

文章编号: 0438-0479(2004)S 349-04

# ( $I + S_{\max}$ ) 预条件 Gauss-Seidel 迭代法 进一探索

庄伟芬, 卢琳璋

(厦门大学数学科学学院, 福建 厦门 361005)

**摘要:** Kotakemori 研究了不可约对角占优  $Z$ -阵的  $(I + S_{\max})$  预条件 Gauss-Seidel 迭代法, 并证明在一定条件下, 进行  $(I + S_{\max})$  预处理比  $(I + S)$  预处理收敛效果更好. 本文将其收敛性定理推广到具有广泛应用背景的  $H$ -阵, 并将这两类预条件 Gauss-Seidel 迭代法相结合对不可约非奇  $M$ -阵进行两次适当的预处理, 数值例子表明这样可以大大加快 Gauss-Seidel 迭代法的收敛速度.

**关键词:** 预条件 Gauss-Seidel 迭代法; 收敛速度;  $H$ -矩阵

中图分类号: O 151

文献标识码: A

1991 年, Gunawardena<sup>[1]</sup> 提出带预条件子

$P_s = I + S$ , 其中

$$S = \begin{pmatrix} 0 & -a_{12} & & \\ 0 & -a_{23} & & \\ & \ddots & \ddots & \\ & 0 & -a_{n-1,n} & \\ & & & 0 \end{pmatrix} \quad (1)$$

的 Modified Gauss-Seidel 迭代法(简称 MGS 迭代法)

2002 年, Hisashiki Kotakemori 等<sup>[2]</sup> 提出带预条件子

$P_m = I + S_{\max}$ ,

$$S_{\max} = (s_{ij}^m) = \begin{cases} -a_{i,k_i}, & j = k_i, j > i \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

的 Gauss-Seidel 迭代法, 其中,  $k_i = \min_j \in \{j \mid \max_i |a_{ij}|, i < n\}$ . 其主要结论有:

(1) (Lemma 3.2<sup>[2]</sup>) 设  $A$  为不可约对角占优  $Z$ -矩阵, 则  $A_m = M_m - N_m$  是 Gauss-Seidel 收敛分裂, 其中  $A_m = P_mA$ .

(2) (Theorem 3.6<sup>[2]</sup>) 设  $A$  为不可约对角占优

$Z$ -矩阵, 则  $A_m = M_m - N_m$  和  $A_s = M_s - N_s$  是 Gauss-Seidel 收敛分裂, 其中  $A_m = P_mA$ ,  $A_s = P_sA$ . 如果  $a_{i,i+1} a_{i+1,j} \leq a_{i,k_i} a_{k_i,j}$  ( $i = 1, \dots, n-1; j = 1, \dots, i$ ), 且存在一个正向量  $x$ , 使得  $0 \leq Ax \leq A_mx$ , 则  $\rho(M_m^{-1}N_m) \leq \rho(M_s^{-1}N_s) \leq \rho(M^{-1}N) < 1$ .

本文首先将上述收敛性定理推广到具有广泛应用背景的  $H$ -阵, 然后将这两类预条件 Gauss-Seidel 迭代法相结合对不可约非奇  $M$ -阵进行两次适当的预处理, 最后用数值例子说明进行两次预处理的效果是十分显著的.

## 1 $H$ -阵的 Gauss-Seidel 型 $(I + S_{\max})$ 预条件迭代法收敛性定理

引理 1.1 设  $A$  是  $H$ -阵,  $A$  和  $A$  的比较矩阵  $\langle A \rangle$  的 Gauss-Seidel 迭代矩阵分别记为  $T_G$  和  $\langle T \rangle_G$ , 其中  $T_G = (I - L)^{-1}U$ ,  $\langle T \rangle_G = (I + L)^{-1} + U$ . 则  $\rho(T_G) \leq \rho(\langle T \rangle_G) < 1$ .

证明 从文献[3] 知道, 如果  $M$  是  $H$ -阵, 则  $|M^{-1}| \leq \langle M \rangle^{-1}$ .

由于  $(I - L)$  是  $M$ -阵, 因此,  $|(I - L)^{-1}U| \leq |(I - L)^{-1}| |U| \leq (I + L)^{-1} |U|$ . 从而有  $\rho((I - L)^{-1}U) \leq \rho(|(I - L)^{-1}|U) \leq \rho((I + L)^{-1}|U|)$ ,

即  $\rho(T_G) \leq \rho(\langle T \rangle_G)$ .

又由于  $A$  是  $H$ -阵, 则  $\langle A \rangle$  是  $M$ -阵, 由文献[4]

收稿日期: 2004-01-05

基金项目: 国家自然科学基金(10271099)资助

作者简介: 庄伟芬(1972-), 女, 硕士研究生.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

可知,  $M$ - 阵的 Gauss-Seidel 迭代收敛, 故  $\rho((I - L)^{-1} + U) < 1$ , 即  $\rho(T_G) \leq \rho(T)_G < 1$ .

引理 1.2<sup>[4]</sup> 设  $A^{-1} \geq 0$ ,  $A = M_1 - N_1 = M_2 - N_2$  分别是  $A$  的两个弱正则分裂, 如果  $M_1^{-1} \leq M_2^{-1}$ , 则  $\rho(M_1^{-1}N_1) \geq \rho(M_2^{-1}N_2)$ .

定理 1.1 设  $A$  是  $H$ -阵, 则  $A_m = (I + S_{\max})A$  也是  $H$ -阵, 且  $\rho(T_m) < 1$ , 其中  $T_m$  是  $A_m$  的 Gauss-Seidel 迭代矩阵.

证明 设

$$A_m = (\tilde{a}_{ij}) = \begin{cases} a_{ij} - a_{i,k_i}a_{k_i,j}, & i = 1, 2, \dots, n-1 \\ a_{ij}, & i = n \end{cases} \quad (3)$$

令  $x = \langle A \rangle^{-1}e$ , 显然  $x \gg 0$ . 这是因为  $A$  是  $H$ -阵, 则  $\langle A \rangle$  是  $M$ -阵, 从而  $A^{-1} \geq 0$ .

对  $1 \leq i \leq n-1$ ,

$$\begin{aligned} (\langle A_m \rangle x)_i &= |\tilde{a}_{i,i}|x_i - \sum_{j \neq i}|\tilde{a}_{ij}|x_j = \\ &= |1 - a_{i,k_i}a_{k_i,i}|x_i - \sum_{j \neq i} |a_{ij}|x_j - \\ &\quad a_{i,k_i}a_{k_i,j}|x_j \geq x_i - |a_{i,k_i}a_{k_i,i}|x_i - \\ &\quad \sum_{j \neq i, k_i} |a_{ij}| - |a_{i,k_i}a_{k_i,j}|x_j \geq \\ &\quad x_i - |a_{i,k_i}a_{k_i,i}|x_i - \sum_{j \neq i, k_i} |a_{ij}|x_j - \\ &\quad \sum_{j \neq i, k_i} |a_{i,k_i}a_{k_i,j}|x_j = (\langle A \rangle x)_i + \\ &\quad \sum_{j \neq i} |a_{ij}|x_j - \sum_{j \neq i, k_i} |a_{ij}|x_j - \\ &\quad |a_{i,k_i}a_{k_i,i}|x_i - \sum_{j \neq i, k_i} |a_{i,k_i}a_{k_i,j}|x_j = \\ &\quad 1 + |a_{i,k_i}|x_i - \sum_{j \neq k_i} |a_{i,k_i}a_{k_i,j}|x_j = \\ &\quad 1 + |a_{i,k_i}|x_i - |a_{i,k_i}|(x_{k_i} - \\ &\quad (\langle A \rangle x)_{k_i}) = 1 + |a_{i,k_i}| > 0 \end{aligned}$$

对  $i = n$ ,  $(\langle A_m \rangle x)_n = |a_{nn}|x_n - \sum_{j \neq n} |a_{nj}|x_j = (\langle A \rangle x)_n = (e)_n = 1 \geq 0$ . 所以,  $\langle A_m \rangle$  是  $M$ -阵, 从而,  $A_m$  是  $H$ -阵. 由引理 1.1 可得  $\rho(T_m) < 1$ .

定理 1.2 设  $A$  是  $H$ -阵, 则 Gauss-Seidel 分裂  $A_m = M_m - N_m$  收敛, 且  $\rho(T_m) \leq \rho(T) < 1$ , 其中  $T$  和  $T_m$  分别是  $A$  和  $A_m$  的 Gauss-Seidel 迭代矩阵.

证明 我们只需证明当  $A$  是  $M$ -阵的情形, 再由引理 1.1 便可知当  $A$  是  $H$ -阵时上述结论成立.

首先, 若  $A$  是  $M$ -阵, 则  $A_m$  也是  $M$ -阵. 因为  $A$  是  $Z$ -阵, 由式子(3)易知  $A_m$  也是  $Z$ -阵. 又  $A$  是  $M$ -阵, 则存在一个正向量  $x$ , 使得  $A_x \gg 0$ . 而  $A_m x =$

$(I + S_{\max})A x \gg 0$ , 所以  $A_m$  也是  $M$ -阵. 又

$$A_m = (I + S_{\max})A = (I - L - D_m - L_m) - (U - S_{\max} + S_{\max}U + U_m) \equiv E_m - F_m,$$

其中  $S_{\max}L = D_m + L_m + U_m$ ,  $D_m$ ,  $L_m$ ,  $U_m$  分别是  $S_{\max}L$  的对角、严格下三角和严格上三角部分. 易知  $E_m$  是对角元为正的下三角  $Z$ -阵, 故也是  $M$ -阵.

记  $A = (I + S_{\max})^{-1}E_m - (I + S_{\max})^{-1}F_m \equiv M_m - N_m$ ,  $A = (I - L) - U \equiv M - N$ . 显然  $F_m \geq 0$ , 又有  $E_m^{-1} \geq 0$ , 所以  $E_m^{-1}F_m \geq 0$ .

因为  $M_m^{-1} = E_m^{-1}(I + S_{\max}) \geq 0$ ,  $M_m^{-1}N_m = E_m^{-1}F_m \geq 0$ , 故  $A_m = M_m - N_m$  是弱正则分裂.  $M$ -阵的 Gauss-Seidel 分裂是弱正则分裂, 且收敛, 所以  $A = M - N$  也是弱正则分裂.

而  $M_m^{-1} = E_m^{-1}(I + S_{\max}) \geq E_m^{-1} = (I - L - D_m - L_m)^{-1} \geq (I - L)^{-1} = M^{-1}$ ,  $N = U \geq 0$ , 由引理 1.2 知  $\rho(M_m^{-1}N_m) \leq \rho(M^{-1}N)$ , 所以  $\rho(T_m) \leq \rho(T) < 1$ .

## 2 预条件子 $(I + S_{\max})$ 和 $(I + S)$ 相结合的 Gauss-Seidel 型二次预处理

考虑线性方程组

$$Ax = b \quad (4)$$

其中  $A \in R^{n \times n}$ ,  $b \in R^n$ . 不失一般性, 假设  $A$  是具有单位元的不可约非奇  $M$ -阵, 令  $A = I - L - U$ ,  $L$ ,  $U$  分别是  $A$  的严格下三角和严格上三角部分, 此时,  $A_m$  和  $A_s$  仍具有不可约非奇  $M$ -阵的性质.

1997 年, Kohno 等<sup>[5]</sup> 将  $P_s$  参数化, 考虑预条件子

$$P_a = I + S_a, \text{ 其中}$$

$$S_a = \begin{pmatrix} 0 & -\alpha_1 a_{12} & & & \\ & 0 & -\alpha_2 a_{23} & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & 0 & -\alpha_{n-1} a_{n-1,n} \\ & & & & 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

其中  $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{n-1})$ ,  $\alpha_i \in (0, c], i = 1, 2, \dots, n-1$ ,  $c > 1$ , 文献[6] 称这个方法为  $\alpha$ -MGS 法, 并据此提出了用  $P_a$  和  $P_b$  进行二次预处理的  $\alpha\beta$ -MGS 方法, 其中  $0 < \alpha, \beta < e \equiv (1, 1, \dots, 1, 1)^T$ , 使得收敛速度得到改善. 最近, 文献[7] 证明了不可约非奇  $M$ -阵  $\alpha$ -MGS 法的收敛速度是参数  $\alpha$  的单调函数. 当  $\alpha = e$ , 即  $P_s = I + S$  时, 收敛速度最快. 然

而, 对矩阵  $A$  进行  $P_s$  预处理, 由于  $P_s A$  的第一条上对角线元素都为 0, 致使无法用  $P_s$  再进行第二次预处理. 但若对  $A$  进行  $P_m = I + S_{\max}$  预处理后, 则  $P_m A$  的上三角部分每行模最大的元素化为 0, 接下来仍可用  $P_m$  或  $P_s$  对  $P_m A$  再进行第二次预处理.

对方程组(4) 进行第一次  $P_i$  预处理, 其中  $i = m$  或  $s$ , 即

$$P_i A x = P_i b \quad (6)$$

令  $A_i = P_i A$ , 而  $A$  和  $A_i$  的 Gauss-Seidel 迭代矩阵分别记为  $T$  和  $T_i$ . 我们知道, 非奇  $M$ -阵的 Gauss-Seidel 型  $(I + S_{\max})$  和  $(I + S)$  预条件迭代法的收敛速度均不慢于相应的古典 Gauss-Seidel 迭代法, 即  $\rho(T_i) \leq \rho(T) < 1$ .

再将  $A_i$  的对角元单位化, 得到方程组

$$\tilde{A}_i x = D_i^{-1} P_i b \quad (7)$$

其中  $\tilde{A}_i = D_i^{-1} A_i$ ,  $D_i = \text{diag}(A_i)$ .  $\tilde{A}_i$  的 Gauss-Seidel 迭代矩阵记为  $\tilde{T}_i$ , 显然  $\rho(\tilde{T}_i) = \rho(T_i)$ .

现对方程组(7) 进行第二次  $P_j$  预处理, 其中  $j = m$  或  $s$ , 即

$$P_j \tilde{A}_i x = P_j D_i^{-1} P_i b \quad (8)$$

其 Gauss-Seidel 迭代矩阵记为  $\tilde{T}_{ij}$ , 同理可知  $\rho(\tilde{T}_{ij}) \leq \rho(\tilde{T}_i)$ . 最后有

$$\rho(\tilde{T}_{ij}) \leq \rho(\tilde{T}_i) = \rho(T_i) \leq \rho(T) < 1. \quad (9)$$

通过以上分析, 并以 Hisashiki Kotakemori 的主要结论(2)(Kotakemori Theorem 3.6<sup>[2]</sup>) 做为选择预条件子的判断条件, 该定理实质上是对不可约非奇  $M$ -阵成立. 我们提出下面的预条件子  $(I + S_{\max})$  和  $(I + S)$  相结合的 Gauss-Seidel 二次预处理的算法 (TP), 并给出 3 个代表性的数值算例, 其中:  $T$  代表古典 Gauss-Seidel 迭代矩阵, 下标  $m$  和  $s$  分别代表 Gauss-Seidel 型  $(I + S_{\max})$  和  $(I + S)$  预处理; 下标  $mm$  代表连续两次施行  $(I + S_{\max})$  预处理; 下标  $ms$  代表第一次施行  $(I + S_{\max})$  预处理第二次施行  $(I + S)$  预处理,  $sm$  则相反.

### Algorithm 2.1 (TP)

input: 不可约非奇  $M$ -阵  $A$

output: 经两次预处理后的矩阵  $A$

```
t = 1 % 预处理次数
f = 0 % 控制(I + S) 预处理
g = 1 % 控制(I + S_max) 预处理
while t ≤ 2
    if f = 1 % 若第一次施行(I + S) 预处理后
```

```

        A = P_m A; P_m = I + S_max; break
        % 则第二次无需判断, 直接
    end
    % 施行(I + S_max) 预处理并结束
    for i = 1: n - 1
        % 选择预条件子的
        for j = 1: i
            % 判断条件
            if a_{i,i+1} a_{i+1,j} > a_{i,k_i} a_{k_i,j}
                % 只要有一对 i, j 使该式成立
                g = 0; break; end
            end
        end
    end
    if g = 1
        % 即对所有 i = 1: n - 1, j = 1: i
        % 都有 a_{i,i+1} a_{i+1,j} ≤ a_{i,k_i} a_{k_i,j}
        A = P_m A; P_m = I + S_max
        % 则施行(I + S_max) 预处理
    else
        A = P_A; P_s = I + S; f = 1
        % 否则施行(I + S) 预处理
    end
    if t = 1
        A = D^{-1} A; D = diag(a_{ii})
        % 第一次预处理后
        % 将 A 对角元单位化
    end
    t = t + 1
    % 迭代次数增加 1 次
end
```

例

$$A_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -0.2 & -0.6 \\ -0.1 & 1 & -0.1 & -0.5 \\ -0.3 & -0.1 & 1 & -0.1 \\ -0.4 & -0.3 & -0.1 & 1 \\ 1 & -0.2 & -0.1 & -0.4 & -0.2 \\ -0.2 & 1 & -0.3 & -0.1 & -0.6 \\ -0.3 & -0.2 & 1 & -0.1 & -0.6 \\ -0.1 & -0.1 & -0.1 & 1 & -0.01 \\ -0.2 & -0.3 & -0.4 & -0.3 & 1 \end{pmatrix},$$

$$A_2 = \begin{pmatrix} 1 & -0.0058 & -0.1935 & -0.2547 & -0.0389 \\ -0.2842 & 1 & -0.1675 & -0.2178 & -0.2158 \\ -0.2476 & -0.2697 & 1 & -0.1872 & -0.0895 \\ -0.1388 & -0.0117 & -0.2512 & 1 & -0.1324 \\ -0.2581 & -0.0816 & -0.1394 & -0.0489 & 1 \end{pmatrix},$$

$$A_3 = \begin{pmatrix} 1 & -0.0058 & -0.1935 & -0.2547 & -0.0389 \\ -0.2842 & 1 & -0.1675 & -0.2178 & -0.2158 \\ -0.2476 & -0.2697 & 1 & -0.1872 & -0.0895 \\ -0.1388 & -0.0117 & -0.2512 & 1 & -0.1324 \\ -0.2581 & -0.0816 & -0.1394 & -0.0489 & 1 \end{pmatrix},$$

表 1 收敛速度

Tab. 1 The convergerne rate

Matrix	$\rho(T)$	$\rho(T_m)$	$\rho(T_s)$	$\rho(T_{mm})$	$\rho(T_{ms})$	$\rho(T_{sm})$
$A_1$	0.5317	0.2897	0.5085	0.1352		
$A_2$	0.9611	0.9358	0.9505		0.8711	
$A_3$	0.3850	0.2954	0.2860			0.2139

以上的理论证明和数值例子均表明, 对不可约

非奇  $M$ -阵施行( $I + S_{\max}$ )与( $I + S$ )相结合的两次预处理,可大大加快Gauss-Seidel型(预条件)迭代法的收敛速度.

### 参考文献:

- [1] Gunawardena A D, Jain S K, Larry Snyder. Modified iterative methods for consistent linear systems[J]. Linear Algebra. Appl., 1991, (154–156): 123–143.
- [2] Kotakemori H, et al. A comparison theorem for the iterative method with the preconditioner ( $I + S_{\max}$ )[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2002, (145): 373–378.
- [3] Kolotilina L Y. Two sided bounds for the inverse of an  $H$ -matrix[J]. Linear Algebra. Appl., 1995, (225): 117–123.
- [4] Berman A. Nonnegative Matrices in the Mathematical Sciences[M]. USA: Academic Press, 1979.
- [5] Kohno T, Kotakemore H, et al. Improving the Modified Gauss Seidel method for  $Z$  matrices[J]. Linear Algebra. Appl., 1997, (267): 113–123.
- [6] Weiwei Sun, Wen Li. Modified Gauss Seidel type methods and Jacobi type methods for  $Z$  matrices[J]. Linear Algebra. Appl., 2000, (317): 227–240.
- [7] Zhuang Weifeng, Lu Lirzhang. On the monotonicity of convergence rate of modified Gauss Seidel method[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics. submitted

## Further Study on ( $I + S_{\max}$ ) Preconditioning Gauss-Seidel Iterative Method

ZHUANG Weifeng, LU Lirzhang

(School of Mathematical Science, Xiamen Univ., Xiamen 361005, China)

**Abstract:** Hisashiki Kotakemori had proposed a preconditioner ( $I + S_{\max}$ ) for irreducibly diagonally dominant  $Z$ -matrix, which achieves better convergence rate than the classical Gauss Seidel method and even better than Modified Gauss Seidel method with preconditioner ( $I + S$ ) under certain circumstances. We extend his convergence theorem to the case of  $H$ -matrix, and apply the preconditioner ( $I + S_{\max}$ ) to twice preconditioning for irreducible non singular  $M$ -matrix, combining with another preconditioner ( $I + S$ ). Numerical examples had been given to confirm that the convergence rate had been improved on considerably.

**Key words:** preconditioning Gauss Seidel iterative method; convergence rate;  $H$ -matrix