

第七章 矩阵的广义逆

岳晓青

同济大学数学科学学院

xiaoqingyue@tongji.edu.cn

由线性代数的知识我们知道，每个可逆矩阵 A 都唯一的逆，记为 A^{-1} ，且满足 $AA^{-1}=A^{-1}A=E$. 可逆矩阵又叫**非奇异矩阵**且一定是一个**方阵**.

这一章我们将研究奇异方阵或长方形矩阵（行数与列数不等的矩阵）的“逆”，这样的矩阵一般称为广义逆矩阵.

广义逆矩阵的背景介绍：

*E.H.Moore*于1920年首次对 $m \times n$ 矩阵给出广义逆的概念，若 $A \in C^{m \times n}$, A 在*Moore*意义下的广义逆满足

$$AX = P_{R(A)}, \quad XA = P_{R(X)}$$

的矩阵 $X \in C^{n \times m}$, 这里

$$R(A) = \left\{ y \in C^m \mid \text{至少存在一个 } x \in C^n, \text{ 使 } y = Ax \right\}$$

表示矩阵 A 的像子空间(将在第二节中给出具体的定义),
 P_L 表示在子空间 L 上的正交投影.

1955年 *R.Penrose*以更明确的形式给出了它的等价定义:

$\forall A \in C^{m \times n}, \exists | X \in C^{n \times m}$, 满足下面四个方程:

$$AXA = A \quad (1)$$

$$XAX = X \quad (2)$$

$$\left(\overline{AX}\right)^T = AX \quad (3)$$

$$\left(\overline{XA}\right)^T = XA \quad (4)$$

这四个方程称为*Penrose*方程, X 称为*Penrose - Moore*逆
记作 A^+ .

注：

(1) 若 A 是可逆方阵，则 $X = A^{-1}$ 满足上面四个方程，即 $A^+ = A^{-1}$.

(2) 在实际应用中，为着不同的目的，可以定义不同意义的广义逆，即可研究满足 *Penrose* 方程中部分方程的矩阵：

设矩阵 $A \in C^{m \times n}$, 用记号 $A\{i, j, \dots, l\}$ 表示满足 *Penrose* 方程中的第 i , 第 j, \dots , 第 l 个方程的那些 $n \times m$ 阶矩阵的集合.

用符号 $A^{(i, j, \dots, l)}$ 表示集合 $A\{i, j, \dots, l\}$ 中任何一个矩阵，称其为 A 的一个 $\{i, j, \dots, l\}$ 逆.

(3) 在本章中主要讨论实矩阵的广义逆矩阵 A^- , 广义逆矩阵 $A\{1, 2\}$, 广义逆矩阵 A^+ 及这些广义逆矩阵在解方程方面的应用.

§ 7.1 广义逆矩阵 A^-

定义: $\forall A \in R^{m \times n}$, 若 $\exists X \in R^{n \times m}$, 使 $AXA = A$ 则
 $X \in A\{1\}$, 此时称 X 为 A 的一个 {1} 逆, 记作 A^- 或 $A^{(1)}$

A^- 的性质: 设 $A \in R^{m \times n}$, $\lambda \in R$, $A^- \in A\{1\}$ 是 A 的某一个 {1} 逆, 则有:

$$(1) \quad (A^-)^T \in A^T\{1\};$$

证明: $A^T (A^-)^T A^T = A^T$?

$$\because AA^-A = A$$

$$\therefore A^T (A^-)^T A^T = (AA^-A)^T = A^T$$

$$\therefore (A^-)^T \in A^T\{1\}.$$

(2) 若 A 可逆, 则 $A^{-1} = A^-$, 此时 A^- 唯一.

证明: $A^{-1} = A^{-1}AA^{-1} = A^{-1}(AA^-A)A^{-1} = A^-$

即 $\forall A^- \in A\{1\}$ 有 $A^- = A^{-1}$

所以当 A 可逆时, 集合 $A\{1\}$ 只有唯一的一个元素 A^{-1} .

(3) $\lambda^+ A^- \in (\lambda A)\{1\}$, 其中 $\lambda^+ = \begin{cases} \lambda^{-1}, & \lambda \neq 0, \\ 0, & \lambda = 0; \end{cases}$

证明: 若 $\lambda = 0$, 得 $\lambda^+ = 0$, $\lambda^+ A^- = O_{n \times m} \in O_{m \times n}\{1\}$.

若 $\lambda \neq 0$, 得 $\lambda^+ = \lambda^{-1}$,

$$\therefore (\lambda A)(\lambda^+ A^-)(\lambda A) = \lambda A \lambda^{-1} A^- \lambda A = \lambda A A^- A = \lambda A$$

\therefore 由 A^- 的定义知 $\lambda^+ A^- \in (\lambda A)\{1\}$.

(4) $\text{rank}(A^-) \geq \text{rank}(A)$;

证明: $\text{rank}(A) = \text{rank}(AA^-A)$
 $\leq \text{rank}(AA^-) \leq \text{rank}(A^-)$

两个矩阵乘积的秩一定小于等于其中任意一个矩阵的秩.

(5) 设矩阵 P, Q 可逆, 则 $Q^{-1}A^-P^{-1} \in (PAQ)\{1\}$;

证明: $(PAQ)(Q^{-1}A^-P^{-1})(PAQ)$
 $= PA(QQ^{-1})A^-(P^{-1}P)AQ = P(AA^-A)Q = PAQ$

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

证明: $\because \text{rank}(A) = \text{rank}(AA^-A)$
 $\therefore \text{rank}(A) \leq \text{rank}(AA^-) \leq \text{rank}(A),$
 $\therefore \text{rank}(A) \leq \text{rank}(A^-A) \leq \text{rank}(A).$

(7) AA^{-1} 和 $A^{-1}A$ 都是幂等矩阵(若 $B^2=B$ 则称 B 为幂等阵).

证明: $(AA^{-1})^2 = AA^{-1}AA^{-1} = (AA^{-1}A)A^{-1} = AA^{-1}$
 $(A^{-1}A)^2 = A^{-1}AA^{-1}A = A^{-1}(AA^{-1}A) = A^{-1}A$

下面讨论 A 的{1}逆 A^{-1} 的计算方法:

例: 设 $A \in R^{m \times n}$, 且 A 可写成如下分块矩阵 $A = \begin{bmatrix} E_r & O \\ O & O \end{bmatrix}$
其中 E_r 是 r 阶单位方阵, 求 $A\{1\}$.

解: 设 $X \in A\{1\}$, 则 $X \in R^{n \times m}$, 将 X 分块 $X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix}$,
其中 $X_{11} \in R^{r \times r}$, $X_{12} \in R^{r \times (m-r)}$,
 $X_{21} \in R^{(n-r) \times r}$, $X_{22} \in R^{(n-r) \times (m-r)}$.

则有

$$AXA = \begin{bmatrix} E_r & O \\ O & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_r & O \\ O & O \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} \\ O & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_r & O \\ O & O \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{11} & O \\ O & O \end{bmatrix}.$$

$$\therefore AXA = A \quad \therefore X_{11} = E_r \quad \text{即}$$

$$A\{1\} = \left\{ X = \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} \right\}$$

$$\text{其中 } X_{12} \in R^{r \times (m-r)}, \quad X_{21} \in R^{(n-r) \times r}, \quad X_{22} \in R^{(n-r) \times (m-r)}.$$

注: 若 A 是标准形时, 我们已经求出 $A\{1\}$, 那么若 A 是一般的矩阵, 则 $A\{1\}=?$

定理: 设 $A \in R^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, $P \in R^{m \times m}$, $Q \in R^{n \times n}$,
 其中 P 和 Q 均为可逆阵, 且 $PAQ = \begin{bmatrix} E_r & O \\ O & O \end{bmatrix}$, 则 $A\{1\}$ 中
 任意矩阵可写成 $Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} P$, 其中 $X_{12} \in R^{r \times (m-r)}$,

$X_{21} \in R^{(n-r) \times r}$, $X_{22} \in R^{(n-r) \times (m-r)}$ 为任意矩阵.

证明: 由上面例题知: $(PAQ)^{-1} = \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix}$

再由性质(5)有: $Q^{-1}A^{-1}P^{-1} \in (PAQ)\{1\}$,

$\therefore Q^{-1}A^{-1}P^{-1} = \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix}$, 即 $A^{-1} = Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} P$.

注: 1. $\forall A \in R^{m \times n}$, $A\{1\} \neq \emptyset$.
 2. $\because X_{12}, X_{21}, X_{22}$ 中的元素可任取, 故当 A 不是可逆方阵时, A^{-1} 不唯一.

定理: 设 $A \in R^{m \times n}$, $A^{-1} \in A\{1\}$ 是 A 的某一个 $\{1\}$ 逆, 矩阵 $Y \in R^{n \times m}$ 是任意实矩阵, 则

$$X = A^{-1} + Y - A^{-1}AYAA^{-1} \in A\{1\},$$

且 $A\{1\}$ 中任何一个矩阵都可表示成上述形式.

证明: 1) 需证 $X \in A\{1\}$;

$$\begin{aligned} AXA &= A(A^{-1} + Y - A^{-1}AYAA^{-1})A \\ &= AA^{-1}A + AYA - (AA^{-1}A)Y(AA^{-1}A) \\ &= A + AYA - AYA = A. \end{aligned}$$

2) $\forall B \in A\{1\}$, 要证 $B = A^- + Y - A^-AYAA^-$
 取 $Y = B - A^-$, $AYA = A(B - A^-)A = A - A = O$.
 从而 $A^-AYAA^- = A^-(AYA)A^- = O$
 $B = A^- + Y = A^- + Y - A^-AYAA^-.$

注: 由定理可知, 要计算 A 的 $\{1\}$ 逆 A^- , 必须求出可逆阵 P , Q , 使 PAQ 为标准形, 那么如何求可逆阵 P 和 Q 呢?

构造分块矩阵

$$B = \begin{bmatrix} A & E_m \\ E_n & O \end{bmatrix}_{(m+n) \times (m+n)} \quad PAQ = \tilde{A} = \begin{bmatrix} E_r & O \\ O & O \end{bmatrix}_{m \times n}$$

$$\begin{bmatrix} P_{m \times m} & O \\ O & E_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & E_m \\ E_n & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q_{n \times n} & O \\ O & E_m \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} PA & P \\ E_n & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q & O \\ O & E_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} PAQ & P \\ Q & O \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{A} & P \\ Q & O \end{bmatrix}$$

即将 A 化为标准形 \tilde{A} 的过程中，同时将 E_m 化为 $P_{m \times m}$ ，

E_n 化为 $Q_{n \times n}$.

由定理知 $A\{1\}$ 中的矩阵可写为 $Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} P$

例：已知矩阵 $A = \begin{bmatrix} 0 & 2 & -4 \\ -1 & -4 & 5 \\ 3 & 1 & 7 \\ 0 & 5 & -10 \end{bmatrix}_{4 \times 3}$ 求 A 的广义逆 $A\{1\}$.

解：

$$B = \begin{bmatrix} A & E_4 \\ E_3 & O \end{bmatrix} = \left[\begin{array}{cccc|ccc} 0 & 2 & -4 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -4 & 5 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 3 & 1 & 7 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 5 & -10 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & & & & \\ 0 & 1 & 0 & & & & O_{3 \times 4} \\ 0 & 0 & 1 & & & & \end{array} \right]$$

$$\xrightarrow{\begin{array}{l} r_1 \times \frac{1}{2}, r_2 \times (-1) \\ r_3 - 3r_2, r_4 \times \frac{1}{5} \end{array}} \left[\begin{array}{cccc|ccc} 0 & 1 & -2 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 4 & -5 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -11 & 22 & 0 & 3 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & -2 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} \\ 1 & 0 & 0 & & & & \\ 0 & 1 & 0 & & & & O_{3 \times 4} \\ 0 & 0 & 1 & & & & \end{array} \right]$$

$$\xrightarrow{\begin{matrix} r_2 - 4r_1 \\ r_3 + 11r_1 \\ r_4 - r_1 \end{matrix}} \left[\begin{array}{ccccccc}
 0 & 1 & -2 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\
 1 & 0 & 3 & -2 & -1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{11}{2} & 3 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{2} & 0 & 0 & \frac{1}{5} \\
 1 & 0 & 0 & & & & \\
 0 & 1 & 0 & & & O_{3 \times 4} & \\
 0 & 0 & 1 & & & &
 \end{array} \right]$$

$$\xrightarrow{\begin{matrix} c_3 - 3c_1 \\ c_3 + 2c_2 \\ r_4 \times 5 \end{matrix}} \left[\begin{array}{ccccccc}
 0 & 1 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\
 1 & 0 & 0 & -2 & -1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{11}{2} & 3 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & -\frac{5}{2} & 0 & 0 & 1 \\
 1 & 0 & -3 & & & & \\
 0 & 1 & 2 & & & & O_{3 \times 4} \\
 0 & 0 & 1 & & & &
 \end{array} \right]$$

$$\xrightarrow{r_1 \leftrightarrow r_2} \left[\begin{array}{cccc|ccc}
 1 & 0 & 0 & -2 & -1 & 0 & 0 \\
 0 & 1 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & \frac{11}{2} & 3 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & -\frac{5}{2} & 0 & 0 & 1 \\
 \hline
 1 & 0 & -3 & & & & \\
 0 & 1 & 2 & & & & \\
 0 & 0 & 1 & & & & \\
 \end{array} \right] O_{3 \times 4}$$

$$\therefore P = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{11}{2} & 3 & 1 & 0 \\ -\frac{5}{2} & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -3 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(可逆阵P和Q不唯一)

于是 $A\{1\}$ 中的元素形如

$$A^- = Q \begin{bmatrix} E_2 & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} P \quad \text{其中} \quad \begin{aligned} X_{12} &\in R^{2 \times 2} \\ X_{21} &\in R^{1 \times 2} \\ X_{22} &\in R^{1 \times 2} \end{aligned}$$

§ 7.2 自反广义逆A{1,2}

定义：设 $A \in R^{m \times n}$, 若 $X \in R^{n \times m}$, 且满足方程 $AXA = A$ 和 $XAX = X$, 则称 X 是 A 的一个自反广义逆, 记作 $X = A^{(1, 2)}$

A 的所有自反广义逆的集合记为 $A\{1,2\}$, 显然, 若 X 是 A 的自反广义逆, 则 A 也是 X 的自反广义逆, 这就是自反的含义.

定理：任何矩阵 $A \in R^{m \times n}$ 都有自反广义逆.

证明：若 $A = O_{m \times n}$, 则 $X = O_{n \times m}$ 就是 A 的自反广义逆.

若 $A \neq O_{m \times n}$, 则设 $\text{rank}(A) = r$, 存在可逆阵 P 和 Q , 使得

$$PAQ = \begin{bmatrix} E_r & O \\ O & O \end{bmatrix}$$

由第一节定理知：

$$X = Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix}_{n \times m} P \text{ 满足 } AXA = A$$

下设 $XAX=X$ 有

$$\begin{aligned} & Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} P P^{-1} \begin{bmatrix} E_r & O \\ O & O \end{bmatrix} Q^{-1} Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} P \\ &= Q \begin{bmatrix} E_r & O \\ X_{21} & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} P \quad X_{12} \in R^{r \times (m-r)} \\ &= Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{21}X_{12} \end{bmatrix} P \quad X_{21} \in R^{(n-r) \times r} \\ &= Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} P \quad X_{22} \in R^{(n-r) \times (n-r)} \end{aligned}$$

即 $X_1 = Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{21}X_{12} \end{bmatrix} P$ 满足 $AX_1A = A$, $X_1AX_1 = X_1$
为 A 的自反广义逆.

注: 任何矩阵的自反广义逆存在, 但不一定唯一.

定理: $\forall A \in R^{m \times n}$, 若 $Y, Z \in A\{1\}$, 那么 $X = YAZ \in A\{1, 2\}$

证明: $AXA = AYZAZA = (AYA)ZA = AZA = A$
 $XAX = YAZAYAZ = Y(AZA)YAZ = Y(AYA)Z$
 $= YAZ = X$

以下引进矩阵 A 的像子空间和核子空间的概念.

定义: 设 $A \in R^{m \times n}$, 令 $R(A) = \{y \mid y \in R^m, \text{至少有一个 } x \in R^n, \text{使得 } y = Ax\}$ 称 $R(A)$ 为矩阵 A 的像子空间.

注: $A = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$, $Ae_i = \alpha_i \therefore \alpha_i \in R(A)$

定义: 设 $A \in R^{m \times n}$, 令 $N(A) = \{x \mid x \in R^n, Ax = 0\}$ 称 $N(A)$ 为矩阵 A 的核子空间.

$$\dim N(A) = n - \text{rank}(A)$$

引理7.2.1: 像子空间 $R(A)$ 的维数等于矩阵 A 的秩.

$$\dim R(A) = \text{rank}(A).$$

证明: 设 $A = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$, $y \in R(A)$ 则存在

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in R^n \text{ 使得 } y = Ax = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n) \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = x_1\alpha_1 + x_2\alpha_2 + \dots + x_n\alpha_n$$

设 $\text{rank}(A) = r$, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 的最大线性无关组为 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r$. 则 $\forall y \in R(A)$, y 可由 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r$ 线性表示, 又 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r$ 线性无关, 因此 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r$ 构成 $R(A)$ 的一个基, 即 $R(A)$ 的维数为 r ,

$$\dim R(A) = \text{rank}(A).$$

引理7.2.2: 设 $A \in R^{m \times n}$, $X \in R^{n \times m}$, 若 $R(XA) = R(X)$,
则存在 $Y \in R^{n \times m}$, 使得 $XAY = X$.

证明: 令 q_1, q_2, \dots, q_m 为 R^m 的一个基, $r_i = Xq_i$,
 $i = 1, 2, \dots, m$ 则由像子空间的定义知 $r_i \in R(X)$,
又 $R(XA) = R(X) \therefore r_i \in R(XA)$.

从而 $\exists p_i \in R^n$, 使得 $r_i = XAp_i$, $i = 1, 2, \dots, m$
记 $P = (p_1, p_2, \dots, p_m) \in R^{n \times m}$

$$Q = (q_1, q_2, \dots, q_m) \in R^{m \times m}$$

$\because q_1, q_2, \dots, q_m$ 为 R^m 的一个基, $\therefore Q$ 可逆.

$$\because r_i = Xq_i = XAp_i \quad \therefore XQ = XAP$$

又 Q 可逆有 $X = XAPQ^{-1}$

令 $Y = PQ^{-1}$, 于是 $X = XAY$.

下面我们可以证明 $X \in A\{1,2\}$ 的充分必要条件.

定理: 设 $A \in R^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, $X \in R^{n \times m}$ 且 $X \in A\{1\}$,
则 $X \in A\{1,2\} \Leftrightarrow \text{rank}(X) = \text{rank}(A)$

证明: \Rightarrow 必要性:

$$\because X \in A\{1,2\} \quad \therefore AXA = A, \quad XAX = X$$

$$\text{rank}(A) = \text{rank}(AXA) \leq \text{rank}(AX) \leq \text{rank}(X)$$

$$\text{rank}(X) = \text{rank}(XAX) \leq \text{rank}(XA) \leq \text{rank}(A)$$

$$\therefore \text{rank}(X) = \text{rank}(A)$$

← 充分性：（利用前面的两个引理证 $XAX=X$ ）

1. 需证 $R(XA)=R(X)$.

$\forall y \in R(XA), \exists x \in \mathbb{R}^n$ 使得 $y = XAx$,

令 $z = Ax$, 有 $y = Xz$, 即 $y \in R(X)$

$\therefore R(XA) \subseteq R(X)$.

又 $X \in A\{1\}$, 由 A^\top 的性质6可得：

$rank(AX) = rank(XA) = rank(A) = r$

再由题设 $rank(X) = rank(A) = r$

得 $rank(XA) = rank(X)$.

由引理1得 $\dim R(XA) = \dim R(X)$

因此有 $R(XA) = R(X)$.

2. 需证 $XAX=X$.

由引理2得存在 $Y \in R^{n \times m}$,

使得 $XAY=X$, 左乘 A 有 $AXAY=AY=AX$,

所以 $XAX=XAY=X$.

从而 $X \in A\{1,2\}$.

§ 7.3 广义逆矩阵 A^+

定义：设 $A \in R^{m \times n}$, 若存在 $X \in R^{n \times m}$, 满足 $AXA = A$ (1)

$XAX = X$ (2) $(AX)^T = AX$ (3) $(XA)^T = XA$ (4)

则称 X 是 A 的彭罗斯—穆尔逆, 又称 A 的“+”逆, 记作 A^+

前面两节我们讲过 $A\{1\}, A\{1,2\}$, 都非空, 即 A 的 $\{1\}$ 逆和自反逆均存在但不一定唯一.

$$X = Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{22} \end{bmatrix} P, \quad X = Q \begin{bmatrix} E_r & X_{12} \\ X_{21} & X_{21}X_{12} \end{bmatrix} P,$$

定理： $\forall A \in R^{m \times n}$, A^+ 存在且唯一.

证明： 1. A^+ 的存在性;

若 $A = O_{m \times n}$, 则 $X = O_{n \times m}$ 是 A 的一个 A^+ 逆, 故 A^+ 存在.

若 $A \neq O_{m \times n}$, 设 $\text{rank}(A) = r \neq 0$, 由满秩分解

的定义知存在 $m \times r$ 列满秩阵 B 和 $r \times n$ 行满秩阵 C ,
使 $A = BC$. 即 $\text{rank}(B) = \text{rank}(C) = r$

$\therefore CC^T, B^T B$ 均为 r 阶可逆阵.

令 $X = C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T$, 则有

$$(1) \quad AXA = BCC^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T BC = BC = A$$

$$(2) \quad XAX = C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T BCC^T (CC^T)^{-1} \\ \times (B^T B)^{-1} B^T = C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T$$

$$(3) \quad (AX)^T = \left(BCC^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T \right)^T \\ = \left(B (B^T B)^{-1} B^T \right)^T = B \left((B^T B)^{-1} \right)^T B^T = B (B^T B)^{-1} B^T \\ = AX$$

$$\begin{aligned}
(4) \quad (XA)^T &= \left(C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T BC \right)^T \\
&= \left(C^T (CC^T)^{-1} C \right)^T = C^T \left((CC^T)^{-1} \right)^T C \\
&= C^T (CC^T)^{-1} C = XA
\end{aligned}$$

$\therefore X$ 是 A 的一个 A^+ 逆.

2. 下证唯一性;

设 X_1 和 X_2 是 A 的 A^+ 逆, 需证 $X_1 - X_2 = O$, 即 $\forall x \in R^m$ 有

$$(X_1 - X_2)x = 0. \text{ 下设 } y = (X_1 - X_2)x.$$

$\because X_1$ 和 X_2 是 A 的 A^+ 逆

$$\therefore X_i = X_i A X_i = (X_i A)^T X_i = A^T X_i^T X_i, i = 1, 2 \quad (1)$$

$$A = A X_i A = (A X_i)^T A = X_i^T A^T A, i = 1, 2 \quad (2)$$

由(1) 有 $X_1 - X_2 = A^T (X_1^T X_1 - X_2^T X_2)$

由(2) 有

$$(X_1^T - X_2^T) A^T A = O \xrightarrow{\text{取转置}} A^T A (X_1 - X_2) = O.$$

令 $z = (X_1^T X_1 - X_2^T X_2)x$ 有 $y = A^T z$

我们的目的是要证 $y = 0$, 即 $y^T y = 0$

而 $y^T y = y^T A^T z = (Ay)^T z$ 只需证 $Ay = 0$,

即 $(Ay)^T (Ay) = 0$

又 $(Ay)^T (Ay) = y^T A^T Ay = y^T A^T A (X_1 - X_2) x = O.$

$$\therefore Ay = 0, \quad y^T y = 0 \quad \therefore y = 0$$

由 x 的任意性知 $X_1 = X_2$ 即 A^+ 的唯一性成立.

广义逆矩阵 A^+ 的性质

$$(1) \quad (A^+)^+ = A, \quad (A^T)^+ = (A^+)^T$$

证：由定义 $A^+AA^+ = A^+$ $AA^+A = A$

$$(A^+A)^T = A^+A \quad (AA^+)^T = AA^+$$

$$A^T(A^+)^TA^T = (AA^+A)^T = A^T$$

$$(A^+)^TA^T(A^+)^T = (A^+AA^+)^T = (A^+)^T$$

$$\left(A^T(A^+)^T \right)^T = A^+A = (A^+A)^T = A^T(A^+)^T$$

$$\left((A^+)^T A^T \right)^T = AA^+ = (AA^+)^T = (A^+)^T A^T$$

广义逆矩阵 A^+ 的性质

(2) 若 A 为可逆方阵, 则 $A^+ = A^{-1}$

证: $A^{-1} = A^{-1}AA^{-1} = A^{-1}(AA^+A)A^{-1} = A^+$

(3) $(\lambda A)^+ = \lambda^+ A^+$, 其中 $\lambda^+ = \begin{cases} \lambda^{-1}, & \lambda \neq 0 \\ 0, & \lambda = 0 \end{cases}$.

证: $\lambda \neq 0$

$$(\lambda A)(\lambda^+ A^+)(\lambda A) = \lambda \lambda^+ \lambda (AA^+ A) = \lambda A$$

$$(\lambda^+ A^+)(\lambda A)(\lambda^+ A^+) = \lambda^+ \lambda \lambda^+ (A^+ AA^+) = \lambda^+ A^+$$

$$(\lambda A \lambda^+ A^+)^T = (\lambda \lambda^+ AA^+)^T = (AA^+)^T = AA^+$$

$$= (\lambda A)(\lambda^+ A^+)$$

$$\begin{aligned}
 (\lambda^+ A^+ \lambda A)^T &= (\lambda^+ \lambda A^+ A)^T = (A^+ A)^T = A^+ A \\
 &= (\lambda^+ A^+) (\lambda A)
 \end{aligned}$$

$$(4) \ rank(A^+) = rank(A^+ A) = rank(A A^+) = rank(A)$$

证明：

由定理7.2.3 $A^+ \in A\{1, 2\}$, $rank(A^+) = rank(A)$,

$A^+ \in A\{1\}$ 性质6 $rank(A) = rank(A^+ A) = rank(A A^+)$

$$\begin{aligned}
 rank(A^+) &= rank(A^+ A A^+) \leq rank(A^+ A) \leq rank(A) \\
 &\leq rank(A A^+)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 rank(A) &= rank(A A^+ A) \leq rank(A A^+) \leq rank(A^+) \\
 &\leq rank(A A^+)
 \end{aligned}$$

$$(5) \quad A^+ = (A^T A)^+ A^T = A^T (A A^T)^+$$

证明： $A_{m \times n} = B_{m \times r} C_{r \times n}$ 为 A 的满秩分解，其中 B 为列满秩矩阵， C 为行满秩矩阵，则由定理1的证明知：

$$A^+ = C^T (C C^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T,$$

$A^T A = C^T B^T B C = (C^T B^T B) C$ 为 $A^T A$ 的一个满秩分解.

$\because \text{rank}(A^T A) = \text{rank}(A)$, $(C^T B^T B)_{n \times r}$ 为列满秩矩阵,

$C_{r \times n}$ 为行满秩矩阵；

$\therefore A^T A = (C^T B^T B) C$ 可看作为 $A^T A$ 的一个满秩分解.

$$\begin{aligned}
(A^T A)^+ &= C^T (CC^T)^{-1} \left((C^T B^T B)^T C^T B^T B \right)^{-1} (C^T B^T B)^T \\
&= C^T (CC^T)^{-1} (B^T B C C^T B^T B)^{-1} B^T B C \\
&= C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T B C \\
&= C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} (CC^T)^{-1} C \\
(A^T A)^+ A^T &= C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} (CC^T)^{-1} C C^T B^T \\
&= C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T \\
&= A^+
\end{aligned}$$

同理: $A^+ = C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T$,

$AA^T = B C C^T B^T = B(C C^T B^T)$ 为 AA^T 的一个满秩分解.

$$\begin{aligned}
(AA^T)^+ &= (CC^T B^T)^T \left((CC^T B^T) (CC^T B^T)^T \right)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T \\
&= BCC^T (CC^T B^T BCC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T \\
&= BCC^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T \\
&= B (B^T B)^{-1} (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
A^T (AA^T)^+ &= C^T B^T B (B^T B)^{-1} (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T \\
&= C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T \\
&= A^+
\end{aligned}$$

$$\therefore A^+ = (A^T A)^+ A^T = A^T (AA^T)^+$$

特别: 当 $\text{rank}(A)=m$ 时, AA^T 可逆 $(AA^T)^+ = (AA^T)^{-1}$, 从而

$$A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$$

当 $\text{rank}(A)=n$ 时, $A^T A$ 可逆 $(A^T A)^+ = (A^T A)^{-1}$, 从而

$$A^+ = (A^T A)^{-1} A^T$$

$$(6) \quad R(AA^+) = R(A), \quad R(A^+A) = R(A^+) = R(A^T)$$

证明: $\forall y \in R(AA^+)$, $\exists x \in R^m$, 使得 $y = AA^+x$

记 $A^+x = z$ 有 $y = Az \in R(A)$, 即 $R(AA^+) \subseteq R(A)$

同理有 $R(A^+A) \subseteq R(A^+)$

$$R(A^+) = R\left(A^T (AA^T)^+\right) \subseteq R(A^T)$$

由性质4有 $\text{rank}(AA^+) = \text{rank}(A)$

$$\text{rank}(A^+A) = \text{rank}(A^+) = \text{rank}(A) = \text{rank}(A^T)$$

$$\therefore \dim R(AA^+) = \dim R(A)$$

$$\dim R(A^+A) = \dim R(A^+) = \dim R(A^T)$$

$$\therefore R(AA^+) = R(A), \quad R(A^+A) = R(A^+) = R(A^T)$$

$$(7) \quad (A^T A)^+ = A^+ (A^T)^+, \quad (AA^T)^+ = (A^T)^+ A^+$$

证明: $A^+ (A^T)^+ = A^+ (A^+)^T = (A^T A)^+ A^T ((A^T A)^+ A^T)^T$

$$= (A^T A)^+ (A^T A) (A^T A)^+$$

$$= (A^T A)^+$$

$$(A^T)^+ A^+ = (A^+)^T A^+ = (A^T (AA^T)^+)^T A^+$$

$$= (AA^T)^+ AA^T (AA^T)^+$$

$$= (AA^T)^+$$

(8) 若 A 为实对称方阵时, 则 $AA^+ = A^+A$;

证: $A^+A = (A^+A)^T = A^T(A^+)^T = A^T(A^T)^+ = AA^+$

(9) ① $A = AA^T(A^+)^T = (A^+)^TA^TA$;

② $A^T = A^TAA^+ = A^+AA^T$ (由①取转置得)

证: $A = AA^+A = A(A^+A)^T = AA^T(A^+)^T$

$A = AA^+A = (AA^+)^TA = (A^+)^TA^TA$

定理: 设 $A \in R^{m \times n}$, 若 $A = UBV^T$, 其中 $U \in R^{m \times m}$, $B \in R^{m \times n}$
 $V \in R^{n \times n}$, 且 U 与 V 为正交矩阵, 则 $A^+ = VB^+U^T$.

证明: 记 $X = VB^+U^T$. 用定义来证明

(1) $AXA = UBV^TVB^+U^TUBV^T = UBB^+BV^T$
 $= UBV^T = A$

$$(2) \quad XAX = VB^+U^TUBV^TVB^+U^T = VB^+BB^+U^T \\ = VB^+U^T = A^+ = X$$

$$(3) \quad (AX)^T = (UBV^TVB^+U^T)^T = (UBB^+U^T)^T \\ = U(BB^+)^T U^T = AX$$

$$(XA)^T = (VB^+U^TUBV^T)^T = (VB^+BV^T)^T \\ = V(B^+B)^T V^T = VB^+BV^T = (VB^+U^T)(UB^+V^T) \\ = XA$$

$$\therefore X = A^+ = VB^+U^T$$

例: 已知矩阵 A 的奇异值分解为 $A = U\Sigma V^T$, 其中

$U \in R^{m \times m}, V \in R^{n \times n}$, U 和 V 是正交矩阵,

$$\Sigma = \begin{bmatrix} D & O \\ O & O \end{bmatrix} \in R^{m \times n},$$

其中 D 是由矩阵 A 的非零奇异值构成的对角阵, 求 A^+

解: Σ 的广义逆

$$\Sigma^+ = \begin{bmatrix} D^{-1} & O \\ O & O \end{bmatrix} \in R^{n \times m},$$

由上面的定理知

$$A^+ = V\Sigma^+U^T.$$

§ 7.4 A^+ 的计算方法

一、当 A 为某些特殊矩阵时， A^+ 的计算方法：

1. A 为行满秩矩阵，此时 AA^T 是可逆矩阵，

$$(AA^T)^+ = (AA^T)^{-1}$$

由性质5： $A^+ = A^T (AA^T)^+ = A^T (AA^T)^{-1}$

例：已知 $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ 为非零向量，求 A^+ .

解：

$$AA^T = (a_1, a_2, \dots, a_n) \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_n^2 \neq 0$$

$$\begin{aligned}
A^+ &= A^T (AA^T)^{-1} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} \left(a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_n^2 \right)^{-1} \\
&= \left(\sum_{i=1}^n a_i^2 \right)^{-1} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix}.
\end{aligned}$$

2. A 为列满秩矩阵, 此时 $A^T A$ 是可逆矩阵,

$$(A^T A)^+ = (A^T A)^{-1},$$

由性质5可得

$$A^+ = (A^T A)^{-1} A^T$$

例: 已知 $A = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \mathbf{a}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_n \end{bmatrix}$ 为非零列向量, 求 A^+ .

解:

$$A^T A = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n) \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \mathbf{a}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_n \end{bmatrix} = \mathbf{a}_1^2 + \mathbf{a}_2^2 + \dots + \mathbf{a}_n^2 \neq 0$$

$$A^+ = (A^T A)^{-1} A^T = \left(\sum_{i=1}^n a_i^2 \right)^{-1} (a_1, a_2, \dots, a_n).$$

注：对列满秩矩阵 A , 也可以先把 A 的 n 列标准正交化, 得 $A = QR$, 其中 Q 为正交矩阵, R 是 n 阶具有正对角元的上三角阵, 于是

$$\begin{aligned} A^+ &= (A^T A)^{-1} A^T = ((QR)^T QR)^{-1} (QR)^T \\ &= (R^T Q^T QR)^{-1} R^T Q^T = (R^T R)^{-1} R^T Q^T \\ &= R^{-1} (R^T)^{-1} R^T Q^T = R^{-1} Q^T \end{aligned}$$

即

$$A^+ = R^{-1} Q^T.$$

例：已知 $A = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 0 & 0 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$ 求 A^+ .

解： $A = (\alpha_1, \alpha_2)$ 即 α_1, α_2 线性无关，令 $\alpha_1 = \beta_1$, 即 $\beta_1 = \alpha_1$

$$\beta_2 = \alpha_2 - \frac{(\alpha_2, \beta_1)}{(\beta_1, \beta_1)} \beta_1 = \begin{bmatrix} 3 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \frac{5}{5} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} \text{ 则 } \beta_1, \beta_2 \text{ 正交.}$$

$$\text{令 } \gamma_1 = \frac{\beta_1}{\|\beta_1\|}, \gamma_2 = \frac{\beta_2}{\|\beta_2\|}, \text{ 则 } \gamma_1 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix}, \gamma_2 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}.$$

$$A = (\alpha_1, \alpha_2) = (\beta_1, \beta_2) \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$= (\gamma_1, \gamma_2) \begin{bmatrix} \sqrt{5} & \\ & \sqrt{5} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{令 } Q = (\gamma_1, \gamma_2) = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 2 & -1 \end{bmatrix}, R = \sqrt{5} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$A^+ = R^{-1}Q^T = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$= \frac{1}{5} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 3 \\ 2 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

3. A 是对角矩阵, $A = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$, 则

$A^+ = \text{diag}\{\lambda_1^+, \lambda_2^+, \dots, \lambda_n^+\}$, 这里

$$\lambda_i^+ = \begin{cases} \lambda_i^{-1}, & \lambda_i \neq 0, \\ 0, & \lambda_i = 0; \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

例: 已知 $A = \begin{bmatrix} 4 & & \\ & 2 & \\ & & 0 \end{bmatrix}$ 求 A^+ .

解:

$$A^+ = \begin{bmatrix} \frac{1}{4} & & \\ & \frac{1}{2} & \\ & & 0 \end{bmatrix}$$

4. A 是分块对角矩阵, $A = \text{diag}\{A_1, A_2, \dots, A_t\}$, 其中
 A_1, A_2, \dots, A_t 是任意实矩阵, 则

$$A^+ = \text{diag}\{A_1^+, A_2^+, \dots, A_t^+\}.$$

5. A 是实对称矩阵, $A^T = A$, 故存在正交矩阵 Q , 使得
 $A = Q\Lambda Q^T$, 其中 $\Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$,
 $\Lambda^+ = \text{diag}\{\lambda_1^+, \lambda_2^+, \dots, \lambda_n^+\}$, 于是 $A^+ = Q\Lambda^+Q^T$.

例: 已知 $A = \begin{bmatrix} 4 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$ 求 A^+ .

解: $\lambda E - A = \begin{bmatrix} \lambda - 4 & -2 \\ -2 & \lambda - 1 \end{bmatrix}$,

$$|\lambda E - A| = \lambda^2 - 5\lambda = \lambda(\lambda - 5), \quad \lambda_1 = 0, \lambda_2 = 5.$$

$$\begin{bmatrix} -4 & -2 \\ -2 & -1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad p_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & -2 \\ -2 & 4 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad p_2 = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\beta_1 = p_1$$

$$\beta_2 = p_2 - \frac{(p_2, p_1)}{(p_1, p_1)} p_1 = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} - O = p_2$$

p_1, p_2 单位化有 $\gamma_1 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix}, \gamma_2 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix},$

$$\therefore Q = (\gamma_1, \gamma_2) = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ -2 & 1 \end{bmatrix},$$

$$A = Q \begin{bmatrix} 0 & \\ & 5 \end{bmatrix} Q^T, \quad \Lambda = \begin{bmatrix} 0 & \\ & 5 \end{bmatrix}, \quad \Lambda^+ = \begin{bmatrix} 0 & \\ & \frac{1}{5} \end{bmatrix}.$$

$$\begin{aligned}\therefore A^+ &= Q \Lambda^+ Q^T = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & \\ & \frac{1}{5} \end{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 4 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}.\end{aligned}$$

二、当 A 为一般矩阵时， A^+ 的计算方法：

1. 用满秩分解方法计算 A^+ .

设 $A \in R^{m \times n}$, $\text{rank}(A) = r$, $A = BC$ 为 A 的满秩分解，
其中 $B \in R^{m \times r}$, $C \in R^{r \times n}$ 由定理6.3.1知

$$A^+ = C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T$$

例：求 A^+ ，其中

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 2 & 1 & 3 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}.$$

解：

$$A = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 2 & 1 & 3 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_2 - 2r_1} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\xrightarrow{r_3-r_2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = (\beta_1, \beta_2, \beta_3) = \begin{bmatrix} C \\ O \end{bmatrix}$$

其中 $C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$.

β_1, β_2 线性无关, $\beta_3 = \beta_1 + \beta_2$, 因此 α_1, α_2 线性无关, 且 $\alpha_3 = \alpha_1 + \alpha_2$.

取 $B = (\alpha_1, \alpha_2) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 则有 A 的满秩分解为

$$A = BC = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$CC^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$$

$$(CC^T)^{-1} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix}$$

$$B^T B = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 2 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 2 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}$$

$$(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 2 & -2 \\ -2 & 5 \end{bmatrix}$$

$$\therefore A^+ = \mathbf{C}^T (\mathbf{C} \mathbf{C}^T)^{-1} (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \cdot \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \cdot \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 2 & -2 \\ -2 & 5 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$= \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 2 & 1 & -3 \\ -2 & 0 & 4 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}.$$

二、当 A 为一般矩阵时， A^+ 的计算方法：

2. 利用 A^+ 的性质5 $A^+ = (A^T A)^+ A^T = A^T (A A^T)^+$ 来计算 A^+ .

设 $A \in R^{m \times n}$, 于是 $A^T A$ 是正定或半正定矩阵, 故存在正交矩阵 Q 使得 $Q^T A^T A Q = \Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$, 其中 $\lambda_i \geq 0 (i = 1, 2, \dots, n)$ 是 $A^T A$ 的特征值. 于是 $A^T A = Q \Lambda Q^T$ 为实对称矩阵, 由定理7.3.2有

$$(A^T A)^+ = Q \Lambda^+ Q^T.$$

$$\therefore A^+ = (A^T A)^+ A^T = Q \Lambda^+ Q^T A^T.$$

例：已知矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \\ 2 & -2 \end{bmatrix}$, 求 A^+ .

解：

$$A^T A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ -1 & -1 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \\ 2 & -2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 6 & -6 \\ -6 & 6 \end{bmatrix}$$

$$|\lambda E - A^T A| = \begin{vmatrix} \lambda - 6 & 6 \\ 6 & \lambda - 6 \end{vmatrix} = \lambda(\lambda - 12),$$

$$\therefore \lambda_1 = 0, \lambda_2 = 12.$$

$$\lambda_1 = 0 \quad (\lambda_1 E - A^T A)x = 0, \quad \begin{bmatrix} -6 & 6 \\ 6 & -6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = 0$$

$$\therefore q_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad q'_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix},$$

$$\lambda_2 = 12, \quad (\lambda_2 E - A^T A) x = 0, \quad \begin{bmatrix} 6 & 6 \\ 6 & 6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = 0$$

$$\therefore q_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}, \quad q'_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix},$$

令 $Q = (q_1, q_2) = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$, 则有

$$A^T A = Q^T \begin{bmatrix} 0 & \\ & 12 \end{bmatrix} Q$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 0 \\ & 12 \end{bmatrix}, \quad \Lambda^+ = \begin{bmatrix} 0 \\ & \frac{1}{12} \end{bmatrix},$$

$$\begin{aligned}\therefore A^+ &= Q\Lambda^+Q^T A^T \\ &= \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{12} \end{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ -1 & -1 & -2 \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{24} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 4 \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{12} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 \\ -1 & -1 & -2 \end{bmatrix}.\end{aligned}$$

当 $m < n$ 时, AA^T 的阶数小于矩阵 A^TA 的阶数, 为了运算简单, 运用下面的公式:

$$A^+ = A^T (AA^T)^+ = A^T Q \Lambda^+ Q^T.$$

Λ 是由 AA^T 的特征值构成的对角阵, $Q^T (AA^T) Q = \Lambda$,
 Q 为正交矩阵.

例: 已知矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -2 & -2 & 2 \end{bmatrix}$, 求 A^+ .

解:

$$AA^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -2 & -2 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 1 & -2 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 & -6 \\ -6 & 12 \end{bmatrix}$$

$$|\lambda E - AA^T| = \begin{vmatrix} \lambda - 3 & 6 \\ 6 & \lambda - 12 \end{vmatrix} = \lambda(\lambda - 15),$$

$\therefore \lambda_1 = 0, \lambda_2 = 15.$

$$\lambda_1 = 0 \quad q_1 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix};$$

$$\lambda_2 = 15, \quad q_2 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix};$$

$$\therefore Q = (q_1, q_2) = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & -2 \end{bmatrix}, \text{ 则有}$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 0 \\ 15 \end{bmatrix}, \quad \Lambda^+ = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{15} \end{bmatrix}.$$

$$\begin{aligned}
\therefore A^+ &= A^T Q \Lambda^+ Q^T \\
&= \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 1 & -2 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & \\ & \frac{1}{15} \end{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & -2 \end{bmatrix} \\
&= \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 1 & -2 \\ -1 & 2 \end{bmatrix}.
\end{aligned}$$

3. 用奇异值分解求 A^+ 的计算方法:

设 A 有奇异值分解 $A=U\Sigma V^T$ 则 $A^+=V\Sigma^+U^T$.

例: 已知矩阵 $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, 用奇异值分解求 A^+ .

解:

$$A^T A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 2 \\ 2 & 2 \end{bmatrix}$$

$$|\lambda E - A^T A| = \begin{vmatrix} \lambda - 2 & -2 \\ -2 & \lambda - 2 \end{vmatrix} = \lambda(\lambda - 4),$$

$\therefore \lambda_1 = 4, \lambda_2 = 0$. 故 A 的奇异值为2.

$$\begin{bmatrix} 4 & -2 \\ -2 & 4 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad p_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} -2 & -2 \\ -2 & -2 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad p_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

$A^T A$ 的正交单位特征向量为 $\begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$.

于是 $D=2$, $V = V^T = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$, $\Sigma = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$,

$$U_1 = A V_1 D^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \times \frac{1}{2} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{bmatrix}.$$

解线性方程 $x_1 + x_2 = 0$ 得通解

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix} k_1 + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} k_2$$

$$\text{于是 } U = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad A = U \Sigma_{3 \times 2} V^T, \\ \therefore A^+ = V \Sigma_{2 \times 3}^+ U^T.$$

$$A^+ = V \Sigma^+ U^T = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$= \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

7.5 广义逆的应用

一、广义逆在解线性方程组上的应用

定理1：设 $A \in R^{m \times n}$, $B \in R^{p \times q}$, $D \in R^{m \times q}$ 为已知矩阵,
 $X \in R^{n \times p}$ 为未知矩阵, 则

- (1) 矩阵方程 $AXB=D$ 有解 $\Leftrightarrow AA^+DB^+B=D$.
- (2) 当矩阵方程 $AXB=D$ 有解时, A^+DB^+ 是方程的一个特解, 其通解为 $X = A^+DB^+ + Y - A^+AYBB^+$,
其中 $Y \in R^{n \times p}$ 为任意矩阵.

证明: (1) \Leftarrow 令 $X_0 = A^+DB^+$ 则 $AX_0B = D$ 即 X_0 为 $AXB=D$ 的一个解.
 \Rightarrow 若 $AXB=D$ 有解, 不妨设 X_0 为它的一个解, 则

$$\begin{aligned}\mathbf{D} &= \mathbf{A} \mathbf{X}_0 \mathbf{B} = (\mathbf{A} \mathbf{A}^+ \mathbf{A}) \mathbf{X}_0 (\mathbf{B} \mathbf{B}^+ \mathbf{B}) \\ &= \mathbf{A} \mathbf{A}^+ (\mathbf{A} \mathbf{X}_0 \mathbf{B}) \mathbf{B}^+ \mathbf{B} = \mathbf{A} \mathbf{A}^+ \mathbf{D} \mathbf{B}^+ \mathbf{B}\end{aligned}$$

(2) 由(1)证明知 $\mathbf{X}_0 = \mathbf{A}^+ \mathbf{D} \mathbf{B}^+$ 是矩阵方程的一个特解.

若 $\mathbf{X} = \mathbf{A}^+ \mathbf{D} \mathbf{B}^+ + \mathbf{Y} - \mathbf{A}^+ \mathbf{A} \mathbf{Y} \mathbf{B} \mathbf{B}^+$, $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ 则

$$\begin{aligned}\mathbf{A} \mathbf{X} \mathbf{B} &= \mathbf{A} \mathbf{A}^+ \mathbf{D} \mathbf{B}^+ \mathbf{B} + \mathbf{A} \mathbf{Y} \mathbf{B} - \mathbf{A} \mathbf{A}^+ \mathbf{A} \mathbf{Y} \mathbf{B} \mathbf{B}^+ \mathbf{B} \\ &= \mathbf{D} \quad \text{即 } \mathbf{X} \text{ 是矩阵方程 } \mathbf{A} \mathbf{X} \mathbf{B} = \mathbf{D} \text{ 的解.}\end{aligned}$$

若 \mathbf{X}_1 是矩阵方程 $\mathbf{A} \mathbf{X} \mathbf{B} = \mathbf{D}$ 的解, $\mathbf{A} \mathbf{X}_1 \mathbf{B} = \mathbf{D}$, 于是

$$\begin{aligned}\mathbf{X}_1 &= \mathbf{A}^+ \mathbf{D} \mathbf{B}^+ + \mathbf{X}_1 - \mathbf{A}^+ \mathbf{D} \mathbf{B}^+ \\ &= \mathbf{A}^+ \mathbf{D} \mathbf{B}^+ + \mathbf{X}_1 - \mathbf{A}^+ \mathbf{A} \mathbf{X}_1 \mathbf{B} \mathbf{B}^+\end{aligned}$$

即矩阵方程 $\mathbf{A} \mathbf{X} \mathbf{B} = \mathbf{D}$ 的解均可写成 \mathbf{X} 的这种形式,
从而 \mathbf{X} 即为方程的通解.

定理2: 设 $A \in R^{m \times n}$, 向量 $b \in R^m$ 为已知, 向量 $X \in R^n$ 为未知矩阵, 则

(1) 线性方程组 $Ax=b$ 有解 $\Leftrightarrow AA^+b=b$;

(2) 当 $Ax=b$ 有解时, A^+b 为它的一个特解, 方程组的通解为 $x = A^+b + (E - A^+A)y$, 其中 $y \in R^n$ 为任意列向量.

证明: 令 $p=1, q=1, B=1, D=b$ 即可得到定理的结论.

引理: 设矩阵 $A \in R^{m \times n}$, 则 $R^n = R(A^T) \oplus N(A)$.

证明: $R(A^T) = \{y \in R^n \mid \exists x \in R^m \text{ 使 } y = A^T x\}$

$N(A) = \{x \in R^n \mid Ax = 0\}$

设 W 是内积空间 V 的子空间, 由 chap4 可知 $V = W \oplus W^\perp$.

下面首先证明: $N(A) = R(A^T)^\perp$.

$$R(A^T) = \{y \in \mathbf{R}^n \mid \exists x \in \mathbf{R}^m \text{ 使 } y = A^T x\}$$

$$N(A) = \{x \in \mathbf{R}^n \mid Ax = \mathbf{0}\}$$

$\forall x \in \mathbf{R}^m$, 若 $y \in R(A^T)^\perp$, $\because A^T x \in R(A^T)$, $\therefore (y, A^T x) = 0$.

$$\therefore (y, A^T x) = (A^T x)^T y = x^T A y = (Ay, x)$$

$$\therefore (Ay, x) = 0$$

由 x 的任意性知: $Ay = \mathbf{0}$, 即 $y \in N(A)$, 于是有

$$R(A^T)^\perp \subseteq N(A).$$

反之, 若 $y \in N(A)$, 有 $Ay = \mathbf{0}$,

$$(Ay, x) = 0 = (y, A^T x) \quad \therefore y \in R(A^T)^\perp.$$

因此我们有 $R(A^T)^\perp = N(A)$. 从而

$$R^n = R(A^T) \oplus R(A^T)^\perp = R(A^T) \oplus N(A).$$

定理3: 设矩阵 $A \in R^{m \times n}$, 方程组 $Ax=b$ 有解, 则 $x_0 = A^+b$ 为 $Ax=b$ 的唯一属于 $R(A^T)$ 的解, 且是全部解中长度最小的解, 即 x 为 $Ax=b$ 任一解时, $\|x_0\| \leq \|x\|$.

证明: 1) 由广义逆 A^+ 的性质6: $R(A^+) = R(A^T)$.

$$\because x_0 = A^+b \in R(A^+).$$

$$\therefore x_0 \in R(A^T).$$

2) 唯一性: 设 $u, v \in R(A^T)$ 方程组 $Ax=b$ 的两个解, 下证 $u=v$.

$$\mathbf{u} - \mathbf{v} \in R(\mathbf{A}^T), \quad \mathbf{A}(\mathbf{u} - \mathbf{v}) = \mathbf{A}\mathbf{u} - \mathbf{A}\mathbf{v} = \mathbf{b} - \mathbf{b} = \mathbf{0}$$

$\therefore \mathbf{u} - \mathbf{v} \in N(\mathbf{A})$. 由引理知 $R(\mathbf{A}^T) \cap N(\mathbf{A}) = \{\mathbf{0}\}$,

$$\therefore \mathbf{u} - \mathbf{v} = \mathbf{0}, \quad \text{从而得} \quad \mathbf{u} = \mathbf{v}$$

3) 设 x 为 $Ax = b$ 的任一解, 记作 $y = x - x_0$, 则

$$\begin{aligned} A\mathbf{y} &= \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) = \mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{A}\mathbf{x}_0 = \mathbf{b} - \mathbf{b} = \mathbf{0} \\ \therefore \mathbf{y} &\in N(\mathbf{A}) = R(\mathbf{A}^T)^\perp \end{aligned}$$

即 y 与 x_0 正交.

$$\|\mathbf{x}\|^2 = \|\mathbf{x}_0 + \mathbf{y}\|^2 = \|\mathbf{x}_0\|^2 + \|\mathbf{y}\|^2 \geq \|\mathbf{x}_0\|^2$$

即

$$\|\mathbf{x}_0\| \leq \|\mathbf{x}\|.$$

例：已知线性方程组 $Ax=b$ 中

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -2 & -2 & 2 \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$$

求该方程组的最小长度解和通解.

解：

$$A = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -2 & -2 & 2 \end{bmatrix} \xrightarrow{r_2 + 2r_1} \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C = (1, 1, -1), \quad B = \alpha_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix}$$

$A=BC$ 为 A 的满秩分解

$$CC^T = 3, \quad (CC^T)^{-1} = \frac{1}{3}, \quad B^T B = 5, \quad (B^T B)^{-1} = \frac{1}{5},$$

$$\begin{aligned}\therefore A^+ &= C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} (1, -2) \\ &= \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 1 & -2 \\ -1 & 2 \end{bmatrix}\end{aligned}$$

\therefore 方程组的最小长度解为

$$x_0 = A^+ b = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 1 & -2 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

∴ 方程组的通解为

$$\begin{aligned}x &= A^+ \mathbf{b} + (E - A^+ A) y \\&= \frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} - \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 1 & -2 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 \\ -2 & -2 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} \\&= \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 3y_1 - 1 \\ 3y_2 - 1 \\ 3y_3 + 1 \end{bmatrix} - \frac{1}{3} \begin{bmatrix} y_1 + y_2 - y_3 \\ y_1 + y_2 - y_3 \\ -y_1 - y_2 + y_3 \end{bmatrix} \\&= \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 2y_1 - y_2 + y_3 - 1 \\ -y_1 + 2y_2 + y_3 - 1 \\ y_1 + y_2 + 2y_3 + 1 \end{bmatrix}.\end{aligned}$$

二、广义逆在解线性最小二乘问题上的应用

设矩阵 $A \in R^{m \times n}$, 向量 $b \in R^m$, 线性方程组 $Ax=b$, 当且仅当 $b \in R(A)$ 时有解, 定理讲过 $Ax=b$ 有解 $\Leftrightarrow AA^+b=b$; A^+b 为 $Ax=b$ 的一个特解, 通解为

$$x = A^+b + (E - A^+A)y$$

当 $b \notin R(A) = \{a \in R^m \mid \exists x \in R^n \text{ 使得 } a = Ax\}$, 不存在 $x \in R^n$ 使得 $Ax = b$ 成立, 此时 $Ax=b$ 称为矛盾方程组.

若给定了矩阵 A 和向量 b , 对一切 $x \in R^n$, 残差向量 $r = b - Ax$ 都不等于零向量, 希望能够找到一个 $x_* \in R^n$, 使得 $\|b - Ax_*\| = \min_{x \in R^n} \|b - Ax\|$,

这里的 x_* 称为线性方程组 $Ax=b$ 的最小二乘解.

定理1: x 为线性方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解

$\Leftrightarrow x$ 为方程组 $A^T(Ax - b) = 0$ 的解.

(法方程组或正规方程组)

证明: \Leftarrow 充分性. 设 x 满足 $A^T(Ax - b) = 0 \quad \forall y \in R^n$ 需证

$$\|Ay - b\|^2 \geq \|Ax - b\|^2$$

$$\begin{aligned}\|Ay - b\|^2 &= \|Ax - b + A(y - x)\|^2 \\&= \|Ax - b\|^2 + \|A(y - x)\|^2 + 2(Ax - b, A(y - x)) \\&= \|Ax - b\|^2 + \|A(y - x)\|^2 + 2(A^T(Ax - b), y - x) \\&\geq \|Ax - b\|^2\end{aligned}$$

即 x 是方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解.

\Rightarrow 必要性. (反证法)

设 x 是线性方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解,

但 $A^T(Ax-b)=u \neq 0$. 令 $y = x - \varepsilon u$, 其中 ε 为任意正实数.

$$\begin{aligned}\|Ay-b\|^2 &= \|Ax-b-\varepsilon Au\|^2 \\&= \|Ax-b\|^2 + \varepsilon^2 \|Au\|^2 - 2\varepsilon (Ax-b, Au) \\&= \|Ax-b\|^2 + \varepsilon^2 \|Au\|^2 - 2\varepsilon (A^T(Ax-b), u) \\&= \|Ax-b\|^2 + \varepsilon^2 \|Au\|^2 - 2\varepsilon \|u\|^2\end{aligned}$$

$\because u \neq 0$, $\therefore \|u\|^2 > 0$, 取 ε 充分小, 使得

$$\varepsilon^2 \|Au\|^2 - 2\varepsilon \|u\|^2 = \varepsilon (\varepsilon \|Au\|^2 - 2\|u\|^2) < 0$$

从而 $\|Ay-b\| < \|Ax-b\|$,

这与 x 为最小二乘解矛盾.

注：

1) 正规方程组 $A^T(Ax-b)=0$, 可写成 $A^TAx=A^Tb$.

$$\begin{aligned}\because (A^T A) \left(A^T A \right)^+ (A^T b) &= A^T A \left(\left(A^T A \right)^+ A^T \right) b \\&= A^T A A^+ b = A^T (A A^+)^T b \\&= (A A^+ A)^T b = A^T b\end{aligned}$$

由定理 $Ax=b$ 有解 $\Leftrightarrow A A^+ b = b$ 知正规方程组恒有解.

2) 由定理可以利用 $A^T(Ax-b)=0$ 来求最小二乘解, 但实际计算可能造成误差较大, 我们利用广义逆来计算最小二乘解.

定理2: x 为线性方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解

$\Leftrightarrow x$ 为方程组 $Ax = AA^+b$ 的解, 且此时有
$$\min_x \|b - Ax\| = \|(E - AA^+)b\|.$$

证明: 显然, $Ax = AA^+b$ 恒有解, 这是因为

$$AA^+(AA^+b) = AA^+b$$

记 $y = AA^+b - Ax, z = b - AA^+b,$

$\forall x \in \mathbb{R}^n$, 有 $b - Ax = (AA^+b - Ax) + (b - AA^+b) = y + z.$

$$\begin{aligned}(y, z) &= (AA^+b - Ax, b - AA^+b) \\&= (AA^+b, b) - (Ax, b) - (AA^+b, AA^+b) + (Ax, AA^+b) \\&= (AA^+b, b) - (Ax, b) - \left((AA^+)^T (AA^+) b, b \right) \\&\quad + \left((AA^+)^T Ax, b \right)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\because & \left(AA^+ \right)^T \left(AA^+ \right) b = \left(A^+ \right)^T A^T AA^+ b = AA^+ b \\ & \left(AA^+ \right)^T Ax = \left(A^+ \right)^T A^T Ax = Ax\end{aligned}$$

$\therefore (y, z) = 0$ 即向量 y 与 z 正交.

$$\begin{aligned}\|b - Ax\|^2 &= \|y + z\|^2 = \|y\|^2 + \|z\|^2 \\ &\geq \|z\|^2 = \|b - AA^+ b\|^2 = \|(E - AA^+)b\|^2.\end{aligned}$$

于是

$$\min_x \|b - Ax\| = \|(E - AA^+)b\|.$$

$$\Leftrightarrow y = 0 \Leftrightarrow Ax = AA^+ b.$$

定理3: $x_0 = A^+b$ 是线性方程组 $Ax = b$ 的一个最小二乘解,
 最小二乘解的通解为 $x = A^+b + (E - A^+A)y$ 其中,
 E 为 n 阶单位阵, $y \in R^n$ 为任意向量.

证明: $\because Ax_0 = AA^+b$, 即 x_0 为 $Ax = AA^+b$ 的解.

\therefore 由定理2知 x_0 为 $Ax = b$ 的一个最小二乘解.

$\because Ax = AA^+b$, 恒有解, x_0 为它的特解.

\therefore 线性方程组 $Ax = AA^+b$ 的通解为

$$x = A^+b + (E - A^+A)y$$

由定理2知线性方程组 $Ax = b$ 的通解为

$$x = A^+b + (E - A^+A)y$$

定理4: $x_0 = A^+b$ 是线性方程组 $Ax = b$ 的唯一属于 $R(A^T)$ 的
 最小二乘解, 且是长度最小的最小二乘解.

证明：由定理2知只需验证 x_0 是线性方程组 $Ax = AA^+b$ 的唯一属于 $R(A^T)$ 的解，且是长度最小的解即可.

$$x_0 = A^+ (AA^+b) = (A^+AA^+)b = A^+b.$$

由前面讲的定理即得结论.

上述定理表明了给定方程组 $Ax = b$, 向量 A^+b 给出了方程组各种意义下的解：

1. 当 $Ax = b$ 有解时, A^+b 为方程组的唯一属于 $R(A^T)$ 的解, 且是全部解中长度最小的解; 或是方程组的唯一解.
2. 当 $Ax = b$ 为矛盾方程时, A^+b 为它的唯一属于 $R(A^T)$ 的最小二乘解, 且是长度最小的最小二乘解; 或是矛盾方程组的唯一最小二乘解.

例：验证线性方程组 $Ax=b$ 为矛盾方程组，其中

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 2 & 4 \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{bmatrix}, x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

并求该方程组的最小二乘解和最小长度二乘解.

解：

$$A = (\alpha_1, \alpha_2) = BC, B = \alpha_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix}, C = (1, 2),$$

$A=BC$ 为 A 的满秩分解.

$$CC^T = 5, (CC^T)^{-1} = \frac{1}{5}, B^T B = 5, (B^T B)^{-1} = \frac{1}{5},$$

$$\therefore A^+ = C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T = \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} (1 \ 0 \ 2)$$

$$\therefore A^+ = \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 4 \end{bmatrix}.$$

$$AA^+b = \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 2 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 4 \end{bmatrix} b = \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 5 & 0 & 10 \\ 0 & 0 & 0 \\ 10 & 0 & 20 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix} \neq b, \quad \text{即方程组 } Ax=b \text{ 无解.}$$

\therefore 方程组 $Ax=b$ 为矛盾方程组, 其最小长度最小二乘解为

$$x_0 = A^+b = \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}.$$

\therefore 方程组 $Ax=b$ 的最小二乘解的通解为

$$x = A^+ b + (E - A^+ A) y$$

$$= \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + \left(E - \frac{1}{25} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 2 & 0 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 0 \\ 2 & 4 \end{bmatrix} \right) \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix}$$

$$= \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 4 & -2 \\ -2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix}$$

$$= \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 1+4y_1-2y_2 \\ 2-2y_1+y_2 \end{bmatrix}.$$

例：设线性方程组 $\begin{cases} x_1 - 2x_2 + x_3 = 0 \\ -2x_1 + 4x_2 - 2x_3 = 1, \\ 3x_1 - 6x_2 + 3x_3 = -2. \end{cases}$

用广义逆验证它是矛盾方程并求它的最小二乘解的通解.

解：

$$\text{令 } A = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 3 & -6 & 3 \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -2 \end{bmatrix}$$

$A=BC$ 为 A 的满秩分解. $B = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 3 \end{bmatrix}$, $C = (1, -2, 1)$,

$$(CC^T)^{-1} = \frac{1}{6}, \quad (B^T B)^{-1} = \frac{1}{14},$$

$$\begin{aligned}\therefore A^+ &= C^T (CC^T)^{-1} (B^T B)^{-1} B^T = \frac{1}{84} \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix} (1 \quad -2 \quad 3) \\ &= \frac{1}{84} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 3 \\ -2 & 4 & -6 \\ 1 & -2 & 3 \end{bmatrix}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}AA^+b &= \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 3 & -6 & 3 \end{bmatrix} \times \frac{1}{84} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 3 \\ -2 & 4 & -6 \\ 1 & -2 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -2 \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{84} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 3 & -6 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -8 \\ 16 \\ -8 \end{bmatrix} = \frac{1}{7} \begin{bmatrix} -4 \\ 8 \\ -12 \end{bmatrix} \neq b,\end{aligned}$$

\therefore 方程组 $Ax=b$ 为矛盾方程组.

$$\begin{aligned} A^+A &= \frac{1}{84} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 3 \\ -2 & 4 & -6 \\ 1 & -2 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 3 & -6 & 3 \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{84} \begin{bmatrix} 14 & -28 & 14 \\ -28 & 56 & -28 \\ 14 & -28 & 14 \end{bmatrix} = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$E - A^+A = \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 5 & 2 & -1 \\ 2 & 2 & 2 \\ -1 & 2 & 5 \end{bmatrix}$$

\therefore 方程组 $Ax=b$ 的最小二乘解的通解为

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= A^+ \mathbf{b} + (E - A^+ A) \mathbf{y} \\ &= \frac{1}{21} \begin{bmatrix} -2 \\ 4 \\ -2 \end{bmatrix} + \frac{1}{6} \begin{bmatrix} 5y_1 + 2y_2 - y_3 \\ 2y_1 + 2y_2 + 2y_3 \\ -y_1 + 2y_2 + 5y_3 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$