{R}^n$  的子空间  $\mathcal{M}$ , 有

1.  $\mathcal{M} \cap \mathcal{M}^\perp = \{\mathbf{0}\}$ ;
2.  $\dim \mathcal{M}^\perp = n - \dim \mathcal{M}$ ;
3.  $(\mathcal{M}^\perp)^\perp = \mathcal{M}$ ;
4. 对任意  $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^n$ , 都存在唯一的分解  $\mathbf{a} = \mathbf{a}_1 + \mathbf{a}_2$ , 使得  $\mathbf{a}_1 \in \mathcal{M}, \mathbf{a}_2 \in \mathcal{M}^\perp$ .



## 正交投影

给定  $\mathbb{R}^n$  的子空间  $\mathcal{M}$ , 根据命题 3.3.7 可知, 对任意  $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^n$ , 都有唯一的分解

$$\mathbf{a} = \mathbf{a}_1 + \mathbf{a}_2, \text{ 其中 } \mathbf{a}_1 \in \mathcal{M}, \mathbf{a}_2 \in \mathcal{M}^\perp.$$

定义  $\mathbb{R}^n$  上的一个变换  $P_{\mathcal{M}}: \mathbf{a} \mapsto \mathbf{a}_1$ ,

它是线性变换: 如果  $\mathbf{a}$  和  $\mathbf{b}$  分别有分解  $\mathbf{a} = \mathbf{a}_1 + \mathbf{a}_2, \mathbf{b} = \mathbf{b}_1 + \mathbf{b}_2$ ,

则  $\mathbf{a} + \mathbf{b} = (\mathbf{a}_1 + \mathbf{b}_1) + (\mathbf{a}_2 + \mathbf{b}_2)$  是  $\mathbf{a} + \mathbf{b}$  唯一的分解,

因此  $P_{\mathcal{M}}(\mathbf{a} + \mathbf{b}) = \mathbf{a}_1 + \mathbf{b}_1 = P_{\mathcal{M}}(\mathbf{a}) + P_{\mathcal{M}}(\mathbf{b})$ ;

$$P_{\mathcal{M}}(k\mathbf{a}) = P_{\mathcal{M}}(k\mathbf{a}_1 + k\mathbf{a}_2) = k\mathbf{a}_1 = kP_{\mathcal{M}}(\mathbf{a}).$$

定义 3.3.10 给定  $\mathbb{R}^n$  的子空间  $\mathcal{M}$ , 线性变换  $P_{\mathcal{M}}$  称为子空间  $\mathcal{M}$  上的正交投影 (变换), 而  $\mathbf{a}_1 = P_{\mathcal{M}}(\mathbf{a})$  称为向量  $\mathbf{a}$  在  $\mathcal{M}$  上的正交投影.



## 正交投影

---

**定义3.3.10** 给定  $\mathbb{R}^n$  的子空间  $\mathcal{M}$ , 对任意  $a \in \mathbb{R}^n$

都有唯一的分解  $a = a_1 + a_2$ , 其中  $a_1 \in \mathcal{M}, a_2 \in \mathcal{M}^\perp$ .

线性变换  $P_{\mathcal{M}}(a) = a_1$  称为子空间  $\mathcal{M}$  上的**正交投影 (变换)**,

而  $a_1 = P_{\mathcal{M}}(a)$  称为向量  $a$  在  $\mathcal{M}$  上的**正交投影**.

特别地,  $a \in \mathcal{M}$  当且仅当  $P_{\mathcal{M}}(a) = a$ , 而  $a \in \mathcal{M}^\perp$  当且仅当  $P_{\mathcal{M}}(a) = 0$ .

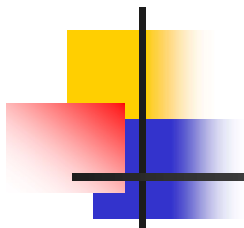
线性变换  $P_{\mathcal{M}^\perp} : a \mapsto a_2$  是  $\mathcal{M}^\perp$  上的**正交投影 (变换)**,

而  $a_2$  是  $a$  在  $\mathcal{M}^\perp$  上的正交投影.

注意,  $a_1 \perp a_2$ , 因此一个向量在一个子空间上的正交投影,

与其在该子空间的正交补上的投影总正交, 这就是这种变换称为**正交投影**的原因.

显然  $I = P_{\mathcal{M}} + P_{\mathcal{M}^\perp}$ .



**例 3.3.11** 给定  $\mathbb{R}^3$  的子空间  $\mathcal{M} = \text{span}(\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2)$  是  $\mathbf{e}_1$ - $\mathbf{e}_2$  坐标平面.

其正交补  $\mathcal{M}^\perp = \text{span}(\mathbf{e}_3)$ , 是  $\mathbf{e}_3$  坐标轴.

$$\text{正交投影 } \mathbf{P}_{\mathcal{M}} \left( \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{P}_{\mathcal{M}^\perp} \left( \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ a_3 \end{bmatrix},$$

分别是  $\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix}$  向  $\mathbf{e}_1$ - $\mathbf{e}_2$  平面和  $\mathbf{e}_3$  轴的正交投影.



## 利用正交投影求最小距离

**命题 3.3.12** 给定  $\mathbb{R}^n$  的子空间  $\mathcal{M}$  和向量  $a$ , 而  $a_1 = P_{\mathcal{M}}(a)$  为  $a$  在  $\mathcal{M}$  上的正交投影, 则  $\|a - a_1\| = \min_{x \in \mathcal{M}} \|a - x\|$ .

证明: 给定  $a \in \mathbb{R}^n$ , 存在唯一的分解式  $a = a_1 + a_2$ , 其中  $a_1 \in M, a_2 \in M^\perp$ ,

则对任意  $x \in M$ ,

$$\begin{aligned}\|a - x\|^2 &= \|a - a_1 + a_1 - x\|^2 \\&= \|(a - a_1) + (a_1 - x)\|^2 \\&= [(a - a_1) + (a_1 - x)]^T [(a - a_1) + (a_1 - x)] \\&= [a_2^T + (a_1 - x)^T] [a_2 + (a_1 - x)] \\&= a_2^T a_2 + (a_1 - x)^T (a_1 - x) \\&\geq a_2^T a_2\end{aligned}$$

等号在  $(a_1 - x)^T (a_1 - x) = 0$ , 即  $a_1 = x$  时, 取得。



## 如何计算正交投影

---

设  $q_1, \dots, q_r$  是  $\mathcal{M}$  的一组标准正交基.

将其扩充成  $\mathbb{R}^n$  的一组基  $q_1, \dots, q_r, q_{r+1}, \dots, q_n$ .

对任意  $a \in \mathbb{R}^n$ ,  $a = (q_1^\top a)q_1 + \dots + (q_r^\top a)q_r + (q_{r+1}^\top a)q_{r+1} + \dots + (q_n^\top a)q_n$

则  $P_{\mathcal{M}}(a) = (q_1^\top a)q_1 + \dots + (q_r^\top a)q_r$ .

令  $Q_r = [q_1 \dots q_r]$ , 于是  $P_{\mathcal{M}}(a) = q_1 q_1^\top a + \dots + q_r q_r^\top a = Q_r Q_r^\top a$ .

因此正交投影  $P_{\mathcal{M}}$  的表示矩阵就是  $Q_r Q_r^\top$ , 记为  $P_{\mathcal{M}}$ .

注意, 表示矩阵  $P_{\mathcal{M}}$  与  $\mathcal{M}$  的正交基和  $Q_r$  的选取无关 (为什么? ) .



因此正交投影 $P_{\mathcal{M}}$ 的表示矩阵就是 $Q_r Q$ , 记为 $P_{\mathcal{M}}$

下面讨论 $\mathcal{M} = \mathcal{R}(A)$ 的情形, 此时 $\mathcal{R}(A)^\perp = \mathcal{N}(A^\top)$ .

定义3.3.13 给定矩阵 $A$ , 其列空间上的正交投影的表示矩阵 $P_{\mathcal{R}(A)}$ , 称为关于 $A$ 的正交投影矩阵, 简记为 $P_A$ .

当 $A$ 是可逆方阵时,  $\mathcal{R}(A) = \mathbb{R}^n$ , 此时正交投影就是恒同变换, 因此 $P_A = I_n$ .

如果 $P$ 是关于 $A$ 的正交投影矩阵, 则 $P = P_{\mathcal{R}(A)}$ ,

于是 $I_n - P = P_{\mathcal{R}(A)^\perp} = P_{\mathcal{N}(A^\top)}$ , 也是正交投影矩阵 (关于哪个矩阵? ).

正交投影矩阵有如下性质.

命题3.3.14 给定 $n$ 阶方阵 $P$ ,  $P$ 是正交投影矩阵, 当且仅当 $P^2 = P^\top = P$ .

证. " $\Rightarrow$ ": 假设 $P$ 是关于 $A$ 的投影矩阵, 且 $\mathcal{R}(A)$ 的一组标准正交基组成矩阵 $Q_r$ ,

那么 $P = Q_r Q$ 是对称矩阵. 同时,  $P^2 = (Q_r Q)(Q_r Q) = Q_r Q = P$ .

" $\Leftarrow$ ": 下证 $P$ 是关于矩阵 $P$ 本身的投影矩阵. 对任意向量 $x$ ,  $Px \in \mathcal{R}(P)$ .

由于 $P^2 = P = P^\top$ , 因此 $P^\top(x - Px) = Px - P^2x = 0$ , 所以 $x^\top P^\top(x - Px) = 0$ .

因此 $x = Px + (x - Px)$ 是正交投影对应的唯一分解,

该正交投影的表示矩阵是 $P$ .

**例 3.3.1** 考虑方程组  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ , 其中  $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \\ 1 & 3 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 0 \\ 3 \\ 5 \end{bmatrix}$ ,

$$\hat{\mathbf{y}} = Q^T \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \frac{11}{\sqrt{6}} \\ \frac{7}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}, \hat{\mathbf{x}} = R^{-1} \hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{5}} \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{5}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{11}{\sqrt{6}} \\ \frac{7}{\sqrt{5}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{13}{30} \\ \frac{7}{5} \end{bmatrix}.$$

---

因此,  $\mathbf{r} = \mathbf{b} - A\hat{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} -\frac{11}{6} \\ \frac{11}{15} \\ \frac{11}{30} \end{bmatrix}$ , 最小距离  $\|\mathbf{r}\| = \frac{11}{\sqrt{30}}$ .

**例 3.3.15** 继续讨论例 3.3.1, 取  $\mathcal{R}(A)$  的一组标准正交基并列排成的矩阵是

$$Q = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} & 0 \\ \frac{2}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{5}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{2}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}. \text{ 正交投影矩阵 } P_A = QQ^T = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} \frac{1}{6} & \frac{1}{3} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{3} & \frac{13}{15} & -\frac{1}{15} \\ \frac{1}{6} & -\frac{1}{15} & \frac{29}{30} \end{bmatrix}.$$

向量  $\mathbf{b}$  的正交投影分解为  $\mathbf{b} = P_A \mathbf{b} + (I_3 - P_A) \mathbf{b}$ ,

可以验证  $A\hat{\mathbf{x}} = P_A \mathbf{b}$ ,  $(I_3 - P_A) \mathbf{b} = \mathbf{r}$ ,

与例 3.3.1 中的分解  $\mathbf{b} = A\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{r}$  一致.



如果不计算  $\mathcal{R}(A)$  的标准正交基,  
能否求出正交投影矩阵?

---

对任意向量  $b$ , 记其在  $\mathcal{R}(A)$  上的正交投影为  $Ax$ ,  
则  $b - Ax \perp \mathcal{R}(A)$ .

因此  $b - Ax \in \mathcal{R}(A)^\perp = \mathcal{N}(A^\top)$ , 即  $A^\top(b - Ax) = \mathbf{0}$ , 于是  $A^\top Ax = A^\top b$ .

考虑线性方程组  $A^\top Ax = A^\top b$ ,

$\mathcal{R}(A^\top A) = \mathcal{R}(A^\top)$ , 因此  $A^\top b \in \mathcal{R}(A^\top A)$ .

这说明  $A^\top Ax = A^\top b$  有解.

如果  $A^\top A$  可逆, 那么唯一解  $x = (A^\top A)^{-1} A^\top b$ ,

于是  $b$  在  $\mathcal{R}(A)$  上的正交投影是  $Ax = A(A^\top A)^{-1} A^\top b$ .

这意味着, 关于  $A$  的正交投影矩阵是  $P_A = A(A^\top A)^{-1} A^\top$ .

最小二乘问题



## 作业 (11月1日)

---

练习3.3

1, 2, 6, 7, 9, 10, 11, 18, 19, 20

11月8日提交

---