

## 6.3 超松弛迭代法

朱升峰

华东师范大学 数学科学学院

2022 年 12 月

# 逐次超松弛迭代法

选取分裂矩阵  $M$  为带参数的下三角矩阵

$$M = \frac{1}{\omega}(\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})$$

其中  $\omega > 0$  为可选择的参数因子. 构造迭代矩阵为

$$\mathbf{L}_\omega \equiv \mathbf{I} - \omega(\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})^{-1} \mathbf{A} = (\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})^{-1}((1 - \omega)\mathbf{D} + \omega \mathbf{U})$$

从而得到解  $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$  的逐次超松弛迭代法(successive over relaxation method, 简称 SOR)

解  $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$  的 SOR 方法为

$$\begin{cases} x^{(0)}, & \text{初始向量,} \\ x^{(k+1)} = \mathbf{L}_\omega x^{(k)} + \mathbf{f}, & k = 0, 1 \dots \end{cases} \quad (1)$$

其中  $\mathbf{L}_\omega = (\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})^{-1}((1 - \omega)\mathbf{D} + \omega \mathbf{U})$ ,  $\mathbf{f} = (\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})^{-1}\mathbf{b}$ .

下面给出解  $Ax = b$  的 SOR 迭代法的分量计算公式. 记

$$\mathbf{x}^{(k)} = \left( x_1^{(k)}, \dots, x_i^{(k)}, \dots, x_n^{(k)} \right)^T$$

由(1)可得

$$(\mathbf{D} - \omega \mathbf{L})\mathbf{x}^{(k+1)} = ((1 - \omega)\mathbf{D} + \omega \mathbf{U})\mathbf{x}^{(k)} + \omega \mathbf{b}$$

或

$$\mathbf{D}\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{D}\mathbf{x}^{(k)} + \omega \left( \mathbf{b} + \mathbf{L}\mathbf{x}^{(k+1)} + \mathbf{U}\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{D}\mathbf{x}^{(k)} \right)$$

由此得到解  $Ax = b$  的 SOR 方法的计算公式

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{(0)} = \left( x_1^{(0)}, \dots, x_n^{(0)} \right)^T, \\ x_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + \omega \left( b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij}x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i}^n a_{ij}x_j^{(k)} \right) / a_{ii}, \\ i = 1, 2, \dots, n, k = 0, 1, \\ \omega \text{ 为松弛因子}, \end{cases}$$

或

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{x}^{(0)} = \left( x_1^{(0)}, \dots, x_n^{(0)} \right)^T, \\ x_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + \Delta x_i, \\ \Delta x_i = \omega \left( b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) / a_{ii}, \\ i = 1, 2, \dots, n, k = 0, 1, \dots, \\ \omega \text{ 为松弛因子.} \end{array} \right.$$

## 注

- (1) 显然, 当  $\omega = 1$  时, SOR 方法即为高斯-赛德尔迭代法.
- (2) SOR 方法每迭代一次主要运算量是计算一次矩阵与向量的乘法.
- (3) 当  $\omega > 1$  时, 称为超松弛法; 当  $\omega < 1$  称为低松弛法.
- (4) 在计算机实现时可用

$$\max_{1 \leq i \leq n} |\Delta x_i| = \max_{1 \leq i \leq n} |x_i^{(k+1)} - x_i^{(k)}| < \epsilon$$

控制迭代终止, 或用  $\|r^{(k)}\|_\infty = \|b - Ax^{(k)}\|_\infty < \epsilon$

SOR 迭代法是高斯-赛德尔迭代法的一种修正，可由下述思想得到：

设已知  $x^{(k)}$  及计算  $x^{(k+1)}$  的分量  $x_j^{(k+1)} (j = 1, 2, \dots, i-1)$

(1) 首先用高斯-赛德尔迭代法定义辅助量  $\tilde{x}_i^{(k+1)}$ ,

$$\tilde{x}_i^{(k+1)} = \left( b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij}x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij}x_j^{(k)} \right) / a_{ii} \quad (2)$$

(2) 再由  $x_i^{(k)}$  与  $\tilde{x}_i^{(k+1)}$  加权平均定义  $x_i^{(k+1)}$ , 即

$$x_i^{(k+1)} = (1 - \omega)x_i^{(k)} + \omega\tilde{x}_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + \omega(\tilde{x}_i^{(k+1)} - x_i^{(k)}) \quad (3)$$

将(2)代入(3)得到解  $Ax = b$  的 SOR 的迭代(1)式.

# 例

例 用 SOR 方法解线性方程组

$$\begin{pmatrix} -4 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -4 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -4 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & -4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

它的精确解为  $x^* = (-1, -1, -1, -1)^T$ .

解 取  $x^{(0)} = 0$ , 迭代公式为

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = x_1^{(k)} - \omega \left( 1 + 4x_1^{(k)} - x_2^{(k)} - x_3^{(k)} - x_4^{(k)} \right) / 4 \\ x_2^{(k+1)} = x_2^{(k)} - \omega \left( 1 - x_1^{(k+1)} + 4x_2^{(k)} - x_3^{(k)} - x_4^{(k)} \right) / 4 \\ x_3^{(k+1)} = x_3^{(k)} - \omega \left( 1 - x_1^{(k+1)} - x_2^{(k+1)} + 4x_3^{(k)} - x_4^{(k)} \right) / 4 \\ x_4^{(k+1)} = x_4^{(k)} - \omega \left( 1 - x_1^{(k+1)} - x_2^{(k+1)} - x_3^{(k+1)} + 4x_4^{(k)} \right) / 4. \end{cases}$$

取  $\omega = 1.3$ , 第 11 次迭代结果为

$$\boldsymbol{x}^{(11)} = (-0.99999646, -1.00000310, -0.99999953, -0.99999912)^T,$$

$$\|\boldsymbol{\varepsilon}^{(11)}\|_2 \leq 0.46 \times 10^{-5}.$$

对  $\omega$  取其他值, 迭代次数如下表. 从此例看到, 松弛因子选择得好, 会使 SOR 迭代法的收敛大大加速. 本例中  $\omega = 1.3$  是最佳松弛因子.

松弛因子 $\omega$	满足误差 $\ \boldsymbol{x}^{(k)} - \boldsymbol{x}^*\ _2 < 10^{-5}$ 的迭代次数	松弛因子 $\omega$	满足误差 $\ \boldsymbol{x}^{(k)} - \boldsymbol{x}^*\ _2 < 10^{-5}$ 的迭代次数
1.0	22	1.5	17
1.1	17	1.6	23
1.2	12	1.7	33
1.3	11	1.8	53
1.4	14	1.9	109

# SOR 迭代法的收敛性

根据一阶定常迭代法收敛的充分必要条件可知, SOR 迭代法收敛的充要条件是  $\rho(L_\omega) < 1$ , 而  $\rho(L_\omega)$  与松弛因子  $\omega$  有关, 下面先研究  $\omega$  在什么范围内, SOR 迭代法才可能收敛.

## 定理 1 (SOR 迭代法收敛的必要条件)

设解线性方程组  $Ax = b$  的 SOR 迭代法收敛, 则  $0 < \omega < 2$ .

## 定理 2

设  $Ax = b$ , 如果

(1)  $A$  为对称正定矩阵,  $A = D - L - U$

(2)  $0 < \omega < 2$

则解  $Ax = b$  的 SOR 迭代法收敛.

## 定理 3

设  $Ax = b$ , 如果

- (1)  $A$  为严格对角占优矩阵 (或  $A$  弱对角占优不可约矩阵)
- (2)  $0 < \omega \leq 1$

则解  $Ax = b$  的  $SOR$  迭代法收敛.

# 块迭代法

块迭代法用于大型稀疏线性方程组求解

设  $Ax = b$ , 其中  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  为大型稀疏矩阵且将  $A$  分块为三部分

$A = D - L - U$ , 其中

$$A = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} & \cdots & A_{1q} \\ A_{21} & A_{22} & \cdots & A_{2q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ A_{q1} & A_{q2} & \cdots & A_{qq} \end{pmatrix}, \quad D = \begin{pmatrix} A_{11} & & & \\ & A_{22} & & \\ & & \ddots & \\ & & & A_{qq} \end{pmatrix},$$
$$L = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & & & \\ -A_{21} & \mathbf{0} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ -A_{q1} & -A_{q2} & \cdots & \mathbf{0} \end{pmatrix}, \quad U = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & -A_{12} & \cdots & -A_{1q} \\ \mathbf{0} & \cdots & -A_{2q} & \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ & & & \mathbf{0} \end{pmatrix}$$

且  $A_{ii}$  ( $i = 1, 2, \dots, q$ ) 为  $n_i \times n_i$  非奇异矩阵,  $\sum_{i=1}^q n_i = n$ . 对  $x$  及  $b$  同样分块

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_q \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_q \end{pmatrix}$$

其中,  $x_i \in \mathbb{R}^{n_i}$ ,  $b_i \in \mathbb{R}^{n_i}$ .

选取分裂阵  $M$  为  $A$  的对角块部分, 即选

$$\begin{cases} M = D \text{ (块对角矩阵),} \\ A = M - N. \end{cases}$$

于是得到块雅可比迭代法

$$x^{(k+1)} = Bx^{(k)} + f$$

其中迭代矩阵

$$\boldsymbol{B} = \boldsymbol{I} - \boldsymbol{D}^{-1} \boldsymbol{A} = \boldsymbol{D}^{-1} (\boldsymbol{L} + \boldsymbol{U}) \equiv \boldsymbol{J}, \quad \boldsymbol{f} = \boldsymbol{D}^{-1} \boldsymbol{b}$$

或

$$\boldsymbol{D}\boldsymbol{x}^{(k+1)} = (\boldsymbol{L} + \boldsymbol{U})\boldsymbol{x}^{(k)} + \boldsymbol{b}.$$

由分块矩阵乘法, 得到块雅可比迭代法的具体形式

$$\boldsymbol{A}_{ii}\boldsymbol{x}_i^{(k+1)} = \boldsymbol{b}_i - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^q \boldsymbol{A}_{ij}\boldsymbol{x}_j^{(k)}, \quad i = 1, 2, \dots, q,$$

其中

$$\boldsymbol{x}^{(k)} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{x}_1^{(k)} \\ \boldsymbol{x}_2^{(k)} \\ \vdots \\ \boldsymbol{x}_q^{(k)} \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{x}_i^{(k)} \in \mathbb{R}^{n_i}.$$

这说明, 块雅可比迭代法, 每迭代一步, 从  $\mathbf{x}^{(k)} \rightarrow \mathbf{x}^{(k+1)}$ , 需要求解  $q$  个低阶线性方程组

$$\mathbf{A}_{ii}\mathbf{x}_i^{(k+1)} = \mathbf{g}_i, \quad i = 1, 2, \dots, q,$$

选取分裂矩阵  $M$  为带松弛因子的  $A$  块下三角部分, 即

$$\begin{cases} M = \frac{1}{\omega}(\mathbf{D} - \omega\mathbf{L}) \\ A = M - N \end{cases}$$

得到块 SOR 迭代法 (BSOR 法)

其中迭代矩阵

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{L}_\omega \mathbf{x}^{(k)} + \mathbf{f},$$

$$\mathbf{L}_\omega = \mathbf{I} - \omega(\mathbf{D} - \omega\mathbf{L})^{-1}\mathbf{A} = (\mathbf{D} - \omega\mathbf{L})^{-1}((1 - \omega)\mathbf{D} + \omega\mathbf{U}),$$

$$\mathbf{f} = \omega(\mathbf{D} - \omega\mathbf{L})^{-1}\mathbf{b}.$$

由分块矩阵乘法得到块 SOR 迭代法的具体形式:

$$\mathbf{A}_{ii}\mathbf{x}_i^{(k+1)} = \mathbf{A}_{ii}\mathbf{x}_i^{(k)} + \omega \left( \mathbf{b}_i - \sum_{j=1}^{i-1} \mathbf{A}_{ij}\mathbf{x}_j^{(k+1)} - \sum_{j=i}^q \mathbf{A}_{ij}\mathbf{x}_j^{(k)} \right),$$

$$i = 1, 2, \dots, q, k = 0, 1, \dots,$$

其中,  $\omega$  为松弛因子.

于是, 当  $\mathbf{x}^{(k)}$  及  $\mathbf{x}_j^{(k+1)} (j = 1, 2, \dots, i-1)$  已计算时, 解低阶线性方程组可计算小块  $\mathbf{x}_i^{(k+1)}$ . 从  $\mathbf{x}^{(k)} \rightarrow \mathbf{x}^{(k+1)}$  共需要解  $q$  个低阶线性方程组, 当  $\mathbf{A}_{ii}$  为三对角矩阵或带状矩阵时, 可用直接法求解.

## 定理 4

设  $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ , 其中  $\mathbf{A} = \mathbf{D} - \mathbf{L} - \mathbf{U}$  (分块形式).

(1) 如果  $\mathbf{A}$  为对称正定矩阵,

(2)  $0 < \omega < 2$ .

则解  $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$  的 BSOR 迭代法收敛.

记  $D = \text{diag}(D_1, D_2, \dots, D_q)$ , 块雅可比矩阵  $J = I - D^{-1}A$ . 设块 SOR(BSOR) 方法的迭代矩阵为  $L_\omega$ , 则有以下结论.

## 定理 5

设  $A$  为非奇异的块三对角矩阵, 且  $D$  非奇异.  $J = I - D^{-1}A$ , 则当  $\rho(J) < 1$  时, 对  $0 < \omega < 2$  有  $\rho(L_\omega) < 1$  及最优松弛因子

$$\begin{aligned}\omega_{opt} &= \frac{2}{1 + \sqrt{1 - [\rho(J)]^2}}, \quad \rho(L_{opt}) = \omega_{opt} - 1, \\ \rho(L_\omega) &= \begin{cases} \frac{1}{4} \left[ \omega\mu + \sqrt{\omega^2\mu^2 - 4(\omega - 1)} \right]^2, & 0 < \omega < \omega_{opt}, \\ \omega - 1, & \omega_{opt} \leq \omega < 2, \end{cases}\end{aligned}$$

其中  $\mu = \rho(J)$ .