

线性代数 第14讲

10月27日

第三章第2讲 正交矩阵和QR分解

上一讲要点回顾

正交矩阵

QR分解

Household变换 (反射变换)



内积

定义 3.1.2 (内积) 定义 R^n 上的两个向量 a, b 的内积为实数 $a^T b$,

即如果 $a = \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}$, $b = \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix}$, 则 a, b 的内积为 $a_1 b_1 + \cdots + a_n b_n$.

命题 3.1.3 向量内积满足如下性质:

1. 对称性: $a^T b = b^T a$;
2. 双线性性: $a^T (k_1 b_1 + k_2 b_2) = k_1 a^T b_1 + k_2 a^T b_2$, $(k_1 a_1 + k_2 a_2)^T b = k_1 a_1^T b + k_2 a_2^T b$;
3. 正定性: $a^T a \geq 0$, 且 $a^T a = 0$ 当且仅当 $a = 0$.

向量 $a = \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}$ 的长度定义为: $\|a\| = \sqrt{a^T a} = \sqrt{a_1^2 + \cdots + a_n^2}$,

$\|a - b\|$ 称为向量 a, b 间的距离。



向量的夹角与正交

$|a^T b| \leq \|a\| \cdot \|b\|$, 等号成立当且仅当 a, b 线性相关 (或是说共线)。

根据Cauchy-Schwarz不等式, $|a^T b| \leq \|a\| \cdot \|b\|$, 对于非零向量 a, b , $\left| \frac{a^T b}{\|a\| \cdot \|b\|} \right| \leq 1$,

定义非零向量 a, b 的夹角为 $\arccos \frac{a^T b}{\|a\| \cdot \|b\|}$.

如果向量 a, b 满足 $a^T b = 0$, 称二者正交或垂直, 记为 $a \perp b$. 零向量与任何向量都正交。

定义 3.1.8 (正交向量组) 设 a_1, \dots, a_r 是 \mathbb{R}^n 中的向量组, 如果这些向量都非零且两两正交, 则称该向量组为正交向量组. 特别地, 如果正交向量组中的向量都是单位向量, 则称其为正交单位向量组.

命题 3.1.9 正交向量组线性无关.

定义 3.1.10 (标准正交基) 设 \mathcal{M} 是 \mathbb{R}^n 的子空间, 如果它的一组基是正交向量组, 则称之为 \mathcal{M} 的一组正交基; 如果它的一组基是正交单位向量组, 则称之为 \mathcal{M} 的一组标准正交基.



Gram-Schmidt 正交化

将任意一组基改造为标准正交基

设 \mathcal{M} 是 \mathbb{R}^n 的子空间, 从 \mathcal{M} 的任意一组基 $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_r$ 出发,

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

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

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

\vdots

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

为了得到标准正交基, 只要再把正交基中的每个向量都单位化即可: $\mathbf{q}_i = \frac{\tilde{\mathbf{q}}_i}{\|\tilde{\mathbf{q}}_i\|}$.

\mathbb{R}^n 中的三角形, 正交投影

在 \mathbb{R}^n 中的三角形的三条边能写成向量 $a, b, a + b$, 两边 (长度) 之和大于第三边 (长度)。

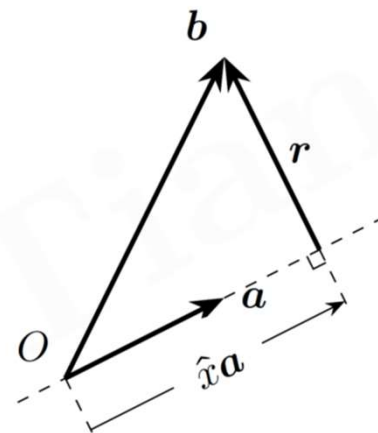


图 3.1.1: 平面向量的逼近

推论 3.1.5 (三角不等式) $\|a + b\| \leq \|a\| + \|b\|$, 等号成立当且仅当 a, b 共线.

定理 3.1.6 (勾股定理) 向量 a, b 正交, 则 $\|a \pm b\|^2 = \|a\|^2 + \|b\|^2$.

证. 根据定义, $\|a \pm b\|^2 = (a \pm b)^T(a \pm b) = a^T a \pm 2a^T b + b^T b = \|a\|^2 + \|b\|^2$. \square

设 $a, b \in \mathbb{R}^n$, $a \neq 0$, 则有 $b = \frac{a^T b}{a^T a} a + \left(b - \frac{a^T b}{a^T a} a \right)$

$a^T \left(b - \frac{a^T b}{a^T a} a \right) = 0$, $\frac{a^T b}{a^T a} a$ 称为向量 b 向直线 $\text{span}(a)$ 的正交投影。

命题 3.1.7 设 a, b 是 \mathbb{R}^n 中的两个向量, $a \neq 0$, 则 $\left\| b - \frac{a^T b}{a^T a} a \right\| = \min_{x \in \mathbb{R}} \|b - xa\|$.



正交矩阵

设 q_1, q_2, \dots, q_n 是 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.



正交矩阵的性质

命题 3.2.2 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 可逆，且 $Q^{-1} = Q^T$ ；
3. $Q Q^T = I_n$ ；
4. Q^T 是正交矩阵；
5. Q 可逆，且 Q^{-1} 是正交矩阵；
6. Q 的列向量组成 \mathbb{R}^n 的一组标准正交基；
7. Q 的行向量的转置组成 \mathbb{R}^n 的一组标准正交基.



例题选讲

练习 3.2.2 写出元素都是 0 或 1 的所有三阶正交矩阵.

练习 3.2.6 证明, 上三角矩阵是正交矩阵时, 必是对角矩阵, 且对角元素是 ± 1 .

练习 3.2.7 对标准基 e_1, \dots, e_n , 显然 $\sum_{i=1}^n e_i e_i^T = I_n$. 对任意标准正交基 q_1, \dots, q_n , 求证 $\sum_{i=1}^n q_i q_i^T = I_n$.

练习 3.2.19 设 a_1, \dots, a_m 是 \mathbb{R}^n 中的 m 个向量, 定义矩阵

$$G(a_1, \dots, a_m) := \begin{bmatrix} a_1^T a_1 & \cdots & a_1^T a_m \\ \vdots & & \vdots \\ a_m^T a_1 & \cdots & a_m^T a_m \end{bmatrix},$$

称为 a_1, \dots, a_m 的 Gram 矩阵. 证明,

1. a_1, \dots, a_m 是正交单位向量组当且仅当 $G(a_1, \dots, a_m) = I_m$.
2. Gram 矩阵 $G = G(a_1, \dots, a_m)$ 是 m 阶对称矩阵, 且对任意 $x \in \mathbb{R}^m$, 都有 $x^T G x \geq 0$.
3. a_1, \dots, a_m 线性无关当且仅当 $G = G(a_1, \dots, a_m)$ 可逆, 也等价于对任意非零 $x \in \mathbb{R}^m$, 都有 $x^T G x > 0$.



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

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

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 graphic consisting of a black crosshair centered on a grid of colored squares (yellow, red, blue).

QR分解

设 $A = [\mathbf{a}_1 \ \cdots \ \mathbf{a}_n]$, $\tilde{Q} = [\tilde{\mathbf{q}}_1 \ \cdots \ \tilde{\mathbf{q}}_n]$, $Q = [\mathbf{q}_1 \ \cdots \ \mathbf{q}_n]$, 第一步正交化, 能得到 \mathbf{a}_i 被 $\tilde{\mathbf{q}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{q}}_i$ 线性表示的表示法. 这可用矩阵乘法表示:

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

第二步单位化可以写成 $\tilde{Q} = Q \operatorname{diag}(\|\tilde{\mathbf{q}}_i\|)$, 因此

$$A = Q \operatorname{diag}(\|\tilde{\mathbf{q}}_i\|)\tilde{R} = QR,$$

其中 $R = \operatorname{diag}(\|\tilde{\mathbf{q}}_i\|)\tilde{R}$ 是对角元素都是正数的上三角矩阵, Q 是正交矩阵. 注意, \tilde{Q} 一般不是正交矩阵.



可逆矩阵QR分解的唯一性

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.

分解 $A = QR$ 称为矩阵 A 的 **QR 分解**.

观察 Gram-Schmidt 正交化的计算过程, 第一步正交化, 是一系列对 A 的从左往右的倍加列变换, 从而得到 \tilde{Q} . 注意, 这种倍加矩阵都是单位上三角矩阵, 所以其乘积也是单位上三角矩阵. 因此 $A = \tilde{Q}\tilde{R}$, 这里 \tilde{R} 是单位上三角矩阵. 第二步单位化, 显然可得 R 是具有正对角元的上三角矩阵.

练习 3.2.13 设向量组 v_1, \dots, v_k 线性无关, 首先令 q_1 为与 v_1 平行的单位向量, 然后令 q_2 为二维子空间 $\text{span}(v_1, v_2)$ 中垂直于直线 $\text{span}(v_1)$ 的单位向量, 再令 q_3 为三维子空间 $\text{span}(v_1, v_2, v_3)$ 中垂直于平面 $\text{span}(v_1, v_2)$ 的单位向量, 以此类推. 这样得到的 q_1, \dots, q_k 与 Gram-Schmidt 正交化得到的结果是否一致? 如果有区别的话, 区别在哪里? 从 QR 分解的角度如何解释?

例 3.2.8 回顾例 3.1.14 ,

$$A = [\mathbf{a}_1 \quad \mathbf{a}_2 \quad \mathbf{a}_3] = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

利用 Gram-Schmidt 正交化方法得到:

$$\widetilde{Q} = [\tilde{\mathbf{q}}_1 \quad \tilde{\mathbf{q}}_2 \quad \tilde{\mathbf{q}}_3] = \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{3} & \frac{1}{2} \\ 1 & \frac{1}{3} & -\frac{1}{2} \\ 1 & -\frac{2}{3} & 0 \end{bmatrix}, \quad \widetilde{R} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ & 1 & \frac{1}{2} \\ & & 1 \end{bmatrix},$$

再把正交向量单位化得到: $Q = [\mathbf{q}_1 \quad \mathbf{q}_2 \quad \mathbf{q}_3] = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & -\frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \end{bmatrix},$

$$R = \text{diag}(\|\tilde{\mathbf{q}}_i\|)\widetilde{R} = \begin{bmatrix} \sqrt{3} & & \\ & \frac{\sqrt{6}}{3} & \\ & & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & \frac{2}{3} & \frac{1}{3} \\ & 1 & \frac{1}{2} \\ & & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{3} & \frac{2}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ & \frac{\sqrt{6}}{3} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ & & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}.$$

这就是 A 的 QR 分解 $A = QR$.



列满秩矩阵的QR分解

定义 3.2.9 (列正交矩阵) 矩阵 Q , 如果满足 $Q^T Q = I_n$, 则称为**列正交矩阵**.

显然, Q 是 $m \times n$ 列正交矩阵等价于 Q 的列向量组构成 \mathbb{R}^m 的一个单位向量组, 其中有 n 个向量. 此时必有 $m \geq n$.

定理 3.2.10 (QR 分解) 对 $m \times n$ 矩阵 A , 其中 $m \geq n$, 则

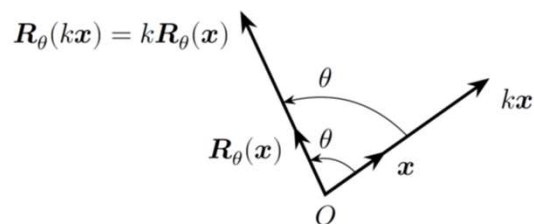
1. 存在 $m \times n$ 列正交矩阵 Q_1 和具有非负对角元的 n 阶上三角矩阵 R_1 , 使得 $A = Q_1 R_1$;
2. 进一步地, 存在 m 阶正交矩阵 Q 和 $m \times n$ 矩阵 R , 使得 $A = QR$, 其中 $R = \begin{bmatrix} R_1 \\ O \end{bmatrix}$, $Q = [Q_1 \quad Q_2]$, 即 Q 的列向量组由 Q_1 的列向量组扩充而成.

分解 $A = QR$ 称为 A 的 **QR 分解**, $A = Q_1 R_1$ 称为 A 的**简化 QR 分解**.

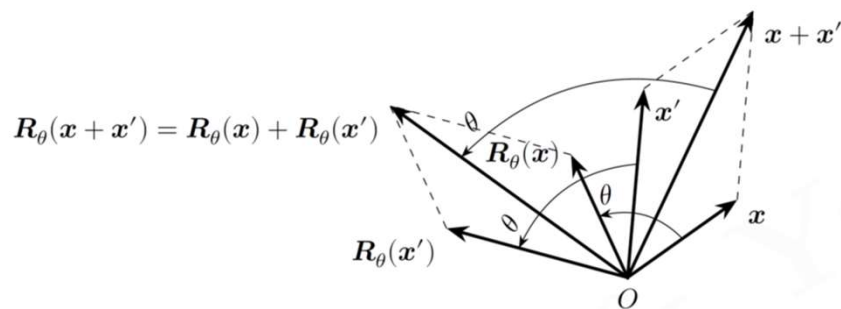
例 3.2.5 给定 2 阶正交矩阵 $Q = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_1 & \mathbf{q}_2 \end{bmatrix}$, 则 $\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2$ 是 \mathbb{R}^2 的一组标准正交基. 首先, $\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2$ 是单位向量, 不妨设 $\mathbf{q}_1 = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix}, \mathbf{q}_2 = \begin{bmatrix} \cos \varphi \\ \sin \varphi \end{bmatrix}$. 其次, $\mathbf{q}_2 \perp \mathbf{q}_1$, 因此 $0 = \mathbf{q}_1^T \mathbf{q}_2 = \cos \theta \cos \varphi + \sin \theta \sin \varphi = \cos(\theta - \varphi)$, 于是 $\theta - \varphi = (k + \frac{1}{2})\pi$. 因此, 任意二阶正交矩阵必然具有如下两种形式之一:

$$\begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}, \quad \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ \sin \theta & -\cos \theta \end{bmatrix}. \quad (3.2.2)$$

回顾例 1.2.9, 前者是 \mathbb{R}^2 上旋转变换的表示矩阵, 后者是 \mathbb{R}^2 上反射变换的表示矩阵. 这说明 \mathbb{R}^2 上的保距变换只有两种, 即旋转和反射.

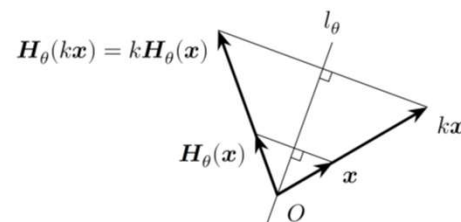


(a) 数乘

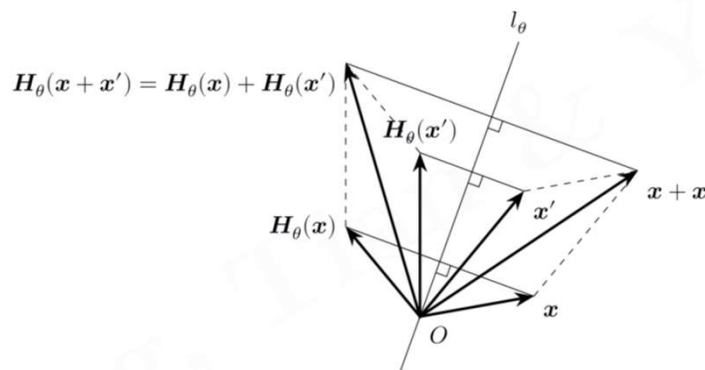


(b) 加法

图 1.1.3: 旋转变换



(a) 数乘



(b) 加法

图 1.1.4: 反射变换

反射变换的表示矩阵

两个反射变换的复合是一个旋转变换，转角等于两反射轴夹角的二倍；

反之，任意旋转变换都可以写成两个反射变换的复合。

因此，任意二阶正交矩阵都能写成至多两个反射矩阵的乘积。

考虑反射。例1.7.8 中反射变换的表示矩阵是 $I_2 - 2\mathbf{v}\mathbf{v}^T$ ，其中 \mathbf{v} 是反射轴的单位法向量。

$$\begin{bmatrix} \cos 2\theta & \sin 2\theta \\ \sin 2\theta & -\cos 2\theta \end{bmatrix} = I_2 - 2 \cdot \begin{bmatrix} \sin \theta \\ -\cos \theta \end{bmatrix} \cdot [\sin \theta \quad -\cos \theta]$$

例 1.7.8 回顾例 1.1.10 中的反射变换. 关于直线 $x_2 \cos \theta - x_1 \sin \theta = 0$ 的反射变换 H_θ ,

其表示矩阵为 $\begin{bmatrix} \cos 2\theta & \sin 2\theta \\ \sin 2\theta & -\cos 2\theta \end{bmatrix}$. 为写出表示矩阵, 我们曾考虑 $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2$ 的像, 这并不容易.

然而注意到反射变换的几何含义, $H_\theta(\mathbf{x})$ 和 \mathbf{x} 的关系是二者关于该直线对称, 因此 $\mathbf{x} - H_\theta(\mathbf{x}) = 2\mathbf{y}$, 其中 \mathbf{y} 是 \mathbf{x} 在直线的法方向 (就是与直线垂直的方向) 的投影. 根据中学学习的平面向量的知识, 我们知道 $\mathbf{y} = (\mathbf{v}^T \mathbf{x})\mathbf{v}$, 其中 \mathbf{v} 是直线的单位法向量. 我们

知道 $\mathbf{v} = \begin{bmatrix} \sin \theta \\ -\cos \theta \end{bmatrix}$, 因此 $H_\theta(\mathbf{x}) = \mathbf{x} - 2\mathbf{v}\mathbf{v}^T \mathbf{x} = (I_2 - 2\mathbf{v}\mathbf{v}^T)\mathbf{x}$, 故反射变换的表示

矩阵是 $I_2 - 2\mathbf{v}\mathbf{v}^T$. 可以验证, 这和前面含有三角函数的表示矩阵相等. 这个矩阵的优点在于我们不再需要三角函数的参与, 因为法向量和单位法向量容易写出, 具体说来, 直

线 $a_1x_1 + a_2x_2 = 0$ 的法向量是 $\begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}$.

☺

Household变换

向量 b 向直线 $\text{span}(a)$ 的正交投影 $\frac{a^T b}{a^T a} a$

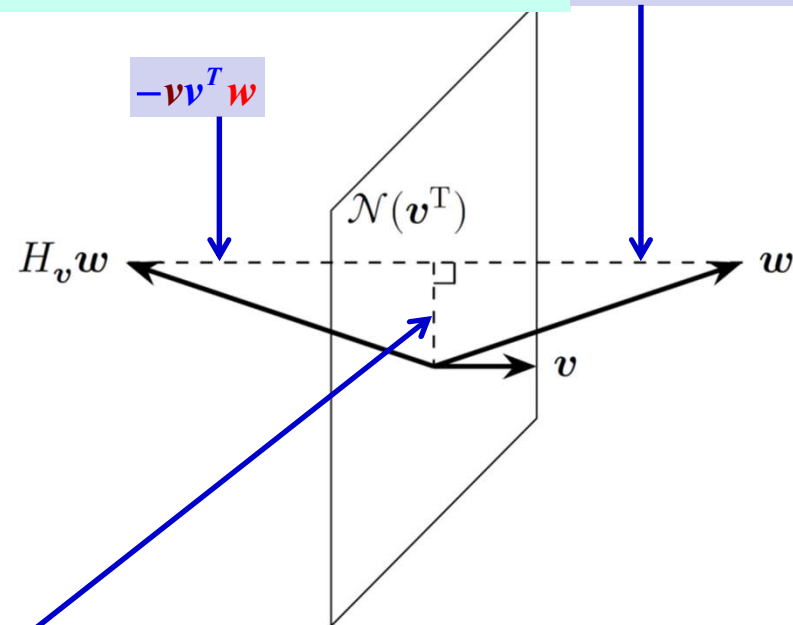
任意 \mathbb{R}^n 中的单位向量 v , 都唯一决定以其为法向量的超平面 $\mathcal{N}(v^T)$.
 令 H_v 为一个线性变换, 它的表示矩阵为 $I_n - 2vv^T$, 则 H_v 是 \mathbb{R}^n 上的反射变换,
 反射面是以 v 为法向量的超平面 $\mathcal{N}(v^T)$, 如图3.2.1所示. 事实上, 对任意 w ,

$$w = (I_n - vv^T)w + vv^T w$$

$$(I_n - 2vv^T)w = (I_n - vv^T)w - vv^T w.$$

$$\frac{v^T w}{v^T v} v = v(v^T w)$$

$vv^T w = (v^T w)v$ 是 w 向 $\text{span}(v)$ 的投影,
 而 $(I_n - vv^T)w \perp v$, 即 w 可以分解为
 与 w 共线的向量和与 w 正交的向量之和,
 而 $(I_n - 2vv^T)w$ 是把 w 中的
 与 v 共线的成分反向所得到的向量。
 可见, 此变换描述了反射。
 这类形如 H_v 的变换称为Householder变换。



$$w - \frac{v^T w}{v^T v} v = w - vv^T w = (I_n - vv^T)w$$

图 3.2.1: 高维空间中的反射

命题 3.2.6 给定 \mathbb{R}^n 中向量 x, y , 满足 $\|x\| = \|y\|$, 则存在反射 H_v , 其中 $v = \frac{y - x}{\|y - x\|}$, 使得 $H_v(x) = y$.

这说明, 对任意等长的向量 x, y , 都能找到一个反射, 使得 $H_v(x) = y$.
容易验证, $G_{\theta; i, j}$ 和 H_v 都是正交矩阵, 从而是保距变换.

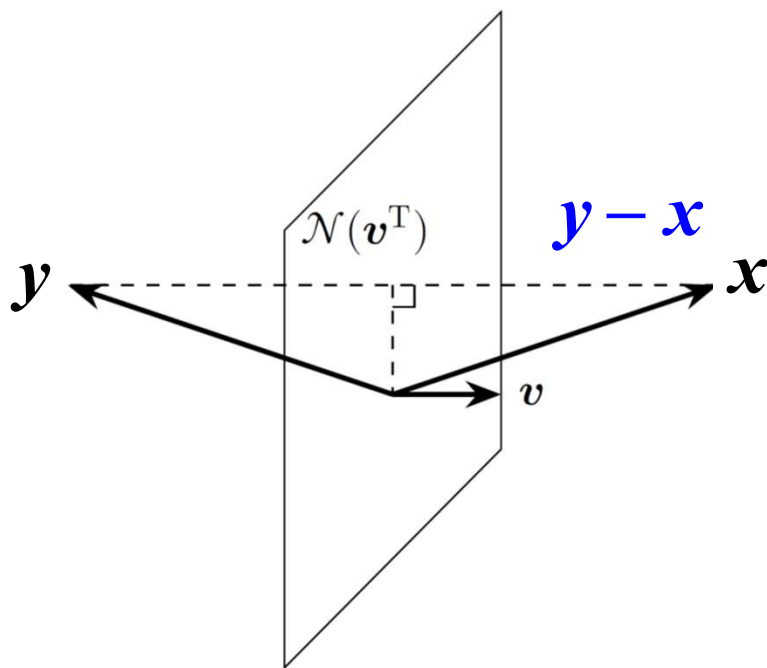
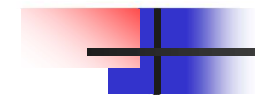


图 3.2.1: 高维空间中的反射

练习 3.2.16 证明任意 n 阶正交矩阵可以表示成不多于 n 个反射的乘积.

练习 2.4.3 求下列矩阵零空间的一组基.

1. $\begin{bmatrix} I_n & I_n \end{bmatrix}$. 2. $\begin{bmatrix} I_n & I_n \\ O & O \end{bmatrix}$. 3. $\begin{bmatrix} I_n & I_n & I_n \end{bmatrix}$.



练习 2.4.11 在平面直角坐标系下给定点 $A(a_1, a_2), B(b_1, b_2), C(c_1, c_2)$, 证明, A, B, C 三点不共线

当且仅当矩阵 $\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & 1 \\ b_1 & b_2 & 1 \\ c_1 & c_2 & 1 \end{bmatrix}$ 可逆.

练习 2.4.19 对 n 阶方阵 A , 求证:

1. $A^2 = A$ 当且仅当 $\text{rank}(A) + \text{rank}(I_n - A) = n$.

提示: 考虑 A 和 $I - A$ 的相关的子空间有何关系?

2. $A^2 = I_n$ 当且仅当 $\text{rank}(I_n + A) + \text{rank}(I_n - A) = n$.

提示: 考虑 $I + A$ 和 $I - A$ 的相关的子空间有何关系?

例：用LU三角分解法解

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 5 & 2 \\ 3 & 1 & 5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 14 \\ 18 \\ 20 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & & \\ l_{21} & 1 & \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} \\ & u_{22} & u_{23} \\ & & u_{33} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} \\ l_{21}u_{11} & l_{21}u_{12} + u_{22} & l_{21}u_{13} + u_{23} \\ l_{31}u_{11} & l_{31}u_{12} + l_{32}u_{22} & l_{31}u_{13} + l_{32}u_{23} + u_{33} \end{bmatrix}$$

解：用分解计算得

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 1 & 0 \\ 3 & -5 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & -4 \\ 0 & 0 & -24 \end{bmatrix} = LU.$$

$$\text{求解 } Ly = \begin{bmatrix} 14 \\ 18 \\ 20 \end{bmatrix} \Rightarrow y = \begin{bmatrix} 14 \\ -10 \\ -72 \end{bmatrix}, \quad Ux = \begin{bmatrix} 14 \\ -10 \\ -72 \end{bmatrix} \Rightarrow x = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}.$$



作业 (10月27日)

练习3.2

1, 5, 8, 10, 12, 18

11月1日提交