预备知识

一. 矩阵与行列

1. 复习

设 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{n \times n}$ 为n阶方阵,其行列式表示为: $\det(\mathbf{A}) = |\mathbf{A}|$ 。

例 1: 计算矩阵
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}_{2\times 2}$$
 的行列式。求得: $\det(\mathbf{A}) = |\mathbf{A}| = \begin{vmatrix} a & b \\ c & d \end{vmatrix} = ad - bc$ 。

例 2: 求高阶方阵
$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}_{2n \times 2n}$$
 的行列式。求得: $\det(\mathbf{G}) = |\mathbf{G}| = \begin{vmatrix} A & B \\ C & D \end{vmatrix}$ 。

当有: $\mathbf{AC} = \mathbf{CA}$ 时, $\det(\mathbf{G}) = |\mathbf{G}| = |\mathbf{AD} - \mathbf{BC}|$ 。(降阶公式! 特别 \mathbf{A} 或 \mathbf{C} 有一个是单位阵的特殊情况:)

例 3: 求高阶方阵
$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} I_n & B \\ C & I_m \end{pmatrix}$$
 的行列式,得: $\det(\mathbf{G}) = |\mathbf{G}| = |\mathbf{I}_n - \mathbf{BC}|$.

2. 二阶求逆

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}, 求逆 \mathbf{A}^{-1} = \frac{1}{|\mathbf{A}|} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix} = \frac{1}{ad - bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}$$
 (二阶逆公式: 当 $\begin{vmatrix} a & b \\ c & d \end{vmatrix} \neq 0$,

则矩阵 A 可逆)

例: 求
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & d \end{pmatrix}$$
的逆矩阵 \mathbf{A}^{-1} 。 求得: $\mathbf{A}^{-1} = \begin{pmatrix} 1/a & 0 \\ 0 & 1/d \end{pmatrix}$ 。

3. 高阶阵求逆

例 1: 求高阶矩阵 $\mathbf{G} = \begin{pmatrix} A & B \\ 0 & D \end{pmatrix}$ 的逆矩阵(分块上三角矩阵求逆公式)。

解:利用矩阵**G**的**增广矩阵**
$$\tilde{\mathbf{G}} = \begin{pmatrix} A & B & I & 0 \\ 0 & D & I \end{pmatrix}$$
来辅助求解。

$$\begin{pmatrix} A & B & I & 0 \\ 0 & D & 0 & I \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{fr}\underline{\mathfrak{T}}$$

$$= \begin{pmatrix} I & A^{-1}B | A^{-1} & 0 \\ 0 & I & 0 & D^{-1} \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{行变换}} \begin{pmatrix} I & 0 | A^{-1} & -(A^{-1}B)D^{-1} \\ 0 & I & 0 & D^{-1} \end{pmatrix} , \qquad 即 \qquad 得 \qquad :$$

$$\mathbf{G}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}^{-1} & -\mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}\mathbf{D}^{-1} \\ \mathbf{0} & \mathbf{D}^{-1} \end{pmatrix} \circ$$

例 2: 求高阶矩阵
$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} A & 0 \\ C & D \end{pmatrix}$$
的逆矩阵(分块下三角矩阵求逆公式)。

解:利用矩阵**G**的**增广矩阵**
$$\tilde{\mathbf{G}} = \begin{pmatrix} A & 0 & I & 0 \\ C & D & I \end{pmatrix}$$
来辅助求解。

$$\begin{pmatrix} A & 0 & I & 0 \\ C & D & 0 & I \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{fr}\underline{\phi}\underline{\psi}} \begin{pmatrix} A^{-1}A & 0 & A^{-1} & 0 \\ C & D & 0 & I \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I & 0 & A^{-1} & 0 \\ C & D & 0 & I \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{fr}\underline{\phi}\underline{\psi}} \begin{pmatrix} I & 0 & A^{-1} & 0 \\ D^{-1}C & D^{-1}D & 0 & D^{-1} \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} I & 0 | A^{-1} & 0 \\ D^{-1}C & I | 0 & D^{-1} \end{pmatrix} \xrightarrow{fr变换} \begin{pmatrix} I & 0 | A^{-1} & 0 \\ 0 & I | -(D^{-1}B)A^{-1} & D^{-1} \end{pmatrix} , \qquad 即 \qquad 得 \qquad :$$

$$\mathbf{G}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{A}^{-1} & \mathbf{0} \\ -\mathbf{D}^{-1}\mathbf{B}\mathbf{A}^{-1} & \mathbf{D}^{-1} \end{pmatrix} \circ$$

例 3: 特别,对角矩阵
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & a_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_n \end{pmatrix}$$
的逆阵为 $\mathbf{A}^{-1} = \begin{pmatrix} 1/a_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/a_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1/a_n \end{pmatrix}$ 。

二. 相似矩阵的概念与性质

1. 相似矩阵的概念

如果有 $\mathbf{P}^{-1}\mathbf{AP} = \mathbf{B}$,则称 $\mathbf{A} = \mathbf{B}$ 相似,记作 $\mathbf{A} \sim \mathbf{B}$ (相似).

2. 相似矩阵性质

- ①传递性: 如果**A~B**且**B~C**,则**A~C**;
- ②逆向性: 如果 **A~B**,则 **B~A**;
- ③反身性: **A~A**;
- ④不变性:如果 $\mathbf{A} \sim \mathbf{B}$,则 $|\mathbf{A}| = |\mathbf{B}|$, or $\det(\mathbf{A}) = \det(\mathbf{B})$ (相似矩阵的行列式不变);
- ⑤相同性:如果 $\mathbf{A} \sim \mathbf{B}$,则 $|x\mathbf{I} \mathbf{A}| = |x\mathbf{I} \mathbf{B}|$ (相似矩阵有相同特征多项式);
- ⑥相等性:如果 $\mathbf{A} \sim \mathbf{B}$,则 $\operatorname{tr}(\mathbf{A}) = \operatorname{tr}(\mathbf{B})$ (迹相等)。

证明: ④:
$$|\mathbf{B}| = |\mathbf{P}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{P}| = |\mathbf{P}^{-1}| \cdot |\mathbf{A}| \cdot |\mathbf{P}| = \frac{1}{|\mathbf{P}|} \cdot |\mathbf{A}| \cdot |\mathbf{P}| = |\mathbf{A}|$$
;

(5):
$$|x\mathbf{I} - \mathbf{B}| = |x\mathbf{P}^{-1}\mathbf{P} - \mathbf{P}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{P}| = |(x\mathbf{P}^{-1} - \mathbf{P}^{-1}\mathbf{A})\mathbf{P}| = |\mathbf{P}^{-1}(x\mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{P}| = |x\mathbf{I} - \mathbf{A}|$$

3. 换位公式:

设矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$ 和 $\mathbf{B}_{n \times m}$,则 $(\mathbf{A}\mathbf{B})_{m \times m}$ 为 m 阶方阵, $(\mathbf{B}\mathbf{A})_{n \times n}$ 为 n 阶方阵,可设 $\mathbf{m} \ge n$

则有换位公式:
$$|x\mathbf{I} - \mathbf{A}\mathbf{B}| = x^{m-n}|x\mathbf{I} - \mathbf{B}\mathbf{A}|$$
, 即 $\det(x\mathbf{I}_m - \mathbf{A}\mathbf{B}) = x^{m-n}\det(x\mathbf{I}_n - \mathbf{B}\mathbf{A})$

Pf(证明): 令 m+n 阶矩阵:
$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} AB & 0 \\ B & 0_n \end{pmatrix}_{m+n}$$
, $\mathbf{D} = \begin{pmatrix} 0_m & 0 \\ B & BA \end{pmatrix}_{m+n}$, $\mathbf{P} = \begin{pmatrix} I_m & A \\ 0 & I_n \end{pmatrix}$ 且

$$\mathbf{P}^{-1} = \begin{pmatrix} I_m & -A \\ 0 & I_n \end{pmatrix}.$$

可 知 ,
$$\mathbf{CP} = \begin{pmatrix} AB & 0 \\ B & 0_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_m & A \\ 0 & I_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} AB & ABA \\ B & BA \end{pmatrix}$$
 且

$$\mathbf{PD} = \begin{pmatrix} I_m & A \\ 0 & I_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0_m & 0 \\ B & BA \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} AB & ABA \\ B & BA \end{pmatrix}$$

即
$$\mathbf{PD} = \begin{pmatrix} AB & ABA \\ B & BA \end{pmatrix} = \mathbf{CP}$$
,得 $\mathbf{C} = \mathbf{PDP}^{-1}$,所以 $\mathbf{C} \sim \mathbf{D}$ (相似)。

根据相似性质⑤可得 $|x\mathbf{I} - \mathbf{C}| = |x\mathbf{I} - \mathbf{D}|$, 代入矩阵并化简得:

$$|x\mathbf{I}_{m+n} - \mathbf{C}| = \begin{vmatrix} x\mathbf{I}_m - \mathbf{A}\mathbf{B} & 0 \\ -\mathbf{B} & x\mathbf{I}_n \end{vmatrix} = |(x\mathbf{I}_m - \mathbf{A}\mathbf{B})(x\mathbf{I}_n)| = x^n |x\mathbf{I}_m - \mathbf{A}\mathbf{B}|$$

$$|x\mathbf{I}_{m+n} - \mathbf{D}| = \begin{vmatrix} x\mathbf{I}_m & 0 \\ -\mathbf{B} & x\mathbf{I}_n - \mathbf{B}\mathbf{A} \end{vmatrix} = |(x\mathbf{I}_m)(x\mathbf{I}_n - \mathbf{B}\mathbf{A})| = x^m |x\mathbf{I}_n - \mathbf{B}\mathbf{A}|$$

即
$$x^{n}|x\mathbf{I}_{m} - \mathbf{A}\mathbf{B}| = x^{m}|x\mathbf{I}_{n} - \mathbf{B}\mathbf{A}|$$
,所以 $|x\mathbf{I}_{m} - \mathbf{A}\mathbf{B}| = x^{m-n}|x\mathbf{I}_{n} - \mathbf{B}\mathbf{A}|$

备注: 也可写换位公式: 令 $\mathbf{A}_{n \times p}$ 和 $\mathbf{B}_{p \times n}$, 且 $n \ge p$

则
$$|x\mathbf{I}_{n} - \mathbf{A}\mathbf{B}| = x^{n-p} |x\mathbf{I}_{p} - \mathbf{B}\mathbf{A}|$$
,或 $\det(x\mathbf{I}_{n} - \mathbf{A}\mathbf{B}) = x^{n-p} \det(x\mathbf{I}_{p} - \mathbf{B}\mathbf{A})$

4. 推论

① $|\mathbf{I}_m - \mathbf{A}\mathbf{B}| = |\mathbf{I}_n - \mathbf{B}\mathbf{A}|$; ②若 m > n, 则 $|\mathbf{A}\mathbf{B}| = 0$ 。

证 明: ①. 换 位 公 式 中 令 x=1 即 可 得 证; ②. 换 位 公 式 中 令 x=0 可 得 $|-\mathbf{AB}| = (-1)^m |\mathbf{AB}| = 0$,即 $|\mathbf{AB}| = 0$ 。

例 1: 设
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix}$$
, $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$ 求 $|\mathbf{A}\mathbf{B}|$ 。解: $\mathbf{A}\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & 2 & 3 \\ 2 & 1 & 2 \\ 3 & 1 & 3 \end{pmatrix}$,

$$|\mathbf{AB}| = \begin{vmatrix} 3 & 2 & 3 \\ 2 & 1 & 2 \\ 3 & 1 & 3 \end{vmatrix} = 0.$$

例 2: 设
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix}$$
, $\mathbf{B} = (b_1 \ b_2)$, 求 $|\mathbf{AB}|$ 。

解:
$$\mathbf{AB} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} (b_1 \quad b_2) = \begin{pmatrix} a_1b_1 & a_1b_2 \\ a_2b_1 & a_2b_2 \end{pmatrix}$$
, $|\mathbf{AB}| = \begin{vmatrix} a_1b_1 & a_1b_2 \\ a_2b_1 & a_2b_2 \end{vmatrix} = 0$

例 3: 设
$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} I & A \\ 0 & I \end{pmatrix}$$
, 证明: $\mathbf{P}^{-1} = \begin{pmatrix} I & -A \\ 0 & I \end{pmatrix}$.

证 明 : 利 用 矩 阵 \mathbf{P} 的 增 广 矩 阵 $\widetilde{\mathbf{P}}$ 作 行 变 换 来 证 明 ,

$$\widetilde{\mathbf{P}} = \begin{pmatrix} I & A & I & 0 \\ 0 & I & 0 & I \end{pmatrix} \xrightarrow{\text{freeth}} \begin{pmatrix} I & 0 & I & -A \\ 0 & I & 0 & I \end{pmatrix}.$$

例 4: 设
$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} I & 0 \\ A & I \end{pmatrix}$$
, 证明: $\mathbf{P}^{-1} = \begin{pmatrix} I & 0 \\ -A & I \end{pmatrix}$.

证明:
$$\mathbf{\widetilde{P}} = \begin{pmatrix} I & 0 & I & 0 \\ A & I & 0 & I \end{pmatrix} \longrightarrow \begin{pmatrix} I & 0 & I & 0 \\ 0 & I & -A & I \end{pmatrix}$$
, $\mathbf{\widetilde{P}}^{-1} = \begin{pmatrix} I & 0 \\ -A & I \end{pmatrix}$.

5. 换位公式与秩1阵公式

例 1: 设有全 1 方阵: $\mathbf{A}_{n \times n} = (1)_{n \times n}$, 求 $|x\mathbf{I} - \mathbf{A}|$ 。 解: 设 $\mathbf{A} = \alpha \beta$, 其中

$$\boldsymbol{\alpha} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}_{1 \times n}^{T} = \begin{pmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}_{1 \times n}, \quad \emptyset \mid \boldsymbol{\beta} \boldsymbol{\alpha} = n$$

由换位公式知:
$$|x\mathbf{I} - \mathbf{A}| = |x\mathbf{I}_n - \alpha \boldsymbol{\beta}| = x^{n-1}|x\mathbf{I}_1 - \boldsymbol{\beta} \boldsymbol{\alpha}| = x^{n-1}(x-n)$$
。 例 2 : 设 **秩** 1

$$\mathbf{A}_{n\times n} = \begin{pmatrix} k_1b_1 & k_1b_2 & \cdots & k_1b_n \\ k_2b_1 & k_2b_2 & \cdots & k_2b_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k_nb_1 & k_nb_2 & \cdots & k_nb_n \end{pmatrix} (比例阵), 令 \mathbf{\alpha} = \begin{pmatrix} k_1 & k_2 & \cdots & k_n \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} k_1 \\ \vdots \\ k_n \end{pmatrix},$$

证明 **秩 1 公式:** $|x\mathbf{I} - \mathbf{A}| = x^{n-1} [x - \operatorname{tr}(\mathbf{A})]$, 其中 $\operatorname{tr}(\mathbf{A}) = \mathbf{A}$ 的迹!

解: 设 $\mathbf{A} = \boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{\beta}$, 其中 $\boldsymbol{\alpha} = \begin{pmatrix} k_1 & k_2 & \cdots & k_n \end{pmatrix}_{1 \times n}^T$, $\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \mathbf{b}_1 & b_2 & \cdots & b_n \end{pmatrix}_{1 \times n}$, 则: $\boldsymbol{\beta}\boldsymbol{\alpha} = k_1 a_1 + k_2 a_2 + \cdots + k_n a_n = \operatorname{tr}(\mathbf{A}), \quad \mathbf{D} \boldsymbol{\beta}\boldsymbol{\alpha} = \operatorname{tr}(\mathbf{A}) = \mathbf{A} \text{的 这!}$ 故: $|x\mathbf{I} - \mathbf{A}| = |x\mathbf{I}_n - \boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{\beta}| = x^{n-1}|x\mathbf{I}_1 - \boldsymbol{\beta}\boldsymbol{\alpha}| = x^{n-1}[x - \operatorname{tr}(\mathbf{A})].$

例 3: 设
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -2 \\ 1 & 1 & -2 \\ 2 & 2 & -4 \end{pmatrix}$$
 求 $|x\mathbf{I} - \mathbf{A}|$ 。解: \mathbf{A} 为 秩 1 阵(比 例 阵),则

$$|x\mathbf{I} - \mathbf{A}| = x^{3-1} \lceil x - \operatorname{tr}(\mathbf{A}) \rceil = x^2 (x+2).$$

例 4: 设
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 4 & 4 & -1 \\ 4 & 4 & -1 \\ -4 & -4 & 1 \end{pmatrix}$$
, 求 $|x\mathbf{I} - \mathbf{A}|$ 。解: \mathbf{A} 为 秩 1 阵 ,

$$|x\mathbf{I} - \mathbf{A}| = x^{3-1} \left[x - \operatorname{tr}(\mathbf{A}) \right] = x^2 (x-9)$$

例 5: 设"秩 1 方阵" $\mathbf{A}_{n \times n} = \boldsymbol{\alpha}_{n \times l} \boldsymbol{\beta}_{l \times n}$ (比例阵),则:向量 $\boldsymbol{\alpha}_{n \times l}$ 是 $\boldsymbol{\lambda}_l = \operatorname{tr}(\mathbf{A})$ 对应的特征

向量。

证:
$$: \mathbf{A}_{n \times n} = \mathbf{\alpha}_{n \times 1} \mathbf{\beta}_{1 \times n}$$
 的秩为一, $: \mathbf{\beta} \mathbf{\alpha} = \operatorname{tr}(\mathbf{A})$.

$$\ \, :: \mathbf{A}\alpha = (\alpha\beta)\alpha = \alpha\big(\beta\alpha\big) = \alpha_{\scriptscriptstyle n\times l} \mathrm{tr}\big(\mathbf{A}\big) = \mathrm{tr}\big(\mathbf{A}\big)\alpha \;, \; \; :: \alpha \; \text{ 是特征根} \; \lambda_{\scriptscriptstyle l} = \mathrm{tr}\big(\mathbf{A}\big) \text{ 的特征向量} \;.$$

三. 根公式

1. 定义记号

方阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{n \times n}$ 有 n 个特征根记为 $\lambda(\mathbf{A}) = \{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$ 或 $\sigma(\mathbf{A}) = \{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$, 也称 $\sigma(\mathbf{A}) = \{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$ 为矩阵 \mathbf{A} 的谱,函数 $f(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \dots + a_k x^k$ 和 n 阶方阵 $f(\mathbf{A}) = a_0 \mathbf{I} + a_1 \mathbf{A} + a_2 \mathbf{A}^2 + \dots + a_k \mathbf{A}^k$ 。

则f(A)的谱(特征根集合)为 $\sigma[f(A)] = \lambda[f(A)] = \{f(\lambda_1), \dots, f(\lambda_n)\}$

例 1
$$\lambda(A) = \{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$$
, $f(A) = \alpha I + A$, 求 $\lambda[f(A)]$

 \mathfrak{M} : $\lambda[f(\mathbf{A})] = \{a + \lambda_1, \dots, a + \lambda_n\}$

例: 设
$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} 2 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 2 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 2 \end{pmatrix}_{n \times n}$$
 求特根 $\sigma(\mathbf{F})$. $\mathbf{I} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix}_{n \times n}$, $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}_{n \times n}$

解: 因为 $\mathbf{F} = f(\mathbf{A}) = \mathbf{I} + \mathbf{A}$, n 阶全 1 阵 \mathbf{A} 的谱为 $\sigma(\mathbf{A}) = \{n,0,\dots,0\}$,则 $\sigma(\mathbf{F}) = \sigma(f(\mathbf{A})) = \{n+1,1,\dots,1\}$ 。

例 3:
$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & \cdots & -1 \\ -1 & 0 & \cdots & -1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -1 & -1 & \cdots & 0 \end{pmatrix}_{n \times n}$$
 求 $\lambda(\mathbf{F})$ 与特征式 $|\lambda \mathbf{I} - \mathbf{F}|$. 令 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{pmatrix}_{n \times n}$

解: $\mathbf{F} = f(\mathbf{A}) = \mathbf{I} - \mathbf{A}$, 故, 全 1 阵 **A** 的谱为 $\lambda(\mathbf{A}) = \{n, 0 \dots, 0\}$, 故 $\lambda(\mathbf{F}) = \{1 - n, 1 - 0 \dots, 1 - 0\}$, 可知 $|x\mathbf{I} - \mathbf{F}| = (x + n - 1)(x - 1)^{n-1}$ 。

2. 根公式复习

若方阵 \mathbf{A} 的全体特征根为 $\lambda(\mathbf{A}) = \{\lambda_1, \cdots, \lambda_n\}$,则 $f(\mathbf{A})$ 的全体特征根为: $\lambda[f(\mathbf{A})] = \{f(\lambda_1), \cdots, f(\lambda_n)\}; \ \, \text{若 X } \, \mathbf{E} \, \mathbf{A} \, \text{ 的特根 } \lambda_1 \, \text{ 所对应的特征向量,即 A X } = \lambda_1 \, \mathbf{X},$ 则 $\mathbf{X} \, \text{ 也是 } f(\mathbf{A})$ 的特征向量,其对应的特根为 $f(\lambda_1)$,即有 $f(\mathbf{A})$ $\mathbf{X} = f(\lambda_1)$ \mathbf{X}

3. 补充定理

如果 n 阶方阵 A 的各行元素之和为常数 a ,则 x = a 是一个特根,对应的特向量为 全 1 向量: $\mathbf{X} = (\mathbf{1}.\mathbf{1}, \cdots, \mathbf{1})^T$ 。(备注:各列元素之和为常数 a 时 x = a 也是一个特根)证: $\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{A}(\mathbf{1}.\mathbf{1}, \cdots, \mathbf{1})^T = (a, a, \cdots, a)^T = a(\mathbf{1}.\mathbf{1}, \cdots, \mathbf{1})^T = a\mathbf{X}$ 。 例 1: n 阶全 1 矩阵 \mathbf{A} ,其各行元素之和为常数 n , x = n 是一个特根,对应特征向量为 $\mathbf{X} = (\mathbf{1}.\mathbf{1}, \cdots, \mathbf{1})^T$

例 2: 令
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$$
, $\lambda(\mathbf{A}) = \{\lambda_1, \lambda_2\}$,则 $\lambda_1 + \lambda_2 = a + d = \operatorname{tr}(A)$, $\lambda_1 \lambda_2 = ad - bc = |A|$.

例 3:
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}$$
, $\lambda(\mathbf{A}) = \{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$ 则 $\lambda_1 + \dots + \lambda_n = \operatorname{tr}(\mathbf{A})$

例 4:
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 3 & 1 \\ 2 & 2 \end{pmatrix}$$
的各行元素的和为4,则 $\lambda_1 = 4$ 为一特根,其特向为 $\mathbf{2} \mathbf{1}$ 向量

$$\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$
; 另一个根为 $\lambda_2 = 5 - 4 = 1$,特向为 $\begin{pmatrix} 1 \\ -2 \end{pmatrix}$,全体根 $\sigma(\mathbf{A}) = \{4,1\}$.

例 5:
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 8 & 1 & 6 \\ 3 & 5 & 7 \\ 4 & 9 & 2 \end{pmatrix}$$
 各行元素和为15,则 $\lambda_1 = 15$ 为一特根,其对应特向量为 $\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ 。

例 6:
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$$
 求特根 $\lambda(\mathbf{A})$ 与特向量. 解: 设 $\lambda(\mathbf{A}) = \{\lambda_1, \lambda_2\}$,求得: $\lambda_1 = i$, $\lambda_2 = -i$.

令
$$\lambda_1 = i$$
对应特向为 $\begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix}$, $\lambda_2 = -i$ 对应特向 $\begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}$,

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} = \mathbf{i} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} \not = \mathbf{i} \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} = -\mathbf{i} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} \not = -\mathbf{i} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} \not = -\mathbf{i} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} \not = \mathbf{i} a_1 \not = -\mathbf{i} b_2$$

可得
$$\lambda_1 = i$$
 对应的特向为 $\begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix}$, $\lambda_2 = -i$ 对应的特征向为 $\begin{pmatrix} i \\ 1 \end{pmatrix}$.

例 7:
$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} -1 & -3 & 3 & -3 \\ -3 & -1 & -3 & 3 \\ 3 & -3 & -1 & -3 \\ -3 & 3 & -3 & -1 \end{pmatrix}, \quad 求 \sigma(\mathbf{F}) 和 | x\mathbf{I} - \mathbf{F} |.$$

$$\stackrel{\diamondsuit}{\mathbf{I}} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 3 & -3 & 3 & -3 \\ -3 & 3 & -3 & 3 \\ 3 & -3 & 3 & -3 \\ -3 & 3 & -3 & 3 \end{pmatrix}$$

解:
$$\mathbf{F} = f(\mathbf{A}) = -4\mathbf{I} + \mathbf{A}$$
, \mathbf{A} 为秩 1 比例阵, $|x\mathbf{I} - \mathbf{A}| = x^{4-1}[x - \text{tra}(\mathbf{A})] = x^3(x - 12)$.

是**A**的特根x=12对应的特向量,也是矩阵**F**的特根x=8对应的特向。

例 8: 求 $\sigma(\mathbf{F})$ 和 $|x\mathbf{I} - \mathbf{F}|$, 矩阵 \mathbf{F} 为如下:

解: ①
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} -2 & -2 & 6 \\ -1 & -1 & 3 \\ -1 & -1 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} (-1 & -1 & 3),$$

①
$$\mathbf{F} = \mathbf{I} + \mathbf{A}$$
, $\operatorname{tr}(\mathbf{A}) = 0$, ② $\mathbf{F} = 3\mathbf{I} + \mathbf{A}$, $\operatorname{tr}(\mathbf{A}) = 9$, ③ $\mathbf{F} = \mathbf{A}$, $\operatorname{tr}(\mathbf{A}) = 0$, ④ $\mathbf{F} = \mathbf{I} + \mathbf{A}$, $\operatorname{tr}(\mathbf{A}) = 0$.

∵(1)②(3)④中所有的 **A** 矩阵都为**秩**1阵(比例阵),

∴ ①
$$|x\mathbf{I} - \mathbf{A}| = x^{3-1}[x - \text{tra}(\mathbf{A})] = x^2(x - 0) = x^3$$
, $\sigma(\mathbf{A}) = \{0.0.0\}$, $\forall \sigma(\mathbf{F}) = \{1.1.1\}$, $|x\mathbf{I} - \mathbf{F}| = (x - 1)^3$;

②
$$|x\mathbf{I} - \mathbf{A}| = x^{3-1}[x - \text{tra}(\mathbf{A})] = x^2(x-9)$$
, $\sigma(\mathbf{A}) = \{9,0,0\}$, $\sharp \sigma(\mathbf{F}) = \{12,3,3\}$, $|x\mathbf{I} - \mathbf{F}| = (x-3)^2(x-12)$;

③
$$|x\mathbf{I} - \mathbf{A}| = x^{3-1}[x - \text{tra}(\mathbf{A})] = x^2(x - 0) = x^3$$
, $\sigma(\mathbf{A}) = \{0.0.0\}$, $\sharp \sigma(\mathbf{F}) = \{0.0.0\}$, $|x\mathbf{I} - \mathbf{F}| = x^3$;

④
$$|x\mathbf{I} - \mathbf{A}| = x^{3-1}[x - \text{tra}(\mathbf{A})] = x^2(x - 0) = x^3$$
, $\sigma(\mathbf{A}) = \{0.0.0\}$, $\forall \sigma(\mathbf{F}) = \{1.1.1\}$, $|x\mathbf{I} - \mathbf{F}| = (x - 1)^3$.

四. 向量的标准内积

实矩阵
$$\mathbf{R}^n$$
和复矩阵 \mathbf{C}^n , $\mathbf{R}^n \subset \mathbf{C}^n$, \mathbf{R}^n 中的向量 $\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ 的所有分量 x_i 均为实数, \mathbf{C}^n 中

的向量 $\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} z_1 \\ \vdots \\ z_n \end{pmatrix}$ 的所有分量中必有 z_i 为虚数,一般未作详细说明的向量均为 \mathbf{C}^n 内的向量。。

1. 向量的标准内积

在
$$\mathbf{C}^n$$
 中 引 入 标 准 内 积 , 设 列 向 量 $\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$, $\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$, 有 内 积 :

$$[\mathbf{X},\mathbf{Y}] = x_1 \overline{y}_1 + x_2 \overline{y}_2 + \dots + x_n \overline{y}_n$$

2. 标准内积的性质

①
$$[\mathbf{X}, \mathbf{X}] = x_1 \overline{x}_1 + x_2 \overline{x}_2 + \dots + x_n \overline{x}_n = |x_1|^2 + |x_2|^2 + \dots + |x_n|^2 = |\mathbf{X}|^2$$
;

$$2[\mathbf{X},\mathbf{Y}] = x_1 \overline{y}_1 + x_2 \overline{y}_2 + \dots + x_n \overline{y}_n;$$

$$\Im[\mathbf{X},\mathbf{Y}] = \overline{[\mathbf{Y},\mathbf{X}]};$$

$$(4)[k\mathbf{X},\mathbf{Y}] = k[\mathbf{X},\mathbf{Y}], [\mathbf{X},k\mathbf{Y}] = \overline{k}[\mathbf{X},\mathbf{Y}];$$

⑤如果
$$[\mathbf{X},\mathbf{Y}] = x_1 \overline{y}_1 + x_2 \overline{y}_2 + \cdots + x_n \overline{y}_n = 0$$
,则称向量 \mathbf{X} 与向量 \mathbf{Y} 正交,记作 $\mathbf{X} \perp \mathbf{Y}$;

⑥ 如 果
$$\mathbf{X} \perp \mathbf{Y}$$
 , 则 $|\mathbf{X} + \mathbf{Y}|^2 = |\mathbf{X}|^2 + |\mathbf{Y}|^2$, 如 果 $\mathbf{X} \perp \mathbf{Y} \perp \mathbf{Z}$, 则 $|\mathbf{X} + \mathbf{Y} + \mathbf{Z}|^2 = |\mathbf{X}|^2 + |\mathbf{Y}|^2 + |\mathbf{Z}|^2$ 。

例 1: 向量
$$\alpha = \begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix}$$
, $\beta = \begin{pmatrix} i \\ 1 \end{pmatrix}$ 及任意非零数 k_1 和 k_2 ,证明 $\alpha \perp \beta$, k_1 $\alpha \perp k_2$ β 。($\alpha = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix}$,

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}$$

证明: $\mathbf{\ddot{c}}[\mathbf{\alpha},\mathbf{\beta}] = a_1\bar{b}_1 + a_2\bar{b}_2 = 1 \times \bar{\mathbf{i}} + \mathbf{i} \times \bar{\mathbf{1}} = -\mathbf{i} + \mathbf{i} = 0$, $\mathbf{\ddot{c}} \mathbf{\alpha} \perp \mathbf{\beta}$ 。 $\mathbf{\ddot{c}}[k_1\mathbf{\alpha},k_2\mathbf{\beta}] = k_1\bar{k}_2[\mathbf{\alpha},\mathbf{\beta}] = k_1\bar{k}_2(a_1\bar{b}_1 + a_2\bar{b}_2) = k_1\bar{k}_2(1 \times \bar{\mathbf{i}} + \mathbf{i} \times \bar{\mathbf{1}}) = k_1\bar{k}_2(-\mathbf{i} + \mathbf{i}) = 0 \quad , \quad \mathbf{\ddot{c}}$ $k_1\mathbf{\alpha} \perp k_2\mathbf{\beta}$ 。

例 2: 向量
$$\boldsymbol{\alpha} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ i \end{pmatrix}$$
, $\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} 0 \\ i \\ 1 \end{pmatrix}$, 证明 $\boldsymbol{\alpha} \perp \boldsymbol{\beta}$ 。($\boldsymbol{\alpha} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{pmatrix}$, $\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix}$)

证明:
$$: [\alpha, \beta] = a_1\overline{b_1} + a_2\overline{b_2} + a_3\overline{b_3} = 1 \times \overline{0} + 1 \times \overline{1} + i \times \overline{1} = 0 - i + i = 0$$
, $\therefore \alpha \perp \beta$.

3. 共轭转置及性质

矩阵 \mathbf{X} 的普通转置记作 \mathbf{X}^T ,矩阵 \mathbf{X} 的共轭转置(Hermite 转置)记作 $\mathbf{X}^H = \overline{\mathbf{X}}^T$. 性质: $(\mathbf{A} + \mathbf{B})^H = \mathbf{A}^H + \mathbf{B}^H$, $(\mathbf{A}\mathbf{B})^H = \mathbf{B}^H \mathbf{A}^H$, $(\mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{C})^H = \mathbf{C}^H \mathbf{B}^H \mathbf{A}^H$; $(\mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{C})^{-1} = \mathbf{B}^{-1} \mathbf{A}^{-1}$, $(\mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{C})^{-1} = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{B}^{-1} \mathbf{A}^{-1}$, \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 、 \mathbf{C} 均为同阶可逆方阵。

例 1: 列向量
$$\mathbf{\alpha} = \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}$$
, 证明模长公式: $|\mathbf{\alpha}|^2 = \mathbf{\alpha}^H \mathbf{\alpha}$.

证 明 :
$$\mathbf{\alpha}^H = (\overline{a}_1 \ \cdots \ \overline{a}_n)$$
 ,

$$\boldsymbol{\alpha}^{H}\boldsymbol{\alpha} = (\overline{a}_{1} \quad \cdots \quad \overline{a}_{n}) \begin{pmatrix} a_{1} \\ \vdots \\ a_{n} \end{pmatrix} = \overline{a}_{1}a_{1} + \cdots + \overline{a}_{n}a_{n} = |a_{1}|^{2} + \cdots + |a_{n}|^{2} = |\boldsymbol{\alpha}|^{2}.$$

例 2: 列向量
$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$
, $\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$, 证明: 内积公式 $[\mathbf{X}, \mathbf{Y}] = \mathbf{Y}^H \mathbf{X}$.

证明:
$$\mathbf{Y}^H = (\bar{y}_1 \quad \cdots \quad \bar{y}_n)$$
, $\mathbf{Y}^H \mathbf{X} = (\bar{y}_1 \quad \cdots \quad \bar{y}_n) \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = x_1 \bar{y}_1 + \cdots + x_n \bar{y}_n = [\mathbf{X}, \mathbf{Y}]$ 。

五. 矩阵的标准内积(补充参考)*

同阶复矩阵
$$\mathbf{A} = (a_{ij})_{m \times n}$$
 和 $\mathbf{B} = (b_{ij})_{m \times n}$, 规定 2 个矩阵的标准内积 $[\mathbf{A}, \mathbf{B}]$ 如下 内积: $[\mathbf{A}, \mathbf{B}] = \operatorname{tr}(\mathbf{A}\mathbf{B}^H) = \operatorname{tr}(\mathbf{B}^H\mathbf{A}) = \sum a_{ij} \bar{b}_{ij}$ $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 为 n 阶方阵, $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ 为 m 阶方阵, 且有 $\operatorname{tr}(\mathbf{A}\mathbf{A}^H) = \operatorname{tr}(\mathbf{A}^H\mathbf{A}) = \sum a_{ij} \bar{a}_{ij} = \sum \left|a_{ij}\right|^2$ 。 $\mathbf{B}^H\mathbf{A}$ 为 n 阶方阵, $\mathbf{A}\mathbf{B}^H$ 为 m 阶方阵, 且有 $\operatorname{tr}(\mathbf{A}\mathbf{B}^H) = \operatorname{tr}(\mathbf{B}^H\mathbf{A}) = \sum a_{ij} \bar{b}_{ij}$ 。 $[\mathbf{A}, \mathbf{A}] = \operatorname{tr}(\mathbf{A}\mathbf{A}^H) = \operatorname{tr}(\mathbf{A}^H\mathbf{A}) = \sum a_{ij} \bar{a}_{ij} = \sum \left|a_{ij}\right|^2$.

六. 常用特殊矩阵

1. 对角矩阵

$$\mathbf{D} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{pmatrix} , \qquad \mathbf{D}^H = \begin{pmatrix} \overline{\lambda}_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \overline{\lambda}_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \overline{\lambda}_n \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{D}^H \mathbf{D} = \mathbf{D} \mathbf{D}^H = \begin{pmatrix} |\lambda_1|^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & |\lambda_2|^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & |\lambda_n|^2 \end{pmatrix}.$$

2. 三角矩阵

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_1 & * & \cdots & * \\ 0 & a_2 & \cdots & * \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{pmatrix} b_1 & * & \cdots & * \\ 0 & b_2 & \cdots & * \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & b_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{AB} = \begin{pmatrix} a_1b_1 & * & \cdots & * \\ 0 & a_2b_2 & \cdots & * \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_nb_n \end{pmatrix}.$$

3. Hermite 矩阵

若 $\mathbf{A}^H = \mathbf{A}$,则称矩阵 \mathbf{A} 为 Hermite 矩阵;若 $\mathbf{B}^H = -\mathbf{B}$,则称矩阵 \mathbf{B} 为斜或反 Hermite 矩阵。

例 1. 矩阵 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{i} \\ -\mathbf{i} & 2 \end{pmatrix}$, $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \mathbf{i} & 1 \\ -1 & \mathbf{i} \end{pmatrix}$, 证明: 矩阵 \mathbf{A} 为 Hermite, 矩阵 \mathbf{B} 为斜 Hermite 矩阵。

证明:
$$\mathbf{A}^H = \begin{pmatrix} \overline{1} & \overline{-i} \\ \overline{i} & \overline{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & i \\ -i & 2 \end{pmatrix} = \mathbf{A}$$
, $\mathbf{B}^H = \begin{pmatrix} \overline{i} & \overline{-1} \\ \overline{1} & \overline{i} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -i & -1 \\ 1 & -i \end{pmatrix} = -\begin{pmatrix} i & 1 \\ -1 & i \end{pmatrix} = -\mathbf{B}$.

例 2. 若 **A** 为 Hermite 矩阵, **B** 为斜 Hermite 矩阵,则 **iA** 为斜 Hermite 矩阵,**iB** 为 Hermite 矩阵。

证明: $: \mathbf{A}$ 为 Hermite 矩阵, $: \mathbf{A}^H = \mathbf{A}$, $: (\mathbf{i}\mathbf{A})^H = \mathbf{i}^H \mathbf{A}^H = -\mathbf{i}\mathbf{A}$, $: \mathbf{i}\mathbf{A}$ 为斜 Hermite 矩阵。

总结: Hermite 矩阵的主对角线元素都为实数,其他元素共轭对称,即 $a_{ii} = \overline{a_{ii}}$ 。

例 3: 若矩阵 \mathbf{A} 为 n 阶方阵, 证明: $\mathbf{A} + \mathbf{A}^H$ 为 Hermite 矩阵, $\mathbf{A} - \mathbf{A}^H$ 为斜 Hermite 矩阵。

证明:
$$\mathbf{C}(\mathbf{A} + \mathbf{A}^H)^H = \mathbf{A}^H + (\mathbf{A}^H)^H = \mathbf{A}^H + \mathbf{A}$$
, $\mathbf{C} \cdot \mathbf{A} + \mathbf{A}^H$ 为 Hermite 矩阵。

有:
$$\mathbf{A} = \frac{\mathbf{A} + \mathbf{A}^H}{2} + \frac{\mathbf{A} - \mathbf{A}^H}{2}$$
, $\frac{\mathbf{A} + \mathbf{A}^H}{2}$ 为 Hermite 矩阵, $\frac{\mathbf{A} - \mathbf{A}^H}{2}$ 为斜 Hermite 矩阵。

例 4: 任给矩阵 $\mathbf{A} = \left(a_{ij}\right)_{m \times n}$, 证明: $\mathbf{A}\mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{A}^H \mathbf{A}$ 都为 Hermite 阵。

证明: $\mathbf{C}(\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^H = (\mathbf{A}^H)^H \mathbf{A}^H = \mathbf{A}\mathbf{A}^H$, $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ 为 Hermite 矩阵。 $\mathbf{C}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^H = \mathbf{A}^H(\mathbf{A}^H)^H = \mathbf{A}^H\mathbf{A}$, $\mathbf{A}\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 为 Hermite 矩阵。

例 5: 矩阵
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ i \end{pmatrix}$$
, $\mathbf{A}^H = \begin{pmatrix} 1 & 1 & -i \end{pmatrix}$, $\mathbf{A}\mathbf{A}^H = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & -i \\ 1 & 1 & -i \\ i & i & 1 \end{pmatrix}$, $\mathbf{A}^H \mathbf{A} = 3$.

七. Hermite 矩阵与二次型

1. 定义: 设矩阵 \mathbf{A} 和复向量 \mathbf{X} , \mathbf{A} 是 Hermite,即 $\mathbf{A}^H = \mathbf{A}$,则称 $f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X}$ 为 \mathbf{A} 的 二次型。

定理: **A** 是 Hermite, 任一复向量 **X**,则 $f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X}$ 为实数!

证: $f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X}$ 为 1 阶方阵,取共轭 $\overline{f(\mathbf{X})} = [f(\mathbf{X})]^H = (\mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X})^H = \mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X} = f(\mathbf{X})$.

例 1:
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{i} \\ -\mathbf{i} & 2 \end{pmatrix}$$
,向量 $\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$,求向量 \mathbf{A} 的二次型。

$$f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^{H} \mathbf{A} \mathbf{X} = (\overline{x}_{1} \quad \overline{x}_{2}) \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{i} \\ -\mathbf{i} & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{1} \\ x_{2} \end{pmatrix} = (\overline{x}_{1} - \mathbf{i}\overline{x}_{2} \quad \mathbf{i}\overline{x}_{1} + 2\overline{x}_{2}) \begin{pmatrix} x_{1} \\ x_{2} \end{pmatrix} = (\overline{x}_{1} - \mathbf{i}\overline{x}_{2})x_{1} + (\mathbf{i}\overline{x}_{1} + 2\overline{x}_{2})x_{2}$$

$$= \overline{x}_{1}x_{1} - \mathbf{i}\overline{x}_{2}x_{1} + \mathbf{i}\overline{x}_{1}x_{2} + 2\overline{x}_{2}x_{2} = |x_{1}|^{2} + 2|x_{2}|^{2} + \mathbf{i}\overline{x}_{1}x_{2} + \overline{\mathbf{i}\overline{x}_{1}x_{2}}$$

例 2: 设
$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$$
为 Hermite 矩阵,向量 $\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$,求向量 \mathbf{A} 的二次型。($\overline{b} = c$)

解 **:**

$$f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^{H} \mathbf{A} \mathbf{X} = (\overline{x}_{1} \quad \overline{x}_{2}) \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{1} \\ x_{2} \end{pmatrix} = (a\overline{x}_{1} + c\overline{x}_{2} \quad b\overline{x}_{1} + d\overline{x}_{2}) \begin{pmatrix} x_{1} \\ x_{2} \end{pmatrix} = (a\overline{x}_{1} + c\overline{x}_{2})x_{1} + (b\overline{x}_{1} + d\overline{x}_{2})x_{2}$$

$$= a\overline{x}_{1}x_{1} + c\overline{x}_{2}x_{1} + b\overline{x}_{1}x_{2} + d\overline{x}_{2}x_{2} = a|x_{1}|^{2} + d|x_{2}|^{2} + b\overline{x}_{1}x_{2} + \overline{b}\overline{x}_{1}x_{2}$$

2. 正定阵和半正定阵

设有矩阵 \mathbf{A} 和复向量 \mathbf{X} , \mathbf{A} 是 Hermite 矩阵,即 $\mathbf{A}^H = \mathbf{A}$,若 $f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X} > 0$ 对一切非零向量 \mathbf{X} 都成立,则称矩阵 \mathbf{A} 为正定阵,记作" $\mathbf{A} > 0$ "。

设有矩阵 **A** 和复向量 **X**, **A** 是 Hermite 矩阵,即 $\mathbf{A}^H = \mathbf{A}$,若 $f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X} \ge 0$ 对一切非零向量 **X** 都成立,则称矩阵 **A** 为半正定阵,记作:" $\mathbf{A} \ge 0$ "。

3. 引理

①设 n 阶方阵 $^{\mathbf{A}}$ 为 Hermite 阵,即 $^{\mathbf{A}}$ = $^{\mathbf{A}}$,则 $^{\mathbf{A}}$ 的全体特根 $^{\lambda}$ (A) = $\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\}$ 都为实数。

证:设入为**A** 的任一特征根,且非零向量**X** 是 λ_l 对应的特征向量,则 **AX**= λ_l **X** \therefore $f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H \mathbf{A} \mathbf{X} = \lambda_l \mathbf{X}^H \mathbf{X} = \lambda_l |\mathbf{X}|^2$ 为实数, $|\mathbf{X}|^2$ 为实数, $\therefore \lambda_l = \frac{\mathbf{X} \mathbf{A} \mathbf{X}^H}{|\mathbf{X}|^2}$ 为实数。

②若 Hermit 阵 \mathbf{A} 全体特征根都是正数,则 \mathbf{A} 为正定阵(充要条件)

4. 定理: 任一矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$,则 $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ 为 m 阶半正定阵, $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 为 n 阶半正定阵.

证明: $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ 的二次型为 $f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H (\mathbf{A}\mathbf{A}^H) \mathbf{X} = \mathbf{X}^H \mathbf{A}\mathbf{A}^H \mathbf{X} = (\mathbf{A}^H \mathbf{X})^H \mathbf{A}^H \mathbf{X} = |\mathbf{A}^H \mathbf{X}|^2 \geqslant 0$ 。 $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$ 的二次型为 $f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H (\mathbf{A}^H \mathbf{A}) \mathbf{X} = \mathbf{X}^H \mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{X} = (\mathbf{A}\mathbf{X})^H \mathbf{A} \mathbf{X} = |\mathbf{A}\mathbf{X}|^2 \geqslant 0$ 。

例 1: 设ⁿ 阶方阵 \mathbf{A} 可逆,即 $\det(\mathbf{A}) = |\mathbf{A}| \neq 0$,则 $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ 和 $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 都是正定阵。

证明: : n 阶方阵 A 可逆, : x 对于非零向量 X, 有 $AX \neq 0$

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^H$$
 的二次型为 $f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H (\mathbf{A}\mathbf{A}^H) \mathbf{X} = \mathbf{X}^H \mathbf{A}\mathbf{A}^H \mathbf{X} = (\mathbf{A}^H \mathbf{X})^H \mathbf{A}^H \mathbf{X} = |\mathbf{A}^H \mathbf{X}|^2 > 0$ 。
$$\mathbf{A}^H \mathbf{A}$$
 的二次型为 $f(\mathbf{X}) = \mathbf{X}^H (\mathbf{A}^H \mathbf{A}) \mathbf{X} = \mathbf{X}^H \mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{X} = (\mathbf{A}\mathbf{X})^H \mathbf{A} \mathbf{X} = |\mathbf{A}\mathbf{X}|^2 > 0$ 。

5. **引理:** 方程 AX = 0 与方程 $A^{H}AX = 0$ 同解。

证明:显然 $\mathbf{AX} = 0$ 的解也是 $\mathbf{A}^H \mathbf{AX} = 0$ 的解;又

$$: 0 = \mathbf{X}^H \mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{X} = (\mathbf{A} \mathbf{X})^H \mathbf{A} \mathbf{X} = |\mathbf{A} \mathbf{X}|^2 = 0, : \mathbf{A} \mathbf{X} = 0.$$

6. 秩公式:
$$r(\mathbf{A}) = r(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) = r(\mathbf{A}\mathbf{A}^H) = r$$

证明: 设 $\mathbf{A}_{m\times n}$ 的秩为 $r(\mathbf{A})=r$, $\mathbf{AX}=0$ 的解空间维数为n-r, $\mathbf{A}^H\mathbf{AX}=0$ 的解空间维数也为n-r

由引理可得秩公式: $r(\mathbf{A}) = r(\mathbf{A}^H \mathbf{A}) = r(\mathbf{A}\mathbf{A}^H) = r$ 。

7. 换位公式推论

- ①矩阵 $\mathbf{A}_{n\times n}$ 和 $\mathbf{B}_{n\times n}$ 为同阶方阵,则相同根 $\sigma(\mathbf{AB}) = \sigma(\mathbf{BA}) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$;
- ②矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$ 和 $\mathbf{B}_{n \times m}$ (m > n), $\mathbf{A}\mathbf{B}$ 为 m 阶方阵, $\mathbf{B}\mathbf{A}$ 为 n 阶方阵, 则 $\sigma(\mathbf{B}\mathbf{A}) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $\sigma(\mathbf{A}\mathbf{B}) = \{x_1, x_2, \dots, x_n, 0_1, 0_2, \dots, 0_{m-n}\}$;
- ③矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$ 和 $\mathbf{B}_{n \times m}$ (m > n),且有 $\mathbf{B} = \mathbf{A}^H$,则 $\mathbf{A}\mathbf{B}$ 与 $\mathbf{B}\mathbf{A}$ 都为半正定阵,且正特征根相 同。

$$\text{ for } 1: \ \ \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \ \ \mathbf{A}^H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \\ \text{ for } \mathbf$$

$$\mathbf{A}\mathbf{A}^{H} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \sigma(\mathbf{A}^{H}\mathbf{A}) = \{2,1\}, \quad \sigma(\mathbf{A}^{H}) = \{2,1,0\}.$$

8. 奇异值