

文章编号:1671-9352(2009)10-0030-06

亏秩线性方程组的 PSD 迭代解法

岳强, 畅大为*

(陕西师范大学数学与信息科学学院, 陕西 西安 710062)

摘要:将亏秩线性方程组 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 增广为以方阵 $\hat{\mathbf{A}}$ 为系数矩阵的 4×4 块线性方程组 $\hat{\mathbf{A}}\boldsymbol{\eta} = \mathbf{b}'$, 再对 $\hat{\mathbf{A}}$ 进行次正则 PSD 分裂, 得到 PSD 迭代法半收敛的一个充要条件。最后给出求方程组 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 范数最小的最小二乘解的方法并以实例说明, 其中 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{m \times n}$, $\mathbf{b} \in \mathbf{C}^m$, $\mathbf{b}' \in \mathbf{C}^{m+n}$ 。

关键词: PSD 分裂; 半收敛; 最小二乘解; Moore-Penrose 广义逆

中图分类号: O241.6 **文献标志码:** A

Preconditioned simultaneous displacement(PSD) method for rank deficient linear systems

YUE Qiang, CHANG Da-wei*

(College of Mathematics and Information Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, Shaanxi, China)

Abstract: The rank deficient linear system $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ is augmented to a block 4×4 linear system $\hat{\mathbf{A}}\boldsymbol{\eta} = \mathbf{b}'$ where $\hat{\mathbf{A}}$ is a square matrix, then $\hat{\mathbf{A}}$ is split with PSD subproper splitting. The necessary and sufficient condition for the PSD method being semiconvergent is obtained. Finally a method is provided to compute the least square solution of minimal norm to $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ and examples are given to illustrate the process, where $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{m \times n}$, $\mathbf{b} \in \mathbf{C}^m$, $\mathbf{b}' \in \mathbf{C}^{m+n}$.

Key words: PSD splitting; Semiconvergent; Least square solution; Moore-Penrose generalized inverse

1 引言和预备知识

求解线性方程组

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}, \quad (1.1)$$

一般情况下 \mathbf{A} 为方阵且对角线元素不为零, 于是对 \mathbf{A} 进行不同的分裂可得到多种迭代方法, 诸如高斯迭代法(GS)、超松弛法(SOR)、快速超松弛法(AOR)、对称超松弛法(SSOR)、预条件同时置换法(PSD)等等。这些方法已被众多学者进行了深入的研究。在 \mathbf{A} 亏秩的情形下, 即 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 且 $r < \min\{m, n\}$, V. A. Miller 和 M. Neumann 基于 A. Berman 和 R. J. Plemmons 对次正则分裂的工作^[1], 于 1987 年首先讨论了用 SOR 迭代解决亏秩线性方程组的问题^[2]。近年来, 文献[3-6]分别用不同的分裂方法讨论了 AOR 和 SSOR 迭代法求解亏秩线性方程组。

本文将通过对 \mathbf{A} 进行次正则 PSD 分裂, 求解亏秩线性方程组 $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ 。在后文论述中, 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 则 \mathbf{A}^* , $N(\mathbf{A})$, $R(\mathbf{A})$, $\text{rank}(\mathbf{A})$, $\sigma(\mathbf{A})$ 和 $\rho(\mathbf{A})$ 分别表示矩阵 \mathbf{A} 的共轭转置, 零空间, 象空间, \mathbf{A} 的秩, 谱和谱半径。 $\text{index}(\mathbf{A})$ 表示使 $\text{rank}(\mathbf{A}^n) = \text{rank}(\mathbf{A}^{n+1})$ 成立的最小正整数 n , $\|\mathbf{x}\|_2 = (\sum_{i=1}^n |\mathbf{x}_i|^2)^{\frac{1}{2}}$ 。

收稿日期: 2009-03-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60671063)

作者简介: 岳强(1984-), 男, 硕士, 主要从事数值线性代数的研究. Email: yqttd@163.com

* 通讯作者: 畅大为(1963-), 男, 副教授, 主要从事数值线性代数的研究. Email: dwch@263.net

定义 1.1 设 $A \in \mathbf{C}^{m \times n}$, 矩阵 $X \in \mathbf{C}^{n \times m}$ 称作 A 的 Moore-Penrose 广义逆当它满足如下条件: (1) $AXA = A$; (2) $XAX = X$; (3) $(AX)^* = AX$; (4) $(XA)^* = XA$.

A 的此广义逆记为 A^\dagger , A^\dagger 一定存在且惟一, 则 $A^\dagger b$ 是线性方程组(1.1)范数最小的最小二乘解。

定义 1.2 若将 A 分裂为 $A = M - N$, 得到迭代 $x^{k+1} = M^\dagger N x^k + M^\dagger b$, 称此分裂为次正则分裂当 $R(A) \subseteq R(M)$ 且 $N(M) \subseteq N(A)$ 。

引理 1.1^[7] 设线性方程组(1.1)相容, 即 $b \in R(A)$ 。若分裂 $A = M - N$ 是次正则分裂, 则对任意初值 x_0 , 迭代 $x^{k+1} = M^\dagger N x^k + M^\dagger b$ 收敛当且仅当迭代阵 $M^\dagger N$ 半收敛, 即:

- (i) $\rho(M^\dagger N) \leq 1$; (ii) 当 $\lambda \in \sigma(M^\dagger N)$ 且 $|\lambda| = 1$ 时有 $\lambda = 1$; (iii) $\text{index}(I - M^\dagger N) \leq 1$ 。

众所周知, $\forall A \in \mathbf{C}_r^{m \times n}, y \in \mathbf{C}^n$ 是线性方程组(1.1)的最小二乘解, 即 $\|b - Ay\|_2 = \min_{x \in \mathbf{C}^n} \|b - Ax\|_2$ 当

且仅当剩余向量 $\delta r = b - Ay$ 满足 $A^* \delta r = 0$ 。不失一般性, 我们假设 A 具有形式 $A = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix}$, 其中 $A_{11} \in \mathbf{C}_r^{r \times r}, A_{12} \in \mathbf{C}^{r \times (n-r)}, A_{21} \in \mathbf{C}^{(m-r) \times r}, A_{22} = A_{21} A_{11}^{-1} A_{12}, y = (y_1^*, y_2^*)^*, \delta r = (\delta r_1^*, \delta r_2^*)^*, b = (b_1^*, b_2^*)^*, y_1, b_1, \delta r_1 \in \mathbf{C}^r, b_2, \delta r_2 \in \mathbf{C}^{m-r}, y_2 \in \mathbf{C}^{n-r}$ 。则有

$$\begin{cases} A_{11} y_1 + A_{12} y_2 + \delta r_1 = b_1, \\ A_{21} y_1 + A_{22} y_2 + \delta r_2 = b_2, \\ A_{21}^* \delta r_2 + A_{11}^* \delta r_1 = 0, \\ A_{22}^* \delta r_2 + A_{12}^* \delta r_1 = 0, \end{cases} \quad (1.2)$$

该方程组可简记为: $\hat{A} \eta = b'$, 其中

$$\eta = \begin{pmatrix} y_1 \\ \delta r_2 \\ \delta r_1 \\ y_2 \end{pmatrix}, \quad b' = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \hat{A} = \begin{pmatrix} A_{11} & O & I_r & A_{12} \\ A_{21} & I_{m-r} & O & A_{22} \\ O & A_{21}^* & A_{11}^* & O \\ O & A_{22}^* & A_{12}^* & O \end{pmatrix} \in \mathbf{C}^{(m+n) \times (m+n)}。$$

根据(1.2)式, 知道线性方程组 $\hat{A}x = b'$ 是相容的, 将通过如下引理得到线性方程组(1.1)的最小二乘解。

引理 1.2^[2] 设 $u = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \\ u_4 \end{pmatrix} \in \mathbf{C}^{m+n}$ 是线性方程组(1.2)的一个解, 其中 $u_1, u_3 \in \mathbf{C}^r, u_2 \in \mathbf{C}^{m-r}, u_4 \in \mathbf{C}^{n-r}$,

则向量 $\begin{pmatrix} u_1 \\ u_4 \end{pmatrix}$ 是线性方程组(1.1)的最小二乘解。特别地, $u = \hat{A}^\dagger b'$ 当且仅当 $\begin{pmatrix} u_1 \\ u_4 \end{pmatrix} = A^\dagger b$ 。

2 PSD 分裂及主要结果

现在来看线性方程组 $\hat{A}x = b'$, 将 \hat{A} 作如下分裂:

$$\hat{A} = \begin{pmatrix} A_{11} & O & O & O \\ A_{21} & I_{m-r} & O & O \\ O & O & A_{11}^* & O \\ O & O & O & I_{n-r} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} O & O & O & O \\ O & O & O & O \\ O & -A_{21}^* & O & O \\ O & -A_{22}^* & -A_{12}^* & O \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} O & O & -I_r & -A_{12} \\ O & O & O & -A_{22} \\ O & O & O & O \\ O & O & O & I_{n-r} \end{pmatrix} \equiv D - \tilde{L} - \tilde{U}。$$

显然, D 是非奇异矩阵。令 $L = D^{-1} \tilde{L}, U = D^{-1} \tilde{U}$, 则 \hat{A} 的 PSD 分裂为:

$$\hat{A} = \frac{D(I - \omega L)(I - \omega U)}{\tau} - \frac{D[(1 - \tau)I + (\tau - \omega)(L + U) + \omega^2 LU]}{\tau}, \quad \tau \neq 0, \omega \neq 1. \quad (2.1)$$

因为 L 是严格下三角阵, $\omega \neq 1$ 保证了 $I - \omega U$ 非奇异, 所以矩阵 $\frac{D(I - \omega L)(I - \omega U)}{\tau}$ 也非奇异, 而 \hat{A} 是奇异阵, 根据定义 1.2, (2.1) 是一个次正则分裂, 本文称其为次正则 PSD 分裂。

由分裂(2.1)得到迭代:

$$\mathbf{x}^{k+1} = \mathbf{H}_{\tau, \omega} \mathbf{x}^k + \mathbf{c}, \quad (2.2)$$

其中 $\mathbf{H}_{\tau, \omega} = (\mathbf{I} - \omega \mathbf{U})^{-1} (\mathbf{I} - \omega \mathbf{L})^{-1} [(1 - \tau) \mathbf{I} + (\tau - \omega)(\mathbf{L} + \mathbf{U}) + \omega^2 \mathbf{L} \mathbf{U}]$, $\mathbf{c} = \tau (\mathbf{I} - \omega \mathbf{U})^{-1} (\mathbf{I} - \omega \mathbf{L})^{-1} \mathbf{D}^{-1} \mathbf{b}'$. 经过计算可得:

$$\mathbf{H}_{\tau, \omega} = \begin{pmatrix} (1 - \tau) \mathbf{I}_r & \omega \tau (1 - \omega) (\mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{B}^* + \mathbf{C} \mathbf{A}_{22}^*) & \mathbf{T}_1 & -\tau \mathbf{C} \\ \mathbf{O} & (1 - \tau) \mathbf{I}_{m-r} + \omega \tau (\omega - 1) \mathbf{B} \mathbf{B}^* & \tau (1 - \omega) \mathbf{B} - \omega^2 \tau \mathbf{B} \mathbf{B}^* \mathbf{B} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \tau (\omega - 1) \mathbf{B}^* & (1 - \tau) \mathbf{I}_r - \omega \tau \mathbf{B}^* \mathbf{B} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \tau (\omega - 1) \mathbf{A}_{22}^* & -\omega \tau \mathbf{A}_{22}^* \mathbf{B} - \tau \mathbf{A}_{12}^* & \mathbf{I}_{n-r} \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{c} = \tau \begin{pmatrix} \mathbf{T}_2 & \omega^2 \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{B}^* + \omega^2 \mathbf{C} \mathbf{A}_{22}^* & \frac{\omega^2}{1 - \omega} \mathbf{C} \mathbf{C}^* - \omega \mathbf{A}_{11}^{-1} (\mathbf{A}_{11}^*)^{-1} & \frac{\omega}{\omega - 1} \mathbf{C} \\ \omega^2 \mathbf{B} \mathbf{B}^* \mathbf{B} - \mathbf{B} & \mathbf{I}_{m-r} - \omega^2 \mathbf{B} \mathbf{B}^* & \omega \mathbf{B} (\mathbf{A}_{11}^*)^{-1} & \mathbf{O} \\ \omega \mathbf{B}^* \mathbf{B} & -\omega \mathbf{B}^* & (\mathbf{A}_{11}^*)^{-1} & \mathbf{O} \\ \omega \mathbf{A}_{22}^* \mathbf{B} & -\omega \mathbf{A}_{22}^* & \frac{\omega}{\omega - 1} \mathbf{C}^* & \frac{1}{1 - \omega} \mathbf{I}_{n-r} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{b}_1 \\ \mathbf{b}_2 \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix},$$

其中 $\mathbf{B} = \mathbf{A}_{21} \mathbf{A}_{11}^{-1}$, $\mathbf{C} = \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{A}_{12}$, $\mathbf{T}_1 = \tau (\omega - 1) \mathbf{A}_{11}^{-1} + \omega^2 \tau \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{B}^* \mathbf{B} + \omega^2 \tau \mathbf{C} \mathbf{A}_{22}^* \mathbf{B} + \omega \tau \mathbf{C} \mathbf{A}_{12}^*$,

$$\mathbf{T}_2 = \mathbf{A}_{11}^{-1} - \omega^2 \mathbf{A}_{11}^{-1} \mathbf{B}^* \mathbf{B} - \omega^2 \mathbf{C} \mathbf{A}_{22}^* \mathbf{B}.$$

显然 $\sigma(\mathbf{H}_{\tau, \omega}) = \{1 - \tau, 1\} \cup \sigma(\mathbf{T}_{\tau, \omega})$, $\mathbf{T}_{\tau, \omega} = \begin{pmatrix} (1 - \omega) \mathbf{I}_{m-r} + \omega \tau (\omega - 1) \mathbf{B} \mathbf{B}^* & \tau (1 - \omega) \mathbf{B} - \omega^2 \tau \mathbf{B} \mathbf{B}^* \mathbf{B} \\ \tau (\omega - 1) \mathbf{B}^* & (1 - \tau) \mathbf{I}_r - \omega \tau \mathbf{B}^* \mathbf{B} \end{pmatrix}$.

接下来考虑矩阵

$$\mathbf{S} = \begin{pmatrix} \mathbf{I} & -\mathbf{B} \\ \mathbf{B}^* & \mathbf{I} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ -\mathbf{B}^* & \mathbf{O} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{B} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{pmatrix} \equiv \mathbf{I} - \mathbf{L}_s - \mathbf{U}_s,$$

由上式分裂可知, 矩阵 \mathbf{S} 的 PSD 迭代矩阵为:

$$(\mathbf{I} - \omega \mathbf{U}_s)^{-1} (\mathbf{I} - \omega \mathbf{L}_s)^{-1} [(1 - \tau) \mathbf{I} + (\tau - \omega)(\mathbf{L}_s + \mathbf{U}_s) + \omega^2 \mathbf{L}_s \mathbf{U}_s] =$$

$$\begin{pmatrix} (1 - \omega) \mathbf{I}_{m-r} + \omega \tau (\omega - 1) \mathbf{B} \mathbf{B}^* & \tau (1 - \omega) \mathbf{B} - \omega^2 \tau \mathbf{B} \mathbf{B}^* \mathbf{B} \\ \tau (\omega - 1) \mathbf{B}^* & (1 - \tau) \mathbf{I}_r - \omega \tau \mathbf{B}^* \mathbf{B} \end{pmatrix} = \mathbf{T}_{\tau, \omega}.$$

\mathbf{S} 是 (1, 1) 相容次序矩阵且其 Jacobi 迭代阵为 $\mathbf{J}_s = \begin{pmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{B} \\ -\mathbf{B}^* & \mathbf{O} \end{pmatrix}$, \mathbf{J}_s 的所有特征值均为纯虚数或零, 并且 $\rho(\mathbf{J}_s) = \|\mathbf{B}\|_2 = \bar{\mu}$, 那么矩阵 \mathbf{S} 满足如下引理的条件.

引理 2.1^[8] 若线性方程组 $\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b}$ 的系数矩阵 \mathbf{A} 为 (1, 1) 相容次序矩阵且对角元素全不为零, 其 Jacobi 迭代矩阵的特征值 μ_i 为纯虚数或零且 $\underline{\mu} = \min_i \|\mu_i\|$, $\bar{\mu} = \max_i \|\mu_i\|$, 则当且仅当 τ 和 ω 满足下列条件时, PSD 迭代法收敛:

(I) $\underline{\mu} \neq 0$, 则:

$$(i) \frac{-2}{\sqrt{1 + \bar{\mu}^2}} < \tau < 0, 1 - \omega_{\tau}^{(3)} < \omega < 1 - \omega_{\tau}^{(1)} \text{ 或 } 1 + \omega_{\tau}^{(1)} < \omega < 1 + \omega_{\tau}^{(3)};$$

$$(ii) 0 < \tau < \frac{2}{1 + \bar{\mu}^2}, 1 - \omega_{\tau}^{(2)} < \omega < 1 + \omega_{\tau}^{(2)};$$

$$(iii) \frac{2}{1 + \bar{\mu}^2} \leq \tau < \frac{2}{\sqrt{1 + \bar{\mu}^2}}, 1 - \omega_{\tau}^{(2)} < \omega < 1 - \omega_{\tau}^{(3)} \text{ 或 } 1 + \omega_{\tau}^{(3)} < \omega < 1 + \omega_{\tau}^{(2)};$$

(II) $\underline{\mu} = 0$, 且 $\bar{\mu} \neq \underline{\mu}$, τ 和 ω 取 (I) 中的 (ii) 和 (iii);

(III) $\bar{\mu} = \underline{\mu} = 0$, $0 < \tau < 2$, ω 任取.

$$\text{其中 } \omega_{\tau}^{(1)} = \frac{\sqrt{\underline{\mu}^2 + 2 - (1 + \underline{\mu}^2)\tau}}{\underline{\mu}}, \quad \omega_{\tau}^{(2)} = \frac{\sqrt{\bar{\mu}^2 + 2 - (1 + \bar{\mu}^2)\tau}}{\bar{\mu}}, \quad \omega_{\tau}^{(3)} = \sqrt{\frac{-\frac{1}{2}(1 + \bar{\mu}^2)\tau^2 + (2 + \bar{\mu}^2)\tau - 2}{\tau \bar{\mu}^2}}.$$

引理 2.2^[9] 若线性方程组系数矩阵 \mathbf{A} 为 (1, 1) 相容次序矩阵, 则其 PSD 迭代矩阵的特征值 λ 与其 Ja-

cobi 迭代矩阵的特征值 μ 有如下关系:

$$(\lambda - 1 + \tau)^2 = \tau\mu^2[\omega(2 - \omega)(\lambda - 1) + \tau]. \tag{2.3}$$

由引理 2.1 有 $\rho(\mathbf{T}_{\tau,\omega}) < 1$ 的充要条件, 可进一步得到如下结论:

定理 2.1 设 $\mathbf{H}_{\tau,\omega}$ 为矩阵 $\hat{\mathbf{A}}$ 的次正则 PSD 分裂迭代矩阵, 则 $\mathbf{H}_{\tau,\omega}$ 半收敛的充要条件为:

(I) $\underline{\mu} \neq 0$; 则:

(i) $0 < \tau < \frac{2}{1 + \bar{\mu}^2}, 1 - \omega_{\tau}^{(1)} < \omega < 1 + \omega_{\tau}^{(1)}$ 且 $\omega \neq 1$;

(ii) $\frac{2}{1 + \bar{\mu}^2} \leq \tau < \frac{2}{\sqrt{1 + \bar{\mu}^2}}, 1 - \omega_{\tau}^{(1)} < \omega < 1 - \omega_{\tau}^{(2)}$ 或 $1 + \omega_{\tau}^{(2)} < \omega < 1 + \omega_{\tau}^{(1)}$;

(II) $\underline{\mu} = 0$, 且 $\bar{\mu} \neq \underline{\mu}$, τ 和 ω 取 (I) 中的 (1) 和 (2);

(III) $\bar{\mu} = \underline{\mu} = 0, 0 < \tau < 2, \omega$ 取不为 1 的任何实数。

其中 μ_i 是矩阵 $\mathbf{J}_s = \begin{pmatrix} \mathbf{O} & \mathbf{B} \\ -\mathbf{B}^* & \mathbf{O} \end{pmatrix}$ 的特征值, $\underline{\mu} = \min_i |\mu_i|, \bar{\mu} = \max_i |\mu_i|, \omega_{\tau}^{(1)} = \frac{\sqrt{\bar{\mu}^2 + 2 - (1 + \bar{\mu}^2)\tau}}{\bar{\mu}}, \omega_{\tau}^{(2)} = \sqrt{\frac{-\frac{1}{2}(1 + \bar{\mu}^2)\tau^2 + (2 + \bar{\mu}^2)\tau - 2}{\tau\bar{\mu}^2}}$ 。

证明 根据前面的讨论, $\mathbf{H}_{\tau,\omega}$ 半收敛等价于以下条件成立:

(i) $\rho(\mathbf{H}_{\tau,\omega}) \leq 1$; (ii) 若 $\lambda \in \sigma(\mathbf{H}_{\tau,\omega})$ 且 $|\lambda| = 1$, 则 $\lambda = 1$; (iii) $\text{index}(\mathbf{I} - \mathbf{H}_{\tau,\omega}) \leq 1$ 。

首先证明 (iii)。 $\mathbf{I} - \mathbf{H}_{\tau,\omega}$ 有满秩分解:

$$\mathbf{I} - \mathbf{H}_{\tau,\omega} = \tau^4 \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & \mathbf{P} & \mathbf{Q} & \mathbf{C} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I}_{m-r} + \omega(1 - \omega)\mathbf{B}\mathbf{B}^* & (\omega - 1)\mathbf{B} + \omega^2\mathbf{B}\mathbf{B}^*\mathbf{B} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & (1 - \omega)\mathbf{B}^* & \mathbf{I}_r + \omega\mathbf{B}^*\mathbf{B} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & (1 - \omega)\mathbf{A}_{22}^* & \omega\mathbf{A}_{22}^*\mathbf{B} + \mathbf{A}_{12}^* & \mathbf{O} \end{pmatrix} = \tau^4 \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I}_{m-r} & \omega\mathbf{B} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{I}_r \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{A}_{12}^* \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & \mathbf{P} & \mathbf{Q} & \mathbf{C} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I}_{m-r} & -\mathbf{B} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & (1 - \omega)\mathbf{B}^* & \mathbf{I}_r + \omega\mathbf{B}^*\mathbf{B} & \mathbf{O} \end{pmatrix} \equiv \mathbf{F}\mathbf{G},$$

其中 $\mathbf{P} = \omega(\omega - 1)(\mathbf{A}_{11}^{-1}\mathbf{B}^* + \mathbf{C}\mathbf{A}_{22}^*)$, $\mathbf{Q} = (1 - \omega)\mathbf{A}_{11}^{-1} - \omega^2\mathbf{A}_{11}^{-1}\mathbf{B}^*\mathbf{B} - \omega^2\mathbf{C}\mathbf{A}_{22}^*\mathbf{B} - \omega\mathbf{C}\mathbf{A}_{22}^*\mathbf{B} - \omega\mathbf{C}\mathbf{A}_{12}^*$ 。根据 Cline 理论^[10], $\text{index}(\mathbf{I} - \mathbf{H}_{\tau,\omega}) \leq 1$ 当且仅当 $\det(\mathbf{G}\mathbf{F}) \neq 0$ 。然而

$$\det(\mathbf{G}\mathbf{F}) = \det\left(\tau^4 \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & \mathbf{P} & \mathbf{Q} & \mathbf{C} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I}_{m-r} & -\mathbf{B} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & (1 - \omega)\mathbf{B}^* & \mathbf{I}_r + \omega\mathbf{B}^*\mathbf{B} & \mathbf{O} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I}_{m-r} & \omega\mathbf{B} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{I}_r \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{A}_{12}^* \end{pmatrix}\right) = \det\left(\tau^4 \begin{pmatrix} \mathbf{I}_r & \mathbf{P} & \omega\mathbf{P}\mathbf{B} + \mathbf{Q} + \mathbf{C}\mathbf{A}_{12}^* \\ \mathbf{O} & \mathbf{I}_{m-r} & (\omega - 1)\mathbf{B} \\ \mathbf{O} & (1 - \omega)\mathbf{B}^* & \mathbf{I}_r + \omega(2 - \omega)\mathbf{B}^*\mathbf{B} \end{pmatrix}\right) = \tau^{4(m+r)} \det(\mathbf{I}_r + \mathbf{B}^*\mathbf{B}) \neq 0,$$

因此 (iii) 得证。

接下来证明 (i) 和 (ii)。设 $\lambda \in \sigma(\mathbf{T}_{\tau,\omega})$, 由引理 2.2 的 (2.3) 式知 $\lambda \neq 1$, 由 $\sigma(\mathbf{H}_{\tau,\omega}) = \{1 - \tau, 1\} \cup \sigma(\mathbf{T}_{\tau,\omega})$ 知条件 (i) 和 (ii) 等价于 $\rho(\mathbf{T}_{\tau,\omega}) < 1$ 且 $0 < \tau < 2$ 。结合引理 2.1, 命题得证。

定理 2.2 若 $z(\mathbf{x}_0)$ 是迭代 (2.2) 由初值 \mathbf{x}_0 得到的一解, 则:

$$(\mathbf{I} - \mathbf{H}_{\tau,\omega})^\dagger (\mathbf{I} - \mathbf{H}_{\tau,\omega}) z(\mathbf{x}_0) = \hat{\mathbf{A}}^\dagger \mathbf{b}.$$

证明类似于文献 [6]。

根据 $\mathbf{I} - \mathbf{H}_{\tau,\omega}$ 的满秩分解 $\mathbf{I} - \mathbf{H}_{\tau,\omega} = \mathbf{F}\mathbf{G}$ 知, $(\mathbf{I} - \mathbf{H}_{\tau,\omega})^\dagger = \mathbf{G}^* (\mathbf{G}\mathbf{G}^*)^{-1} (\mathbf{F}^* \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^*$, $(\mathbf{I} - \mathbf{H}_{\tau,\omega})^\dagger (\mathbf{I} -$

$H_{\tau, \omega} = G^*(GG^*)^{-1}(F^*F)^{-1}F^*FG = G^*(GG^*)^{-1}G$, 经过计算可得到:

$$(I - H_{\tau, \omega})^\dagger(I - H_{\tau, \omega}) = \begin{pmatrix} (I + CC^*)^{-1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & (I + CC^*)^{-1}C \\ \mathbf{0} & I & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & I & \mathbf{0} \\ C^*(I + CC^*)^{-1} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & C^*(I + CC^*)^{-1}C \end{pmatrix},$$

因此, 在计算 $(I - H_{\tau, \omega})^\dagger(I - H_{\tau, \omega})$ 时只需求得 C 和 $(I + CC^*)^{-1}$ 。

为通过 PSD 迭代法求解亏秩线性方程组 $Ax = b$ 的最小二乘解, 总结出如下步骤:

(1) 根据 A 的分块写出 $H_{\tau, \omega}$, 再由迭代(2.2)求得解 $z(x_0)$;

(2) 由定理 2.2 计算 $\hat{A}^\dagger b'$;

(3) 最后由引理 1.2 求得 $A^\dagger b = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_4 \end{pmatrix}$ 。

3 数值举例

例 1 线性方程组 $\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$, 其范数最小的最小二乘解为 $\begin{pmatrix} 0.5 \\ 0.75 \\ 0.75 \end{pmatrix}$ 。

将系数矩阵 A 分块为 $A_{11} = A_{21} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, $A_{12} = A_{22} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$, 那么 $B = A_{21}A_{11}^{-1} = A_{11}$, $C = A_{11}^{-1}A_{12} = A_{12}$,

$\sigma(J_s) = \{i, -i\}$, $\underline{\mu} = 1, \bar{\mu} = 1$ 。

$$H_{\tau, \omega} = \begin{pmatrix} 1 - \tau & 0 & \omega\tau(1 - \omega) & 0 & \tau(\omega - 1) + \omega^2\tau & 0 & 0 \\ 0 & 1 - \tau & 0 & 2\omega\tau(1 - \omega) & 0 & 2\omega^2\tau + 2\omega\tau - \tau & -\tau \\ 0 & 0 & 1 - \tau + \omega\tau(\omega - 1) & 0 & \tau - \tau\omega - \omega^2\tau & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 - \tau + \omega\tau(\omega - 1) & 0 & \tau(1 - \omega) - \omega^2\tau & 0 \\ 0 & 0 & \tau(\omega - 1) & 0 & 1 - \tau - \omega\tau & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \tau(\omega - 1) & 0 & 1 - \tau - \omega\tau & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \tau(\omega - 1) & 0 & -\omega\tau - \tau & 1 \end{pmatrix},$$

$$c = \tau \begin{pmatrix} 1 - \omega^2 \\ 2 - 2\omega^2 \\ \omega^2 - 1 \\ \omega^2 - 1 \\ \omega \\ \omega \\ \omega \end{pmatrix}, (I - H_{\tau, \omega})^\dagger(I - H_{\tau, \omega}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 \end{pmatrix},$$

取 $\omega = 0.57, \tau = 0.8, x_0 = (0.000000)^\top$, 只经过 5 次迭代便可得到

$$z(x_0) = \begin{pmatrix} 0.5000 \\ 0.9999 \\ -0.5000 \\ -0.5000 \\ 0.5000 \\ 0.5000 \\ 0.5000 \end{pmatrix}, \hat{A}^\dagger b' = \begin{pmatrix} 0.5000 \\ 0.7500 \\ -0.5000 \\ -0.5000 \\ 0.5000 \\ 0.5000 \\ 0.7500 \end{pmatrix}, A^\dagger b = \begin{pmatrix} 0.5000 \\ 0.7500 \\ 0.7500 \end{pmatrix}.$$

例 2 线性方程组 $\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$, 其范数最小的最小二乘解为 $\begin{pmatrix} 1 \\ 0.25 \\ 0.25 \end{pmatrix}$ 。

将 A 分块为 $A_{11} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$, $A_{12} = A_{21}^* = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$, $A_{22} = 1$, $\sigma(J_s) = \{0, i, -i\}$, $\underline{\mu} = 0$, $\bar{\mu} = 1$,

$$H_{\tau, \omega} = \begin{pmatrix} 1-\tau & 0 & 0 & \tau(\omega-1) & 0 & 0 \\ 0 & 1-\tau & 2\omega\tau(1-\omega) & 0 & 2\omega^2\tau+2\omega\tau-\tau & -\tau \\ 0 & 0 & 1-\tau+\omega\tau(\omega-1) & 0 & \tau-\tau\omega-\omega^2\tau & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1-\tau & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \tau(\omega-1) & 0 & 1-\tau-\omega\tau & 0 \\ 0 & 0 & \tau(\omega-1) & 0 & -\omega\tau-\tau & 1 \end{pmatrix},$$

$$c = \tau \begin{pmatrix} 1 \\ 2\omega^2 \\ 1-\omega^2 \\ 0 \\ -\omega \\ -\omega \end{pmatrix}, \quad (I - H_{\tau, \omega})^\dagger (I - H_{\tau, \omega}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0.5 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0.5 \end{pmatrix},$$

取 $\omega = 0.5, \tau = 0.8, x_0 = (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1)^T$, 经过 8 次迭代, 可得

$$z(x_0) = \begin{pmatrix} 1.000 \ 0 \\ 1.000 \ 0 \\ 0.500 \ 0 \\ 0.000 \ 0 \\ -0.500 \ 1 \\ -0.500 \ 1 \end{pmatrix}, \hat{A}^\dagger b' = \begin{pmatrix} 1.000 \ 0 \\ 0.250 \ 0 \\ 0.500 \ 0 \\ 0.000 \ 0 \\ -0.500 \ 1 \\ 0.250 \ 0 \end{pmatrix}, A^\dagger b = \begin{pmatrix} 1.000 \ 0 \\ 0.250 \ 0 \\ 0.250 \ 0 \end{pmatrix}.$$

参考文献:

[1] BERMAN A, PLEMMONS R J. Cones and iterative methods for best least squares solutions of linear systems[J]. SIAM J Numer Anal, 1974, 11:145-154.
 [2] MILLER V A, NEUMANN M. Successive overrelaxation methods for solving the rank deficient linear squares problem[J]. Linear Algebra Appl, 1987, 88-89:533-557.
 [3] TIAN Hongjiong. Accelerated overrelaxation methods for deficient linear systems[J]. Appl Math Computat, 2003, 140:485-499.
 [4] ZHENG Bing, WANG Ke. On accelerate overrelaxation methods for rank deficient linear systems[J]. Appl Math Computat, 2006, 173: 951-959.
 [5] ZHENG Bing, WANG Ke. Symmetric successive overrelaxation methods for solving the rank deficient linear least squares problem[J]. Appl Math Computat, 2005, 169:1305-1323.
 [6] DARVISHI M T, KHOSRO-AGHDAM R. Symmetric successive overrelaxation methods for rank deficient linear systems[J]. Appl Math Computat, 2006, 173:404-420.
 [7] NEUMANN M. Subproper splitting for rectangular matrices[J]. Linear Algebra Appl, 1976, 14:41-51.
 [8] 林喜梅, 畅大为, 陈军刚. 预条件同时置换(PSD)迭代法的收敛性分析[J]. 高等学校计算数学学报, 2008, 30(2):117-132.
 [9] 胡家赣. 线性代数方程组的迭代解法[M]. 北京: 科学出版社, 1999:40-43.
 [10] CLINE R E. Inverses of rank invariant powers of a matrix[J]. SIAM J Numer Anal, 1968, 5:182-197.

(编辑: 陈丽萍)