

Ch4 Hermite二次型

§4.1 Hermite阵、正规阵

实二次型: $f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{i,j} a_{ij} x_i x_j = X^T A X = \langle AX, X \rangle$

其中 $A^T = A \in \mathbb{R}^{n \times n}$

推广到复数情况: $X \in \mathbb{C}^n$

$$f(X) = \langle AX, X \rangle = X^H A X = \sum_{i,j} a_{ij} \bar{x}_i x_j \in \mathbb{R}$$

$\Leftrightarrow A^H = A$ — Hermite阵或H阵
Hermite二次型

$$\Leftrightarrow f^H = f$$

$$\Leftrightarrow X^H (A - A^H) X = 0$$

$$\Leftrightarrow a_{ij} = \bar{a}_{ji}$$

$$\Leftrightarrow A^H = A$$

Schur引理: 设 $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 则 \exists 酉阵 U 使 $U^H A U = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix}$

定理4.1.1: 设 A 是H阵, 则 \exists 酉阵 U 使

$$U^H A U = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix}, (\lambda_i \in \mathbb{R}, i=1, \dots, n).$$

H阵的性质: (1) 特征值全为实数;

(2) 属于不同特征值的特征向量正交;

(3) H阵是正规阵

定理4.1.2 方阵 A 酉相似于实对称阵 $\Leftrightarrow A$ 是正规阵
(即 $A^H A = A A^H$)

§4.2 Hermite二次型

设 Hermite二次型 $f(X) = \langle AX, X \rangle = X^H A X$

$$\text{取 } X = CY, Y^H (C^H A C) X$$

$B = C^H A C$ 是H阵

则称 A 与 B 共轭合同 $\text{取 } B = C^H A C, Y^H B Y \rightarrow \text{Hermite二次型}$

$$\text{取 } X = UY, \lambda_1 |y_1|^2 + \dots + \lambda_n |y_n|^2 \rightarrow \text{标准形}$$

求标准形的办法: ① 正交变换法 ② 初等变换法

例1. 求可逆线性变换化 Hermite二次型为标准形.

$$f(x_1, x_2, x_3) = |x_1|^2 + (1-i)\bar{x}_1 x_2 + (2+i)\bar{x}_1 x_3 + (1+i)x_1 \bar{x}_2 + 3|x_2|^2 + (2-i)x_1 \bar{x}_3 + 2|x_3|^2.$$

解:
$$\begin{bmatrix} A \\ I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1-i & 2+i \\ 1+i & 3 & 0 \\ 2-i & 0 & 2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{\substack{C_2 - (1-i)C_1 \\ C_3 - (2-i)C_1 \\ R_2 - (1+i)C_1 \\ R_3 - (2-i)C_1}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1-3i \\ 0 & -1+3i & -3 \\ 1 & -1+i & 2-i \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -13 \\ 1 & -1+i & -6-3i \\ 0 & 1 & 1+3i \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{\wedge} X = \begin{bmatrix} 1 & -1+i & -6-3i \\ 0 & 1 & 1+3i \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} Y,$$

$$\Rightarrow f = |y_1|^2 + |y_2|^2 - 13|y_3|^2$$

再令 $y_1 = z_1, y_2 = z_2, y_3 = \frac{1}{\sqrt{13}} z_3$

$$\Rightarrow f = |z_1|^2 + |z_2|^2 - |z_3|^2. \#$$

(惯性定理) Hermite二次型的标准形中, 系数为正的项数
及系数为负的项数唯一.

(证明: 略)

正惯性指数

正惯性指数

Hermite二次型的分类: 设 $f(x) = x^H A x$ 是 Hermite二次型
 $\forall x \neq 0$, $\begin{cases} \text{若 } f(x) > 0, \text{ 则称 } f \text{ 为正定二次型, } A \text{ 为正定阵;} \\ \quad \quad \quad (\text{正定}) \quad \quad \quad (\text{正定}) \quad \quad \quad (\text{正定}) \\ \text{若 } f(x) \geq 0, \text{ 则称 } f \text{ 为半正定二次型, } A \text{ 为半正定阵;} \\ \quad \quad \quad (\text{半正定}) \quad \quad \quad (\text{半正定}) \quad \quad \quad (\text{半正定}) \end{cases}$

惯性判定定理: 设 A 是 n 阶 Hermite 阵, 则以下等价:

绝招

- 1° A 是正定阵 ($\forall x \neq 0, \text{ 则 } f(x) = x^H A x > 0$);
- 2° 与 A 共轭合同的正定阵 ($C^H A C$ 正定, $\forall C$ 可逆);
- 3° A 的正惯性指数 $= n$;

第二招

- 4° A 的特征值全大于 0; ($\Rightarrow A$ 可逆)
- 5° $A = S^H S$, 其中 S 正定;

第三招

- 6° $A = P^H P$, 其中 P 可逆;

第一招

- 7° A 的顺序主子式全大于 0.

证明: $2^\circ \Leftrightarrow 1^\circ \Rightarrow 3^\circ \Rightarrow 4^\circ \Rightarrow 5^\circ \Rightarrow 6^\circ \Rightarrow 1^\circ$.

$1^\circ \Rightarrow 2^\circ$. 设 $C^H A C = B$, C 可逆. 则对 $\forall x \neq 0$,
 $x^H B x = (Cx)^H A (Cx) > 0$ ($\because Cx \neq 0$).

$2^\circ \Rightarrow 1^\circ$. $A \simeq B$.

$1^\circ \Rightarrow 3^\circ$. $\because A$ 是 H 阵, $\therefore \exists$ 可逆阵 C , 使 $C^H A C = \begin{bmatrix} d_1 & & \\ & \ddots & \\ & & d_n \end{bmatrix}$.

作 $x = Cy$, 则 $f(x) = y^H (C^H A C) y = d_1 |y_1|^2 + \dots + d_n |y_n|^2$.

取 $x = Ce_k$, 则 $d_k = f(Ce_k) > 0$ ($\because Ce_k \neq 0$), $k=1, \dots, n$.

$3^\circ \Rightarrow 4^\circ$. $\because A$ 是 H 阵, $\therefore \exists$ 酉阵 U 使 $U^H A U = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix}$.

作 $x = Uy$, 有 $f(x) = \lambda_1 |y_1|^2 + \dots + \lambda_n |y_n|^2$.

由 3° 知 $\lambda_i > 0, i=1, \dots, n$.

$4^\circ \Rightarrow 5^\circ$. $\because U^H A U = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix}$ ($\lambda_i > 0, i=1, \dots, n$)

$\therefore A = U \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix} U^H = (U \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \sqrt{\lambda_n} \end{bmatrix} U^H)^2 \triangleq S^2$, 且 $S \in \mathbb{R}$.

$5^\circ \Rightarrow 6^\circ$. 设 $A = S^2$, $\because S \in \mathbb{R}$ $\therefore S$ 可逆且 $S^H = S$, 故 $A = S^H S$.

$6^\circ \Rightarrow 1^\circ$ $\forall x \neq 0$, 则 $Px \neq 0$, 故 $x^H A x = (Px)^H (Px) > 0$. #

例1. 设 H 阵 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是正定的, 证明: $A = I$.

证明: 设 $A = U \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix} U^H$ $\because A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ $\therefore \lambda_i > 0, i=1, \dots, n$

又 A 是正定的, 则 $A = A^H = A^T = U \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{bmatrix} U^H$

$\therefore \lambda_i = \frac{1}{\lambda_i}$, 即 $\lambda_i = 1$ 故 $A = I$. #

例2. 设 n 阶 H 阵 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 又 B 是 n 阶正定阵, 且 $A - B^H A B$ 也是正定的, 证明: B 的谱半径 $\rho(A) < 1$.

证明: 设 $B\xi = \lambda\xi$, $\xi \neq 0$ 则

$\xi^H B^H A B \xi = (B\xi)^H A (B\xi) = \bar{\lambda} \xi^H A \lambda \xi = |\lambda|^2 \xi^H A \xi$

$\therefore 1 - |\lambda|^2 = 1 - \frac{\xi^H (B^H A B) \xi}{\xi^H A \xi} = \frac{\xi^H (A - B^H A B) \xi}{\xi^H A \xi} > 0$. ($\because A, A - B^H A B$ 都是正定的)

故 $|\lambda| < 1$ 即 $\rho(A) < 1$. #

奇异分解: 设 $r(A_{s \times n}) = r$, 则 $r(A^H A) = r(A) = r$ 且 $A^H A$ 非负
 设其非零特征值为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r > 0$. 即 \exists 酉阵
 $V = (X_1, \dots, X_n)$ 使 $V^H (A^H A) V = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_r & \\ & & & 0 \end{bmatrix}$ 即 $A^H A V = V \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_r & \\ & & & 0 \end{bmatrix}$

$$\therefore A^H A X_i = \begin{cases} \lambda_i X_i, & i=1, \dots, r \\ 0, & i>r \end{cases}$$

$$\text{即 } \langle A X_i, A X_j \rangle = X_j^H A^H A X_i = \begin{cases} \lambda_i, & 1 \leq i \leq j \leq r \\ 0, & \text{其余} \end{cases}$$

取 $Y_i = \frac{A X_i}{\sqrt{\lambda_i}} \quad (i=1, \dots, r)$, 则 Y_1, \dots, Y_r 为标准正交向量组
 将其扩充为 \mathbb{C}^s 的基 Y_1, \dots, Y_s , 记 $U = (Y_1, \dots, Y_s)$ 为酉阵
 故 $A(X_1, \dots, X_n) = (Y_1, \dots, Y_s) \begin{bmatrix} D & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, $D = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \sqrt{\lambda_r} \end{bmatrix}$
 即 $U^H A V = \begin{bmatrix} D & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$. #

命题 4.2.6 (奇异分解) 对秩为 r 的复阵 $A \in \mathbb{C}^{s \times n}$, \exists 酉阵
 $U \in \mathbb{C}^{s \times s}$ 及 $V \in \mathbb{C}^{n \times n}$, 使 $U^H A V = \begin{bmatrix} D & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}_{s \times n}$, $D = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \sqrt{\lambda_r} \end{bmatrix}$
 且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r > 0$ 为 $A^H A$ 的非零特征值.

证: P. 143-145 1, 2, 3, 6, 17.

§4.3 Rayleigh 商

设 $A \in H_n$, 若 $Ax = \lambda x, x \neq 0$ 则 $x^H A x = \lambda x^H x$

$$\therefore \lambda = \frac{x^H A x}{x^H x}$$

定义 4.3.1 $R(x) = \frac{x^H A x}{x^H x}, x \neq 0$

—— Rayleigh 商

将 A 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$

相应的标准正交向量组 x_1, x_2, \dots, x_n (以 C^n 为基)

$\forall x (\neq 0) \in C^n$, 则 $x = \sum_{i=1}^n a_i x_i = (x_1, \dots, x_n) \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}$, 于是

$$Ax = \sum_{i=1}^n a_i \lambda_i x_i = (x_1, \dots, x_n) \begin{bmatrix} \lambda_1 a_1 \\ \vdots \\ \lambda_n a_n \end{bmatrix}$$

$$R(x) = \frac{x^H A x}{x^H x} = \frac{\langle Ax, x \rangle}{\langle x, x \rangle} = \frac{\sum_{i=1}^n |a_i|^2 \lambda_i}{\sum_{i=1}^n |a_i|^2}$$

故 $\lambda_n \leq R(x) \leq \lambda_1$, 且 $R(x_1) = \lambda_1, R(x_n) = \lambda_n$
于是我们有:

定理 4.3.1 设 $A \in H_n$, 则 $\lambda_n \leq R(x) \leq \lambda_1$ 且

$$\lambda_n = \min_{x \neq 0} R(x), \quad \lambda_1 = \max_{x \neq 0} R(x).$$

记 $S_1^\perp = (L[x_1])^\perp = L[x_2, \dots, x_n]$
则 $\lambda_2 = \max_{x \in S_1^\perp} R(x)$

$T_1^\perp = (L[x_n])^\perp = L[x_1, \dots, x_{n-1}]$
则 $\lambda_{n-1} = \min_{x \in T_1^\perp} R(x)$

一般地, $\lambda_k = \max_{x \in S_{k-1}^\perp} R(x), S_{k-1}^\perp = L[x_k, \dots, x_n]$

或 $\lambda_k = \min_{x \in T_{n-k}^\perp} R(x), T_{n-k}^\perp = L[x_1, \dots, x_k]$

注: 这里的 λ_k 依赖于 x_1, \dots, x_{k-1} 或 x_{k+1}, \dots, x_n .

Courant 极大极小原理. 设 $A \in H_n$ 且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$,

$$\begin{aligned} \text{证} \quad \lambda_k &= \min_{\dim S = n-k+1} \{ \max_{X \in S} R(X) \} \\ &= \max_{\dim S = k} \{ \min_{X \in S} R(X) \}. \end{aligned}$$

$$X_1, \dots, X_k, \dots, X_n$$

$$X_1, \dots, X_k, \dots, X_n$$

例 1. 若 A 为 n 阶实对称阵, 则 $\max_{X \neq 0, X \in \mathbb{C}^n} \frac{|X^H A X|}{X^H X} = \rho(A)$.

证. 设 A 的特征值为 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$, 相应正交归一化特征向量为 X_1, \dots, X_n , $\forall X = \sum_{i=1}^n a_i X_i$, $A X = \sum_{i=1}^n a_i \lambda_i X_i$.
于是 $\frac{|X^H A X|}{X^H X} = \frac{|(A X, X)|}{(X, X)} = \frac{|\sum_{i=1}^n |a_i|^2 \lambda_i|}{\sum_{i=1}^n |a_i|^2} \leq \rho(A)$. #
其中 U 为酉阵.

例 2. 设 $A, B \in H_n$, 且 $\lambda_1(A) \geq \dots \geq \lambda_n(A)$, 证明
 $\lambda_k(A) + \lambda_n(B) \leq \lambda_k(A+B) \leq \lambda_k(A) + \lambda_1(B)$

证明: $\frac{X^H (A+B) X}{X^H X} = \frac{X^H A X}{X^H X} + \frac{X^H B X}{X^H X}$

且 $\lambda_n(B) \leq \frac{X^H B X}{X^H X} \leq \lambda_1(B)$

从而 $\lambda_k(A) + \frac{X^H A X}{X^H X} \leq \frac{X^H (A+B) X}{X^H X} \leq \lambda_k(A) + \frac{X^H A X}{X^H X}$

由 Courant 极大极小原理可得证. #

作业: 习题四. 6, 7, 13, 17
讲解课后习题 (包含以上作业)