

统计计算

2016 年 3 月 17 日

- ① 矩阵的三角 - 三角分解
- ② 矩阵的正交 - 三角分解
- ③ 矩阵的正交分解
 - 广义特征值和广义特征向量问题
- ④ 矩阵的广义逆及其计算
 - 引言
 - 定义
 - 减号逆的性质
 - 加号逆的性质

- ① 矩阵的三角 - 三角分解
- ② 矩阵的正交 - 三角分解
- ③ 矩阵的正交分解
 - 广义特征值和广义特征向量问题
- ④ 矩阵的广义逆及其计算
 - 引言
 - 定义
 - 减号逆的性质
 - 加号逆的性质

- ① 矩阵的三角 - 三角分解
- ② 矩阵的正交 - 三角分解
- ③ 矩阵的正交分解
 - 广义特征值和广义特征向量问题
- ④ 矩阵的广义逆及其计算
 - 引言
 - 定义
 - 减号逆的性质
 - 加号逆的性质

- ① 矩阵的三角 - 三角分解
- ② 矩阵的正交 - 三角分解
- ③ 矩阵的正交分解
 - 广义特征值和广义特征向量问题
- ④ 矩阵的广义逆及其计算
 - 引言
 - 定义
 - 减号逆的性质
 - 加号逆的性质

设 $A, B \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 为 Hermite 矩阵, 且 B 为正定矩阵. 广义特征值问题是求实数 λ 和非零向量 x , 使得

$$Ax = \lambda Bx.$$

$B = I$ 时成为标准特征值问题. 因此, 广义特征值问题是特征值问题的推广.

化为标准特征值问题

❶ $\mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$, 缺点.

❷ 对 Hermite 正定矩阵 \mathbf{B} , 存在非奇异的平方根 $\mathbf{B}^{1/2}$. 因为

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{B}\mathbf{x} \iff$$

$$\mathbf{B}^{-1/2}\mathbf{A}\mathbf{B}^{-1/2}\tilde{\mathbf{x}} = \lambda\tilde{\mathbf{x}}, \quad \mathbf{x} = \mathbf{B}^{-1/2}\tilde{\mathbf{x}},$$

所以矩阵 \mathbf{A} 相对于 \mathbf{B} 的特征值问题等价于 Hermite 矩阵 $\mathbf{B}^{-1/2}\mathbf{A}\mathbf{B}^{-1/2}$ 的特征值问题.

❸ 教材的处理方法: 详见第 259 页最后一段至第 260 页第一段.

化为标准特征值问题

- ① $\mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$, 缺点.
- ② 对 Hermite 正定矩阵 \mathbf{B} , 存在非奇异的平方根 $\mathbf{B}^{1/2}$. 因为

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{B}\mathbf{x} \iff$$

$$\mathbf{B}^{-1/2}\mathbf{A}\mathbf{B}^{-1/2}\tilde{\mathbf{x}} = \lambda\tilde{\mathbf{x}}, \quad \mathbf{x} = \mathbf{B}^{-1/2}\tilde{\mathbf{x}},$$

所以矩阵 \mathbf{A} 相对于 \mathbf{B} 的特征值问题等价于 Hermite 矩阵 $\mathbf{B}^{-1/2}\mathbf{A}\mathbf{B}^{-1/2}$ 的特征值问题.

- ③ 教材的处理方法: 详见第 259 页最后一段至第 260 页第一段.

化为标准特征值问题

① $B^{-1}Ax = \lambda x$, 缺点.

② 对 Hermite 正定矩阵 B , 存在非奇异的平方根 $B^{1/2}$. 因为

$$Ax = \lambda Bx \iff$$

$$B^{-1/2}AB^{-1/2}\tilde{x} = \lambda\tilde{x}, \quad x = B^{-1/2}\tilde{x},$$

所以矩阵 A 相对于 B 的特征值问题等价于 Hermite 矩阵 $B^{-1/2}AB^{-1/2}$ 的特征值问题.

③ 教材的处理方法: 详见第 259 页最后一段至第 260 页第一段.

详见教材第 260 页算法 4.1.

- ① 矩阵的三角 - 三角分解
- ② 矩阵的正交 - 三角分解
- ③ 矩阵的正交分解
 - 广义特征值和广义特征向量问题
- ④ 矩阵的广义逆及其计算
 - 引言
 - 定义
 - 减号逆的性质
 - 加号逆的性质

- ① 矩阵的三角 - 三角分解
- ② 矩阵的正交 - 三角分解
- ③ 矩阵的正交分解
 - 广义特征值和广义特征向量问题
- ④ 矩阵的广义逆及其计算
 - 引言
 - 定义
 - 减号逆的性质
 - 加号逆的性质

- ① 考虑线性方程组 $Ax = b$
 - ① A 非奇异;
 - ② 方程组有解: 不定;
 - ③ 方程组无解: 超定.
- ② 对于线性模型 $(Y, X\beta, \sigma^2 I)$, 考虑线性回归问题最小二乘解
 - ① 设计矩阵 X 满列秩;
 - ② 设计矩阵 X 为一般情形.

- ① 矩阵的三角 - 三角分解
- ② 矩阵的正交 - 三角分解
- ③ 矩阵的正交分解
 - 广义特征值和广义特征向量问题
- ④ 矩阵的广义逆及其计算
 - 引言
 - 定义
 - 减号逆的性质
 - 加号逆的性质

设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 若矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{n \times m}$ 满足以下四个 Penrose 方程:

$$\begin{array}{ll} (i) & \mathbf{AXA} = \mathbf{A}, \\ (ii) & \mathbf{XAX} = \mathbf{X}, \\ (iii) & (\mathbf{AX})^H = \mathbf{AX}, \\ (iv) & (\mathbf{XA})^H = \mathbf{XA}, \end{array}$$

则称 \mathbf{X} 为 \mathbf{A} 的 Moore-Penrose 广义逆, 记为 \mathbf{A}^\dagger .

广义逆的例子

- ① 若 $a \in \mathbb{C}$, 则

$$a^{\dagger} = \begin{cases} a^{-1}, & a \neq 0, \\ 0, & a = 0; \end{cases}$$

- ② 若 $\mathbf{a} = [1, 1]^T$, 则 $\mathbf{a}^{\dagger} = \frac{1}{2}[1, 1]$;

- ③ 若 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix}$, 其中 \mathbf{B} 为非奇异矩阵, 则

$$\mathbf{A}^{\dagger} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}^{-1} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix};$$

- ④ 若 \mathbf{A} 非奇异, 则 \mathbf{A}^{-1} 满足 Penrose 四个方程, 即 $\mathbf{A}^{\dagger} = \mathbf{A}^{-1}$. 因此, 矩阵 Moore-Penrose 广义逆是矩阵逆的一种推广.

在广义逆理论本身以及许多应用中, 常常涉及仅满足 Penrose 四个方程中部分方程的矩阵广义逆.

设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 称矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{n \times m}$ 为 \mathbf{A} 的 $\{i, j, k\}$ -逆, 如果 \mathbf{X} 满足 Penrose 方程 $(i), (j), (k)$, 记为 $\mathbf{A}^{(i, j, k)}$.

\mathbf{A} 的 $\{i, j, k\}$ -逆全体记为 $\mathbf{A}\{i, j, k\}$.

在总共 15 类广义逆中, 除 Moore-Penrose 广义逆外, 其余的均不唯一.

在实际应用中用得较多的矩阵广义逆包括 $A^\dagger, A_{\{1\}}, A_{\{1,2\}}, A_{\{1,3\}}, A_{\{1,4\}}$.

特别是 $A_{\{1\}}$ 在线性模型理论中具有十分重要的作用.

以下用 A^- 表示 $A^{(1)}$, 也称为减号逆.

问 题?

- ① 矩阵的三角 - 三角分解
- ② 矩阵的正交 - 三角分解
- ③ 矩阵的正交分解
 - 广义特征值和广义特征向量问题
- ④ 矩阵的广义逆及其计算
 - 引言
 - 定义
 - 减号逆的性质
 - 加号逆的性质

定理

任意矩阵的减号逆总是存在, 但不唯一.

证明 详见教材第 263 页定理 5.1.

在证明中, X 的分块形式里 “*” 可以取任意矩阵 (只要维数相容), 因此, A 的减号逆不唯一.

减号逆不唯一性的缺点与优点.

设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 则

① $\text{rank} \mathbf{A}^- \geq \text{rank} \mathbf{A}$, $\text{rank} \mathbf{A} = \text{rank}(\mathbf{A}\mathbf{A}^-) = \text{rank}(\mathbf{A}^-\mathbf{A})$;

证明 因为

$$\mathbf{A} = \mathbf{A}\mathbf{A}^-\mathbf{A} \Rightarrow \text{rank} \mathbf{A} \leq \text{rank} \mathbf{A}^-$$

$$\Rightarrow \text{rank} \mathbf{A} \leq \frac{\text{rank}(\mathbf{A}\mathbf{A}^-)}{\text{rank}(\mathbf{A}^-\mathbf{A})} \leq \text{rank} \mathbf{A}. \quad \square$$

减号逆的性质 (续)

② a) A 非奇异 $\iff A^-$ 唯一且 $A^- = A^{-1}$;

b) A 满列秩 $\iff A^-A = I_m$;

c) A 满行秩 $\iff AA^- = I_n$;

证明 a) “ \Rightarrow ” A 可逆, 则 A^{-1} 是 A 的减号逆, 而 A^{-1} 是唯一的. “ \Leftarrow ” 显然.

b) 显然 $A^-A \in \mathbb{C}^{m \times m}$. 因为 A 满列秩 $\Leftrightarrow \text{rank}(A^-A) = \text{rank} A = m$, 即 A^-A 可逆. 于是 “ \Leftarrow ” 显然. “ \Rightarrow ” 在 $A^-A \cdot (A^-A) = A^-A$ 两边乘以 A^-A 的逆, 则 $A^-A = I_m$.

c) 与 b) 类似可证. □

- ③ AA^- 和 A^-A 均为幂等矩阵且

$$\text{rank}(AA^-) = \text{tr}(AA^-) = \text{tr}(A^-A) = \text{rank}(A^-A);$$

证明 幂等阵显然, 从而是投影矩阵. 幂等阵的特征值为 0 和 1, 其中 1 的个数为矩阵的秩; 而迹为矩阵的特征值之和. \square

- ④ 设 $B \in \mathbb{C}^{m \times m}$, $C \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 非奇异, 则 $(CAB)^- = B^{-1}A^-C^{-1}$;

证明 直接验证即可. \square

⑤ 分块求广义逆:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{A}_{22} \end{bmatrix}^- = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11}^- & \mathbf{T}_{12} \\ \mathbf{T}_{21} & \mathbf{A}_{22}^- \end{bmatrix},$$

其中 $\mathbf{T}_{12}, \mathbf{T}_{21}$ 满足

$$\mathbf{A}_{11} \mathbf{T}_{12} \mathbf{A}_{22} = \mathbf{O}, \quad \mathbf{A}_{22} \mathbf{T}_{21} \mathbf{A}_{11} = \mathbf{O}.$$

证明 直接验证即可.



- ⑥ $\mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H$ 为幂等矩阵, 不依赖于减号逆的选取, 且

$$\mathbf{A}^H\mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H = \mathbf{A}^H, \quad \mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H\mathbf{A} = \mathbf{A}.$$

证明 a) $\mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H$ 与减号逆的选取无关.
由 $\mathcal{R}(\mathbf{A}^H) = \mathcal{R}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})$ 知存在矩阵 \mathbf{B} , 使得 $\mathbf{A}^H = \mathbf{A}^H\mathbf{A}\mathbf{B}$, 于是

$$\begin{aligned}\mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H &= \mathbf{B}^H(\mathbf{A}^H\mathbf{A})(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H\mathbf{A}\mathbf{B} \\ &= \mathbf{B}^H(\mathbf{A}^H\mathbf{A}\mathbf{B}) = \mathbf{B}^H\mathbf{A}^H\end{aligned}$$

与 $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 的减号逆的选取无关.

b) 记 $\mathbf{F} = \mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H\mathbf{A} - \mathbf{A}$, 则

$$\begin{aligned}
 \mathbf{F}^H\mathbf{F} &= \left(\mathbf{A}^H\mathbf{A}((\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-})^H\mathbf{A}^H - \mathbf{A}^H \right) \\
 &\quad \cdot \left(\mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H\mathbf{A} - \mathbf{A} \right) \\
 &= \mathbf{A}^H\mathbf{A}((\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-})^H\mathbf{A}^H \cdot \mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H\mathbf{A} \\
 &\quad - \mathbf{A}^H\mathbf{A}((\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-})^H\mathbf{A}^H\mathbf{A} \\
 &\quad - \mathbf{A}^H\mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H\mathbf{A} + \mathbf{A}^H\mathbf{A} \\
 &= \mathbf{O},
 \end{aligned}$$

从而 $\mathbf{F} = \mathbf{O}$. 同理可证另一式.

c) $\mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H$ 是投影矩阵 (等价于为幂等阵).
这是因为

$$\mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H \cdot \mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H = \mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H.$$

但要注意其与 $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 的减号逆的选取无关, 可选一对称阵, 于是 $\mathbf{A}(\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-}\mathbf{A}^H$ 是对称的, 从而是正交投影矩阵. □

问 题?

- ① 矩阵的三角 - 三角分解
- ② 矩阵的正交 - 三角分解
- ③ 矩阵的正交分解
 - 广义特征值和广义特征向量问题
- ④ 矩阵的广义逆及其计算
 - 引言
 - 定义
 - 减号逆的性质
 - 加号逆的性质

设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$, 且 $\text{rank} \mathbf{A} = r$.

若 $r = 0$, 则 \mathbf{A} 为零矩阵, 容易验证 $\mathbf{X} = \mathbf{0}$ 满足 Penrose 四个方程.

若 $r > 0$, 设 \mathbf{A} 有奇异值分解

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} \Sigma & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{V}^H,$$

其中, $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{m \times m}$ 和 $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 均为酉阵, 且 $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_r)$, $\sigma_i > 0$ 为 \mathbf{A} 的非零奇异值. 于是 $\Sigma^{-1} = \text{diag}(\sigma_1^{-1}, \dots, \sigma_r^{-1})$.

令

$$\mathbf{X} = \mathbf{V} \begin{bmatrix} \Sigma^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{U}^H.$$

由

$$\mathbf{AX} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{U}^H, \quad \mathbf{XA} = \mathbf{V} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_r & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{V}^H,$$

以及 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 均为酉阵容易验证 \mathbf{X} 满足 Penrose 四个方程, 所以 \mathbf{X} 为 \mathbf{A} 的 Moore-Penrose 广义逆.

若 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 均满足 Penrose 方程 (i) — (iv), 则

$$\begin{aligned}\mathbf{X} &= \mathbf{XAX} = \mathbf{XAYAX} \\ &= \mathbf{X}(\mathbf{AY})^H(\mathbf{AX})^H = \mathbf{X}(\mathbf{AXAY})^H \\ &= \mathbf{X}(\mathbf{AY})^H = \mathbf{XAY} \\ &= \mathbf{XAYAY} = (\mathbf{XA})^H(\mathbf{YA})^H\mathbf{Y} \\ &= (\mathbf{YAXA})^H\mathbf{Y} = (\mathbf{YA})^H\mathbf{Y} \\ &= \mathbf{YAY} = \mathbf{Y}.\end{aligned}$$

因此唯一性成立.



加号逆的性质

设 $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{n \times m}$, 则

① $(\mathbf{A}^\dagger)^\dagger = \mathbf{A}$;

证明 (1) 在 Penrose 方程 (1) — (4) 中, \mathbf{A} 和 \mathbf{A}^\dagger 的位置是对称的, 所以结论成立. \square

② $(\mathbf{A}^H)^\dagger = (\mathbf{A}^\dagger)^H$;

证明 由广义逆的定义可证明. \square

③ $\text{rank} \mathbf{A} = \text{rank} \mathbf{A}^\dagger = \text{rank}(\mathbf{A}\mathbf{A}^\dagger) = \text{rank}(\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A})$;

证明 由

$$\begin{aligned}\text{rank} \mathbf{A} &= \text{rank}(\mathbf{A}\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A}) \leq \text{rank}(\mathbf{A}\mathbf{A}^\dagger) \leq \text{rank} \mathbf{A}^\dagger \\ &= \text{rank}(\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A}\mathbf{A}^\dagger) \leq \text{rank}(\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A}) \leq \text{rank} \mathbf{A}\end{aligned}$$

即知. \square

加号逆的性质 (续)

④ $(\mathbf{A}^H \mathbf{A})^\dagger = \mathbf{A}^\dagger (\mathbf{A}^H)^\dagger$, $(\mathbf{A} \mathbf{A}^H)^\dagger = (\mathbf{A}^H)^\dagger \mathbf{A}^\dagger$;

证明 由广义逆的定义可证明. □

注意 $(\mathbf{A} \mathbf{B})^\dagger$ 一般不等于 $\mathbf{B}^\dagger \mathbf{A}^\dagger$.

例如: $\mathbf{A} = [1, 0]$, $\mathbf{B} = [1, 1]^T$, 于是 $\mathbf{A} \mathbf{B} = 1$, 从而 $(\mathbf{A} \mathbf{B})^\dagger = 1$. 但是

$$\mathbf{A}^\dagger = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}^\dagger = \frac{1}{2} [1 \quad 1],$$

从而 $\mathbf{B}^\dagger \mathbf{A}^\dagger = \frac{1}{2} \neq (\mathbf{A} \mathbf{B})^\dagger$.

⑤ $\mathbf{A} \mathbf{A}^\dagger$ 和 $\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A}$ 均为正交投影矩阵;

证明 显然. □

⑥ 若 \mathbf{A} 为对称幂等矩阵, 则 $\mathbf{A}^\dagger = \mathbf{A}$;

证明 由广义逆的定义可证明. □

- 若 $\mathbf{U} \in \mathbb{C}^{n \times n}$ 和 $\mathbf{V} \in \mathbb{C}^{m \times m}$ 均为酉阵, 则 $(\mathbf{UAV})^\dagger = \mathbf{V}^H \mathbf{A}^\dagger \mathbf{U}^H$;

证明 由广义逆的定义可证明. □

特别地, 若 \mathbf{A} 为 Hermite 矩阵, 则存在酉阵 \mathbf{Q} 使得 $\mathbf{A}^\dagger = \mathbf{Q} \mathbf{\Lambda}^\dagger \mathbf{Q}^H$, 其中 $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$, λ_i 为 \mathbf{A} 的特征值;

证明 由 Hermite 矩阵谱分解立即可得. □

例

教材第 268 页例 5.3.

⑧ $\mathbf{A}^\dagger = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^\dagger \mathbf{A}^H = \mathbf{A}^H (\mathbf{A} \mathbf{A}^H)^\dagger.$

证明 因为

$$\begin{aligned}\mathbf{A}^\dagger &= \mathbf{A}^\dagger \mathbf{A} \mathbf{A}^\dagger = \mathbf{A}^\dagger (\mathbf{A} \mathbf{A}^\dagger)^H \\&= \mathbf{A}^\dagger (\mathbf{A}^H)^\dagger \mathbf{A}^H = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^\dagger \mathbf{A}^H \\&= (\mathbf{A}^\dagger \mathbf{A})^H \mathbf{A}^\dagger = \mathbf{A}^H (\mathbf{A}^\dagger)^H \mathbf{A}^\dagger \\&= \mathbf{A}^H (\mathbf{A} \mathbf{A}^H)^\dagger. \quad \square\end{aligned}$$

于是,

- 若 \mathbf{A} 为满列秩矩阵, 则

$$\mathbf{A}^{\dagger} = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H.$$

特别地, 若 \mathbf{a} 为非零列向量, 则

$$\mathbf{a}^{\dagger} = \mathbf{a}^H / (\mathbf{a}^H \mathbf{a});$$

- 若 \mathbf{A} 为满行秩矩阵, 则

$$\mathbf{A}^{\dagger} = \mathbf{A}^H (\mathbf{A} \mathbf{A}^H)^{-1}.$$

特别地, 若 \mathbf{a} 为非零行向量, 则

$$\mathbf{a}^{\dagger} = \mathbf{a}^H / (\mathbf{a} \mathbf{a}^H).$$

加号逆的性质 (续)

9 $\mathcal{R}(\mathbf{A}) = \mathcal{R}(\mathbf{A}\mathbf{A}^\dagger), \mathcal{R}(\mathbf{A}^\dagger) = \mathcal{R}(\mathbf{A}^\dagger\mathbf{A});$

证明 由 $\mathcal{R}(\mathbf{A}\mathbf{A}^\dagger) \subseteq \mathcal{R}(\mathbf{A}), \mathcal{R}(\mathbf{A}^\dagger\mathbf{A}) \subseteq \mathcal{R}(\mathbf{A}^\dagger)$ 以及 (3) 立即可得. \square

10 $\mathcal{R}(\mathbf{A}^\dagger) = \mathcal{R}(\mathbf{A}^H), \mathcal{N}(\mathbf{A}^\dagger) = \mathcal{N}(\mathbf{A}^H).$

证明 由 (3) 知 $\text{rank}\mathbf{A}^\dagger = \text{rank}\mathbf{A} = \text{rank}\mathbf{A}^H$, 再由 (8) 可得

$$\mathcal{R}(\mathbf{A}^\dagger) = \mathcal{R}(\mathbf{A}^H(\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^\dagger) \subseteq \mathcal{R}(\mathbf{A}^H),$$

所以第一式成立. 进一步有

$$\begin{aligned}\mathcal{N}(\mathbf{A}^\dagger) &= \mathcal{R}((\mathbf{A}^\dagger)^H)^\perp = \mathcal{R}((\mathbf{A}^H)^\dagger)^\perp \\ &= \mathcal{R}(\mathbf{A})^\perp = \mathcal{N}(\mathbf{A}^H),\end{aligned}$$

所以第二式成立. \square

- ⑩ 若 A 有满秩分解 $A = F_{n \times r} G_{r \times m}$, 其中 $r = \text{rank} A$, 则 $A^\dagger = G^\dagger F^\dagger$.

证明 注意到

$$F^\dagger F = (F^H F)^{-1} F^H \cdot F = I_r,$$

$$G G^\dagger = I_r,$$

并由广义逆的定义即可得证.



问 题?