

改为(正交)

更正:

讲义中 定理3.3 设 $A \in M_n(\mathbb{R})$ 是实对称的

$$A \sim \begin{pmatrix} N_2(\cos\theta_1, \sin\theta_1) & & \\ & \ddots & \\ & & N_2(\cos\theta_s, \sin\theta_s) \\ & & & E_k & \\ & & & & -E_l \end{pmatrix}$$

$$2s+k+l=n$$

命题4.5 设 $A \in \mathcal{L}(V)$ 正交

则在 V 的基组基下的矩阵为

$$\begin{pmatrix} \bigcirc & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & N_2(\cos\theta_1, \sin\theta_1) & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & E_k & \\ & & & & & -E_l \end{pmatrix}$$

习题 完全正交方程组 (2)

定义: 设 W 是 F 上线性空间

$W_1, \dots, W_m \subset W$ 称为完全正交

子空间 如果 $\sigma_i \cdot \sigma_j = \delta_{ij} \sigma_i$

- (1) $\forall i, j \in \{1, \dots, m\}$
- (2) $\sigma_1 + \dots + \sigma_m = \mathcal{E}$

例 设 $W_1, \dots, W_m \subset W$ 是子空间

$$W = W_1 \oplus \dots \oplus W_m, \quad \vec{x}_i \in W_1, \dots, \vec{x}_m \in W_m$$

则 $\forall \vec{x} \in W, \exists! \vec{x}_i \in W_i \rightarrow W_i \subset W$

令 $\pi_i: W \rightarrow W_i$, $\vec{x} \mapsto \vec{x}_i, i=1, \dots, m$

则 π_1, \dots, π_m 是一组完全正交方程组

反之: 如果 $\sigma_1, \dots, \sigma_m$ 是完全正交方程组

$$\text{则 } W = \text{im}(\sigma_1) \oplus \dots \oplus \text{im}(\sigma_m)$$

且 σ_i 是 W 到 $\text{im}(\sigma_i)$ 上的投影

引理 5.1 设 $A, B \in M_n(\mathbb{R})$ 对称. 如果 A 正定, 则 $\exists P \in GL_n(\mathbb{R})$. 使得

$$P^t A P = E \quad \text{且} \quad P^t B P \text{ 为对角阵}$$

证: 由第一章定理 17.3 可知, $\exists Q \in GL_n(\mathbb{R})$ 使得 $A = Q^t Q$. 令 $P_1 = Q^{-1}$. 并注意到

$$(Q^t)^{-1} = (Q^{-1})^t = P_1^t, \quad \text{我们有}$$

$$P_1^t A P_1 = E$$

同为 B 对称. 所以 $P_1^t B P_1$ 也对称. 由定理 3.1 $\exists P_2 \in O_n(\mathbb{R})$ 使得

$$P_2^t (P_1^t B P_1) P_2$$

为对角矩阵. 则 $P = P_1 P_2$. 则

$$P^t B P = (P_1 P_2)^t B P_1 P_2 = P_2^t (P_1^t B P_1) P_2$$

为对角阵. 而

$$\begin{aligned} P^t A P &= (P_1 P_2)^t A P_1 P_2 = P_2^t (P_1^t A P_1) P_2 \\ &= P_2^t E P_2 = P_2^t P_2 = E \quad (\because P_2 \text{ 正交}) \quad \square \end{aligned}$$

例: 设 $A, B \in M_n(\mathbb{R})$ 正定. ①

证: $\det(A+B) \geq \det(A) + \det(B)$

证: 由引理 5.1 $\exists P \in GL_n(\mathbb{R})$. 使得

$$P^t A P = E, \quad P^t B P = \text{diag}(\beta_1, \dots, \beta_n)$$

同为 B 正定, 所以 $\beta_i > 0, \dots, \beta_n > 0$

$$\begin{aligned} P^t (A+B) P &= P^t A P + P^t B P \\ &= E + \text{diag}(\beta_1, \dots, \beta_n) \\ &= \text{diag}(1+\beta_1, \dots, 1+\beta_n) \end{aligned}$$

$$\det(P^t (A+B) P) = \prod_{i=1}^n (1+\beta_i)$$

$$\Rightarrow \det(P)^2 \det(A+B) = \prod_{i=1}^n (1+\beta_i) = \det(P^t A P) + \det(P^t B P)$$

$$\begin{aligned} \det(P)^2 (\det(A) + \det(B)) &= \det(P^t A P) + \det(P^t B P) \\ &= \det(E) + \det(\text{diag}(\beta_1, \dots, \beta_n)) \\ &= 1 + \beta_1 + \dots + \beta_n \end{aligned}$$

$$\therefore \prod_{i=1}^n (1+\beta_i) \geq 1 + \beta_1 + \dots + \beta_n$$

$$\Rightarrow \det(A+B) \geq \det(A) + \det(B) \quad \square$$

§6 正定算子

定义: 设 $A \in L(V)$ 对称. 如果

$$\forall \vec{x} \in V \setminus \{0\} \quad A(\vec{x}) \cdot \vec{x} > 0$$

则称 A 是 V 上的正定算子

命题 4.1 设 $A \in L(V)$ 对称

则 A 正定 $\Leftrightarrow A$ 在 V 的任一单位正交基下的矩阵

证明: 设 $\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n$ 是 V 的一组单位正交基

A 在该基下的矩阵是 $A = \begin{pmatrix} a_{11} & & \\ & \ddots & \\ & & a_{nn} \end{pmatrix}$

$$\text{例 } A(\vec{x}) = (a_{11}x_1, \dots, a_{nn}x_n) \quad (A \text{ 对称})$$

$$\text{设 } \vec{x} \neq \vec{0} \quad A(\vec{x}) \cdot \vec{x} = (x_1, \dots, x_n) A \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} > 0$$

$$\Leftrightarrow A(\vec{x}) \cdot \vec{x} > 0 \Leftrightarrow (x_1, \dots, x_n) A \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} > 0 \Leftrightarrow A \text{ 正定} \quad \square$$

定理 5.2 设 W 是 n 维实线性空间

P, Q 是 W 上的两个二次型, 且 P 正定. 则在 W 的一组基 $\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n$ 使得

$$\forall \vec{x} = x_1 \vec{e}_1 + \dots + x_n \vec{e}_n$$

$$P(\vec{x}) = x_1^2 + \dots + x_n^2, \quad Q(\vec{x}) = a_{11}x_1^2 + \dots + a_{nn}x_n^2$$

证明: 设 $\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n$ 是 W 的一组基

P, Q 在 $\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n$ 下的矩阵为 A, B

则 A, B 对称且 A 正定. 由引理 5.1,

存在 $M \in GL_n(\mathbb{R})$. 使得 $M^T A M = E, \quad M^T B M = \text{diag}(a_1, \dots, a_n)$

其中 $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}$

令 $(\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n) = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n) M$

则 $\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n$ 下 P, Q 的矩阵分别为 E 和 $\text{diag}(a_1, \dots, a_n)$ \square

谱分解定理 设 V 是 F 上的 n 维线性空间. $A \in L(V)$. 可对称化

则 $\exists!$ $\alpha_1, \dots, \alpha_m \in F$, 两两不同, 和完全使得正交等方程组 $\sigma_1, \dots, \sigma_m$ 使得

$$A = \alpha_1 \sigma_1 + \dots + \alpha_m \sigma_m$$

进而 $\sigma_1, \dots, \sigma_m \in F[A]$.

证 对称性: 因为 A 可对称化. 所以 A 有互不相同的特征根 $\alpha_1, \dots, \alpha_m \in F$

且 $W = W^{\alpha_1} \oplus \dots \oplus W^{\alpha_m}$ (第 i 个特征根 α_i 上的子空间)

设 σ_i 为从 W 到 W^{α_i} 上的投影

$i=1, 2, \dots, m$. 则 $\sigma_i \in L(W)$. 于是 $\sigma_1, \dots, \sigma_m$ 是完全正交等方程组

即: $\forall i \in \{1, \dots, m\} \quad \sigma_i \circ \sigma_j = \delta_{ij}$
 $\forall i, j \in \{1, \dots, m\} \quad i \neq j, \quad \sigma_i \circ \sigma_j = 0$

③ $\sigma_1 + \dots + \sigma_m = E$.

回证: $\forall \vec{x} \in W \exists! \lambda_1, \dots, \lambda_m \in W^{\alpha_1}, \dots, W^{\alpha_m}$ 使得 $\vec{x} = \lambda_1 \vec{x}_1 + \dots + \lambda_m \vec{x}_m$

$\sigma_i: W \rightarrow W, \quad i=1, 2, \dots, m$
 $\vec{x} \mapsto \vec{x}_i$

验证: $A = \lambda_1 \sigma_1 + \dots + \lambda_m \sigma_m$

设 $\vec{x} \in W$

$$\begin{aligned} \text{则 } \vec{x} &= \sigma_1(\vec{x}) + \dots + \sigma_m(\vec{x}) \\ A(\vec{x}) &= A(\sigma_1(\vec{x})) + \dots + A(\sigma_m(\vec{x})) \\ &= \lambda_1 \sigma_1(\vec{x}) + \dots + \lambda_m \sigma_m(\vec{x}) \\ &= (\lambda_1 \sigma_1 + \dots + \lambda_m \sigma_m)(\vec{x}) \end{aligned}$$

验证完毕. 对称性成立

唯一性: 设 $\alpha_1, \dots, \alpha_k \in F$ 两两不同

$\tau_1, \dots, \tau_k \in L(W)$ 是完全正交等

且 $A = \alpha_1 \tau_1 + \dots + \alpha_k \tau_k$

$$\forall \vec{w} \in W \quad A(\vec{w}) = \alpha_1 \tau_1(\vec{w}) = \alpha_1 \vec{w} \quad (\because \tau_1 = E)$$

$$\tau_1(\vec{w}) = \tau_1^2(\vec{w}) = \dots$$

且 $\sigma_1 = \alpha_1, \dots, \sigma_m = \alpha_m$ 为 \mathbb{C} -线性

(iii) $\forall i \in \{1, \dots, m\} \exists f_i \in F[t]$

使得 $f_i(\lambda_i) = \dots = f_i^{(k_i-1)}(\lambda_i) = 0$

$f_i(\lambda_i) = 1, f_i(\lambda_{2i}) = \dots = f_i(\lambda_m) = 0$

(Lagrange 插值法或中国剩余定理)

此 $\sigma_i = f_i(A), i=1, \dots, m$

对 $\lambda_i \in \mathbb{C}$, 只需验证 $\sigma_i = f_i(A)$.

$\therefore f_1(\lambda_2) = \dots = f_1(\lambda_m) = 0$

$\therefore f_1(t) = g_j(t) (t - \lambda_j), j=2, \dots, m$

$\therefore f_1(\lambda_j) = 1$

其中 $g_1, \dots, g_m \in F[t]$

设 $\vec{x} \in W$ 则 $\vec{x} = \vec{x}_1 + \dots + \vec{x}_m$

其中 $\vec{x}_i \in V_{\lambda_i}, i=1, \dots, m$

$$\sigma_i(\vec{x}) = \vec{x}_i$$

$$f_i(A)(\vec{x}) = f_i(A)(\vec{x}_i) + \dots$$

$\forall \vec{w} \in \text{im}(\tau), \exists \vec{v} \in W$. 使得 $\vec{w} = \tau(\vec{v})$

$$A(\vec{w}) = (\alpha_1 \tau_1 + \dots + \alpha_m \tau_m)(\vec{w})$$

$$= \alpha_1 \tau_1(\vec{w}) + \alpha_2 \tau_2(\vec{w}) + \dots + \alpha_m \tau_m(\vec{w})$$

$$= \alpha_1 \tau_1^2(\vec{v}) + \alpha_2 \tau_2 \circ \tau_1(\vec{v}) + \dots + \alpha_m \tau_m \circ \tau_1(\vec{v})$$

$$= \alpha_1 \tau_1(\vec{v})$$

$$= \alpha_1 \vec{w}$$

于是 $\alpha_1 \in \text{spec}(A)$ 且 $\vec{w} \in V^{\alpha_1}$

又 $\vec{w} \neq 0$ 故 $\alpha_1 = \lambda_1$. 例 $\text{im}(\tau_i) \subset V^{\lambda_i}, i=2, \dots, k$

同理可证

$$\forall \vec{x} \in W \quad \tau_i(\vec{x}) = \tau_i(\vec{v}) + \dots + \tau_k(\vec{v})$$

$$\vec{x} = (\tau_1 + \dots + \tau_k)(\vec{x})$$

\downarrow
 \mathcal{E}

$$\Rightarrow W = \text{im}(\tau_1) + \dots + \text{im}(\tau_k)$$

$$= \text{im}(\tau_1) \oplus \dots \oplus \text{im}(\tau_k)$$

$$= \bigoplus_{i=1}^k V^{\lambda_i} \oplus \dots \oplus V^{\lambda_k}$$

$$\Rightarrow k=m, \lambda_1 = \alpha_1, \dots, \lambda_m = \alpha_m$$

⑤

$\exists P \in O_n(\mathbb{R})$, 使得

$$A = P^t \begin{pmatrix} \alpha_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \alpha_n \end{pmatrix} P$$

$\Rightarrow B$ 正定

$$B = P^t \begin{pmatrix} \sqrt{\alpha_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \sqrt{\alpha_n} \end{pmatrix} P P^t \begin{pmatrix} \sqrt{\alpha_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \sqrt{\alpha_n} \end{pmatrix} P$$

$$B^2 = P^t \begin{pmatrix} \alpha_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \alpha_n \end{pmatrix} P = A$$

又对任意成立 $C \in M_n(\mathbb{R})$ 正定 使得 $A = C^2$

设 C 可实约化 $C = \alpha_1 \sigma_1 + \dots + \alpha_m \sigma_m$

则因为 C 有谱分解 $C = \alpha_1 \sigma_1 + \dots + \alpha_m \sigma_m$ (α_i, σ_i 是 C 的谱元)

(把 C 看成 $\mathbb{C}(\mathbb{R}^n)$ 中元素) (α_i, σ_i 是 C 的谱元)

$$A = C^2 = \beta_1^2 \sigma_1 + \dots + \beta_m^2 \sigma_m$$

同理 B 也有谱分解

$$B = \alpha_1 \sigma_1 + \dots + \alpha_m \sigma_m$$

$$A = B^2 = \alpha_1^2 \sigma_1 + \dots + \alpha_m^2 \sigma_m$$

由谱分解定理 $i=1, \dots, m$

$$\beta_i^2 = \alpha_i^2 \quad \alpha_i = \beta_i$$

$$\alpha_i, \beta_i \in \mathbb{R}^+$$

$$\sigma_1(\vec{x}) = \sigma_1(\vec{x}_1) + \sigma_2(\vec{x}_2) + \dots + \sigma_l(\vec{x}_m)$$

$$= \sigma_1(\vec{x}_1) \quad (\because \sigma_2 = \sigma_3 = \dots = \sigma_l = 0)$$

$$= \vec{x}_1 \quad (\because \sigma_1 \cdot \vec{x}_1 = \sigma_1(\vec{x}_1), \sigma_1^2 = \sigma_1)$$

$$f_1(A)(\vec{x}) = f_1(A)(\vec{x}_1) + f_2(A)(\vec{x}_2) + \dots + f_m(A)(\vec{x}_m)$$

$$= (g_1(A)(A - \lambda_1 E) + E)(\vec{x}_1) +$$

$$(g_2(A)(A - \lambda_2 E))(\vec{x}_2) + \dots + (g_m(A)(A - \lambda_m E))(\vec{x}_m)$$

$$= E \vec{x}_1 \quad (\because \vec{x}_2 \in \sqrt{\lambda_i} \Rightarrow (A - \lambda_i E)(\vec{x}_i) = \vec{0})$$

定理 4.1 设 $A \in M_n(\mathbb{R})$ 正定

(i) $\exists!$ 正定矩阵 $B \in M_n(\mathbb{R})$ 使得

$$A = B^2$$

(ii) $B \in \text{IR}[A]$

证: 由推论 3.1 和定理 3.1

唯一性成立 $\therefore \sigma_i \in \mathbb{R}[A] \therefore B \in \mathbb{R}[A]$ \square

定理 4.2 (极化定理) 设 $A \in GL_n(\mathbb{R})$
 $\exists!$ S 正定矩阵 S 正交矩阵 T

使得 $A = ST$

证: 由第一章定理 17.3, AA^t 正定
 由定理 4.1 \exists 正定矩阵 S , 使得

$AA^t = S^2$
 令 $T = S^{-1}A$, 则 $A = ST$.

下面验证 $T \in O_n(\mathbb{R})$

$$T^t T = A^t (S^{-1})^t S$$

$$T^t T = S^{-1} A^t (S^{-1})^t = S^{-1} S^2 (S^{-1})^t = E$$

($\because S$ 对称)

T 正交, 存在性成立

设 S' 正定, T' 正交, 如果

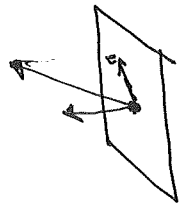
$$ST = S'T'$$

例 $T^t S^t = T'^t S'^t$ $\Rightarrow S^2 = S'^2$ \square
 $\Rightarrow S = S' \Rightarrow T = T'$ \square
 由定理 4.1.

$\S 7$ 最小二乘法简介

$\S 7.1$ 向量到子空间的距离

定义: 设 $v \in V$, $W \subset V$ 是子空间
 v 到 W 的距离定义为 $\min_{w \in W} \|v - w\|$



引理 7.1 设 $W \subset V$ 是子空间,
 $v \in V$, 存在唯一的向量 $w \in W$

使得 $\langle v - w, w \rangle = 0$

证: $V = W \oplus W^\perp$ 使得

$\exists!$ $w \in W, w' \in W^\perp$ 使得
 $v = w + w'$

$\langle v - w, w \rangle = 0$

由此可证成立

正交投影的计算

⑦ 设 $\vec{v} \in V$, $\vec{w}_1, \dots, \vec{w}_d$ 为子空间 W 的一组基, 计算 \vec{v} 在 W 上的正交投影 \vec{x}

设 $\vec{x} = x_1 \vec{w}_1 + \dots + x_d \vec{w}_d$

$$\begin{aligned} \langle \vec{x} - \vec{v} \rangle \perp W &\Leftrightarrow \langle \vec{v} - \vec{x} \rangle \perp \vec{w}_i, \quad i=1, \dots, d \\ &\Leftrightarrow (\vec{v} - \vec{x}) \cdot \vec{w}_i = 0 \\ &\Leftrightarrow \vec{v} \cdot \vec{w}_i = \vec{x} \cdot \vec{w}_i \\ &\Leftrightarrow \sum_{j=1}^d x_j (\vec{w}_j \cdot \vec{w}_i) = \vec{v} \cdot \vec{w}_i, \quad i=1, 2, \dots, d \\ &\Leftrightarrow \sum_{j=1}^d x_j \begin{pmatrix} \vec{w}_j \cdot \vec{w}_1 \\ \vdots \\ \vec{w}_j \cdot \vec{w}_d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vec{v} \cdot \vec{w}_1 \\ \vdots \\ \vec{v} \cdot \vec{w}_d \end{pmatrix} \\ &\Leftrightarrow G(\vec{w}_1, \dots, \vec{w}_d) \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \vec{v} \cdot \vec{w}_1 \\ \vdots \\ \vec{v} \cdot \vec{w}_d \end{pmatrix} \end{aligned}$$

同解 $G(\vec{w}_1, \dots, \vec{w}_d) \neq 0$, 由上述线性方程组的一种解法给出 \vec{v} 的正交投影

设 $\langle \vec{v} - \vec{x} \rangle \perp W$, 则 $\vec{v} - \vec{x} \in W^\perp$
 $\Rightarrow \vec{v} = \vec{x} + \vec{y}, \vec{y} \in W^\perp, \vec{v} - \vec{x} = \vec{y}$

唯一性成立

证: 投影定理中的 \vec{x} 为 \vec{v} 在 W 上的正交投影

定理 1 设 $\vec{v} \in V, W \subset V$ 子空间, \vec{x} 为 \vec{v} 在 W 上的正交投影, 则 \vec{v} 到 W 的距离为 $\|\vec{v} - \vec{x}\|$

证: 设 $\vec{w} \in W$
 $\vec{v} - \vec{w} = (\vec{v} - \vec{x}) + (\vec{x} - \vec{w})$

$$\begin{aligned} \|\vec{v} - \vec{w}\|^2 &= \|\vec{v} - \vec{x}\|^2 + \|\vec{x} - \vec{w}\|^2 \quad (\text{勾股定理}) \\ &\geq \|\vec{v} - \vec{x}\|^2 \end{aligned}$$

§7.2 最小二乘法

$$\vec{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}$$

问题 设 $A = (a_{ij})_{m \times n}$.

其中 $a_{ij}, b_1, \dots, b_m \in \mathbb{R}$

$$\text{求得 (H) } A \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \vec{b}$$

A 的列空间 $V_c(A) = \langle \vec{A}^{(1)}, \dots, \vec{A}^{(n)} \rangle$

$$\text{For } \alpha_i \in \mathbb{R} \quad \vec{b} = \alpha_1 \vec{A}^{(1)} + \dots + \alpha_n \vec{A}^{(n)}$$

(L) 有解 \Leftrightarrow

$$\vec{b} \in V_c(A)$$

$\Leftrightarrow \vec{b}$ 到 $V_c(A)$ 的距离为 0

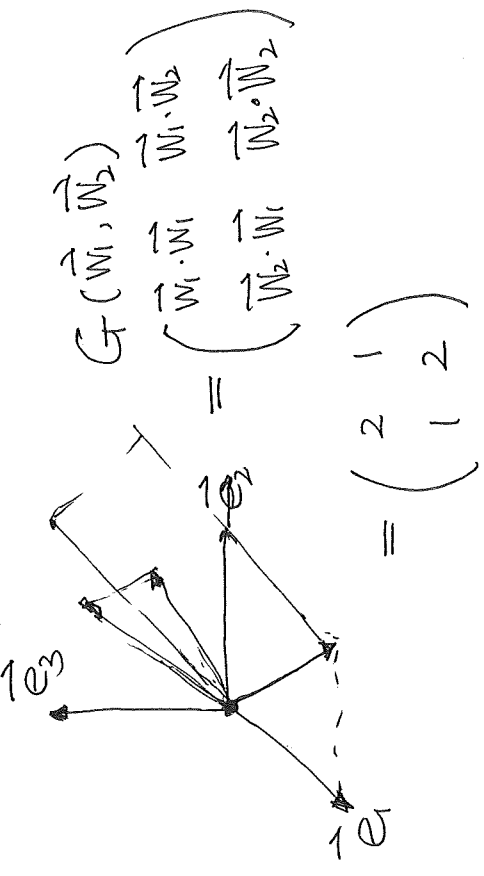
(L) 的最小二乘法解: 求 $\beta_1, \dots, \beta_n \in \mathbb{R}$

$$\text{使得 } \|\beta_1 \vec{A}^{(1)} + \dots + \beta_n \vec{A}^{(n)} - \vec{b}\|^2 \text{ 最小}$$

即 $\beta_1 \vec{A}^{(1)} + \dots + \beta_n \vec{A}^{(n)}$ 是 \vec{b} 的正交投影
在 $V_c(A)$ 上

例 设 $\vec{v} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \vec{w}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \vec{w}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$

计算 \vec{v} 在 $\langle \vec{w}_1, \vec{w}_2 \rangle$ 中的正交投影之和
 \vec{v} 到 $\langle \vec{w}_1, \vec{w}_2 \rangle$ 的距离



$$\vec{v} \cdot \vec{w}_1 = 2 \quad \vec{v} \cdot \vec{w}_2 = 2$$

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{cases} x_1 = \frac{2}{3} \\ x_2 = \frac{2}{3} \end{cases}$$

\vec{v} 在 W 中的正交投影 $\vec{w} = x_1 \vec{w}_1 + x_2 \vec{w}_2$

$$\|\vec{v} - \vec{w}\| = \left\| \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \frac{2}{3} \\ \frac{4}{3} \\ \frac{2}{3} \end{pmatrix} \right\| = \left\| \begin{pmatrix} \frac{1}{3} \\ -\frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} \end{pmatrix} \right\| = \frac{\sqrt{3}}{3}$$

例: x - 成份 y - 成比率

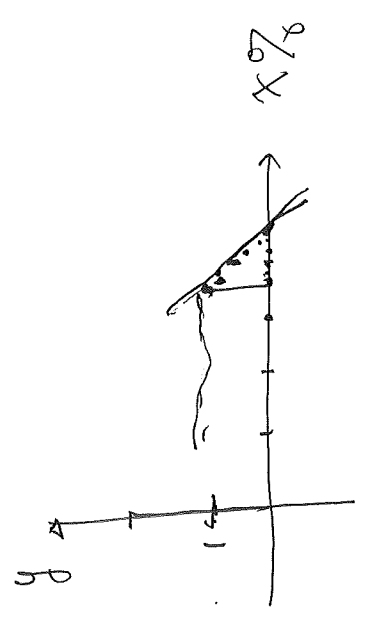
| | | | | | | |
|-------|-----|-----|-----|-----|------|------|
| $x\%$ | 3.6 | 3.7 | 3.8 | 4.0 | 4.1 | 4.2 |
| y | 1.0 | 0.9 | 0.9 | 0.6 | 0.56 | 0.35 |

$y = a(x\%) + b$. 求 a, b

最中 = 求解

$$\begin{cases} 3.6a + b = 1.0 \\ 3.7a + b = 0.9 \\ \vdots \\ 4.2a + b = 0.35 \end{cases}$$

$a = -1.05$ $b = 4.81$ $y = -1.05(x\%) + 4.81$



§8 Hermitite 空间简介 (甲)

设 V 是 n 维实空间, W 是 n 维复空间

| | |
|--|------------------------------------|
| 基域 \mathbb{R} | \mathbb{C} |
| $\forall x \in \mathbb{R} \setminus \{0\} \quad x^2 > 0$ | $(-1)^2 = -1$ |
| $\mathbb{R}[x]$ 中的非零多项式可约因子次数 ≤ 2 | $\mathbb{C}[x]$ 中不可约多项式次数 ≤ 1 |

定义: $f: W \times W \rightarrow \mathbb{C}$ 称为双线性型

如: (i) $\forall \vec{z}, \vec{y}, \vec{z} \in W, \alpha, \beta \in \mathbb{C}$

$f(\alpha\vec{z} + \beta\vec{y}, \vec{z}) = \alpha f(\vec{z}, \vec{z}) + \beta f(\vec{y}, \vec{z})$

$f(\vec{z}, \alpha\vec{y} + \beta\vec{z}) = \alpha f(\vec{z}, \vec{y}) + \beta f(\vec{z}, \vec{z})$

定义: 设 f 是 $W \times W \rightarrow \mathbb{C}$ 的双线性型

如: $\forall \vec{z}, \vec{y} \in W$

$f(\vec{z}, \vec{y}) = \overline{f(\vec{y}, \vec{z})}$

则称 f 是 Hermitite 型

设 f 是 W 上的 Hermitian 型

则 $\overline{f(x, x)} = f(x, x) \Rightarrow f(x, x) \in \mathbb{R}$

如 $\forall x \in W \setminus \{0\}, f(x, x) > 0$

则称 f 是正定的

半双线性型 f 的矩阵表式

设 $\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n$ 是 W 的一组基

$$\vec{x} = x_1 \vec{e}_1 + \dots + x_n \vec{e}_n$$

$$\vec{y} = y_1 \vec{e}_1 + \dots + y_n \vec{e}_n$$

$f(\vec{x}, \vec{y}) = (x_1, \dots, x_n) A \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$, 其中 $A = (f(\vec{e}_i, \vec{e}_j))_{n \times n}$

若 f 是 Hermitian 的, 则

$$\overline{A^T} = A$$

此时称 A 是 Hermitian 矩阵

Hermitian 矩阵称为正定的, 如果

$\forall x_1, \dots, x_n \in \mathbb{C}$ 不全为零 $\begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} A \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} > 0$

欧氏空间

(V, f)

f 是实双线性型

$\vec{x} \cdot \vec{y} = f(\vec{x}, \vec{y})$

$|\vec{x}| = \sqrt{\vec{x} \cdot \vec{x}}$

$\vec{x} \perp \vec{y} \Leftrightarrow \vec{x} \cdot \vec{y} = 0$

GS 过程

单位正交基

设 $\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n$ 是单位正交基

设 $A \in GL_n(\mathbb{R})$

$(\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n) = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n) A$

$(\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$ 是单位正交基

$\Leftrightarrow A^T A = E$

(A 是正交矩阵)

象方阵的正交相似

Hermitian 空间

(W, f)

f 是 Hermitian 型

$\langle \vec{x} | \vec{y} \rangle = f(\vec{x}, \vec{y})$

$|\vec{x}| = \sqrt{\langle \vec{x} | \vec{x} \rangle}$

$\vec{x} \perp \vec{y} \Leftrightarrow \langle \vec{x} | \vec{y} \rangle = 0$

GS 过程

单位正交基

设 $\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n$ 是单位正交基

设 $A \in GL_n(\mathbb{C})$

$(\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n) = (\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n) A$

$(\vec{e}_1, \dots, \vec{e}_n)$ 是单位正交基

$\Leftrightarrow A^T A = E$

(A 是 U 矩阵)

复方阵的 U 相似

正规算子与正规矩阵

$A \in L(V)$

$A^* \in L(V)$ 为 A 的伴随算子。如果 $\forall x, y \in V$
 $\langle x, A(y) \rangle = \langle A^*(x), y \rangle$

若 $A \cdot A^* = A^* \cdot A$
 则称 A 正规

$A \in M_n(\mathbb{R})$. 若 $A^t A = A A^t$, 则称 A 正规

正规

对称

正交

斜对称

$A \in L(W)$

$A^* \in L(W)$ 称为 A 的伴随算子。如果 $\forall x, y \in W$
 $\langle x, A(y) \rangle = \langle A^*(x), y \rangle$

✓

$A \in M_n(\mathbb{C})$ 若 $\overline{A^t} A = A \overline{A^t}$
 则称 A 正规

Hermitite

U 矩阵

斜 Hermitite

正规型

V

$U \subset V$ 子空间

$V = U \oplus U^\perp$

设 A 正规
 $U - A$ 不变子空间

A 有一维或二维不变子空间

$V = U_1 \oplus \dots \oplus U_k$

U_i 一维或二维 A 不变子空间

A 正规

$A \sim \begin{pmatrix} \lambda_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \lambda_k \end{pmatrix}$

W

V

✓

A 有一维不变子空间

$W = U_1 \oplus \dots \oplus U_n$

U_i 一维不变子空间

A 正规 \Leftrightarrow

$A \sim U \begin{pmatrix} \lambda_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \lambda_n \end{pmatrix}$

$\lambda_i \in \mathbb{C}$

当 $A \in GL_n(\mathbb{C})$ Hermite

$$A \sim U \begin{pmatrix} \alpha_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \alpha_n \end{pmatrix} \alpha_1, \dots, \alpha_n \in \mathbb{R}$$

A 正定 $\Leftrightarrow \alpha_1, \dots, \alpha_n \in \mathbb{R}^+$

A 实 Hermite

$$A \sim U \begin{pmatrix} \alpha_1 I_{n_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \alpha_n I_{n_n} \end{pmatrix} \alpha_1, \dots, \alpha_n \in \mathbb{R}$$

A 是 U-矩阵

$$A \sim U \begin{pmatrix} e^{i\theta_1} I_{n_1} & & \\ & \ddots & \\ & & e^{i\theta_n} I_{n_n} \end{pmatrix}$$

$$\theta_1, \dots, \theta_n \in [0, 2\pi)$$

同时化对角线. 平方根定理. 和极小定理

对 $M_n(\mathbb{C})$ 所对应的方程也成立
(此时正交矩阵变为 U 矩阵)
对称变为 Hermite)

总结

消元与降维 (Gauss 消法. 归约右零)

利用等价关系分类. 矩阵分类

Divide - Conquer - Combine.

Divide \rightarrow (多项式因式分解. Bezout 关系
真分式分解)

Conquer \rightarrow Jordan 块. 维正规范块

Combine \rightarrow lcm, ~~分母~~ Jordan

矩阵型. 中国剩余定理
插值.