

解对称正定线性方程组的二阶迭代法 及其收敛性

陈祥明

(基础科学系)

摘要 本文给出了解对称正定线性代数方程组 $Ax=b$ 的一类迭代法,本算法以矩阵 A 的自然分裂为基础,采用代参数的二步线性迭代法为主迭代过程(称为外迭代),以任一收敛的迭代法为内迭代过程,联合产生迭代序列 $\{x_k\}$,从而提高了收敛速度。本文还证明了收敛性并给出了误差估计。

关键词 对称正定矩阵,二步迭代法,欧氏模

引言

考虑方程组

$$Ax=b$$

设 V^0 为包含方程组(1)的解的集合。 $\{\phi_k\}$ 为定义在 $V^0 \times V^0$ 上的算子(线性的或非线性的),且 $\Phi_k(V^0 \times V^0) \subseteq V^0$,则下列算法

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= \phi_{k+1}(x_{k-1}, x_k) \\ k &= 0, 1, 2, \dots, x_0, x_1 \in V^0 \end{aligned} \quad (2)$$

称为二步迭代法,如果对 $\forall x_0 \in V^0$, $\{x_k\}$ 收敛于方程组(1)的某一解 x^* ,则称迭代法(2)收敛。

当方程组(1)来自于用有限差分法离散化某一偏微分方程时,矩阵 A 通常是对称正定的[1],且可将 A 分裂为

$$A = M - N$$

式中矩阵 M 和 N 分别对应于该偏微分方程中不同类型的项,并且 M 是对称正定的。一般说来方程组

$$My = C \quad (3)$$

将比方程组(1)容易求解。本文将按照下述方式来构造求解方程组(1)的一种二阶迭代法,其基本方法是:在产生近似序列 $\{x_k\}$ 的每一步迭代过程中,均包含解方程组(3),这一过程称为主迭代(或外迭代),而在解方程组(3)时,仍使用迭代法,这一过程称为内迭代。

1 迭代格式

记号 $\|\cdot\|$ 表示向量和矩阵的欧氏模, 即

$$\|x\| = (x^T x)^{\frac{1}{2}} \quad \|B\| = \max_{\|x\|=1} \|Bx\|$$

设 A 和 M 都是对称正定矩阵, 选择参数 $\alpha > 0$, $\omega > 0$ 和 $0 \leq \delta < 1$, 任给初始向量 x^0 , x_1 按照下述方法产生近似序列 $\{x_k\}$

$$x_{k+1} = x_{k-1} + \omega(\alpha z_k + x_k - x_{k-1}) \quad K = 1, 2, \dots \quad (4)$$

$$M z_k = r_k + q_k \quad (5)$$

$$r_k = b - Ax_k$$

$$\|q_k\| \leq \delta \|r_k\| \quad (6)$$

当 $\delta = 0$ 时, 本算法即为二阶 Richardson 迭代法, 其收敛已经证明[2].

当 $\delta > 0$ 时, (5), (6) 两式为对方程组

$$Mz = r_k \quad (7)$$

求解的内迭代过程, 当残向量的模 $\|q_k\| \leq \delta \|r_k\|$ 时, 该迭代过程终止, 而转入外迭代(4).

如果外迭(4)式产生的近似序列 $\{x_k\}$ 收敛于方程组(1)的解时, 对应的残向量 r_k 必趋向于零, 故对每一次内迭代均可选择 $z_0 = 0$ 作为初始向量, (6)式还表示, 对每一次内迭代需用因子 δ 去压缩残向量 q_k 的模, 使其收敛更快. 本算法对内迭代采用何种算法不加限制.

2 收敛性分析

设 x^* 是方程组(1)的精确解, 记近似序列 $\{x_k\}$ 的误差向量为 e_k 即,

$$e_k = x^* - x_k$$

注意到 $r_k = Ae_k$, 及(4)式得到

$$\begin{aligned} e_{k+1} &= e_{k-1} - \omega(\alpha z_k + e_{k-1} - e_k) \\ &= \omega H e_k + (1 - \omega)e_{k-1} + p_k \quad K = 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (8)$$

式中

$$\begin{aligned} p_k &= -\omega \alpha M^{-1} q_k \\ H &= I - \alpha M^{-1} A \end{aligned} \quad (9)$$

由假定 M 对称正定, 故可分解为

$$M = M^{\frac{1}{2}} M^{\frac{1}{2}}$$

式中 $M^{\frac{1}{2}}$ 亦是对称正定矩阵, 由此

$$H = M^{-\frac{1}{2}} (I - \alpha M^{-\frac{1}{2}} A M^{-\frac{1}{2}}) M^{\frac{1}{2}} = M^{\frac{1}{2}} V D V^T M^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

式中 D 是对称矩阵 $I - \alpha M^{-\frac{1}{2}} A M^{-\frac{1}{2}}$ 的特征值 $\sigma_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 构成的对角阵, V 是相应的特征向量构成的正交矩阵. 令

$$\begin{aligned}\hat{e}_K &= V^T M^{-\frac{1}{2}} e_K \\ \hat{p}_K &= V^T M^{-\frac{1}{2}} p_K = -\omega \alpha V^T M^{-\frac{1}{2}} q_K\end{aligned}\quad (11)$$

由(8)式得对角形差分方程组

$$\hat{e}_{K+1} = \omega D \hat{e}_K + (1 - \omega) \hat{e}_{K-1} + P_K \quad K = 1, 2, \dots \quad (12)$$

其解由下述引理给出。

引理 1 非齐次差分方程

$$\zeta_{K+1} = \beta \zeta_K + \gamma \zeta_{K-1} + \eta_K \quad K = 1, 2, \dots \quad (13)$$

对给定的初始值 ζ_0, ζ_1 的解由下式给出

$$\zeta_K = \theta_K \zeta_1 + \gamma \theta_{K-1} \zeta_0 + \sum_{i=1}^{K-1} \theta_{K-i} \eta_i$$

式中

$$\theta_K = \begin{cases} \frac{\lambda_1^K - \lambda_2^K}{\lambda_1 - \lambda_2} & \text{当 } \lambda_1 \neq \lambda_2 \\ K \lambda_1^{K-1} & \text{当 } \lambda_1 = \lambda_2 \end{cases}$$

λ_1, λ_2 是特征方程式 $\lambda^2 - \beta\lambda - \gamma = 0$ 的根, 其证明由一般差分方程理论给出[3]。

据此可得差分方程组(12)的解

$$\hat{e}_K = S_K \hat{e}_1 + (1 - \omega) S_{K-1} \hat{e}_0 + \sum_{i=1}^{K-1} S_{K-i} \hat{p}_i \quad K = 1, 2, \dots \quad (14)$$

式中 S_K 是对角阵, 其第 j 对角元为

$$(S_K)_{jj} = \begin{cases} \frac{\lambda_{1,j}^K - \lambda_{2,j}^K}{\lambda_{1,j} - \lambda_{2,j}} & \text{当 } \lambda_{1,j} \neq \lambda_{2,j} \\ K \lambda_{1,j}^{K-1} & \text{当 } \lambda_{1,j} = \lambda_{2,j} \end{cases} \quad (15)$$

$\lambda_{1,j}, \lambda_{2,j}$ 是特征方程式

$$\lambda^2 - \omega \sigma_j \lambda + (\omega - 1) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

的根。令设

$$\rho = \max_{1 \leq j \leq n} (\max(|\lambda_{1,j}|, |\lambda_{2,j}|)) \quad (17)$$

对 K 进行归纳可以证明

$$\|S_K\| = \max_{1 \leq j \leq n} |(S_K)_{jj}| \leq K \rho^{K-1}$$

又由 $\lambda_{1,j}, \lambda_{2,j} = \omega - 1$ 知 $\rho^2 \geq |\omega - 1|$, 据此在(14)式中取欧氏模得

$$\begin{aligned}\|\hat{e}_K\| &\leq K \rho^{K-1} \|\hat{e}_1\| + (K-1) \rho^{K-1} \|\hat{e}_0\| \\ &\quad + \sum_{i=1}^{K-1} (K-i) \rho^{K-i-1} \|\hat{p}_i\| \quad K = 1, 2, \dots \quad (18)\end{aligned}$$

式中模 $\|\widehat{p}_K\|$ 与 $\|\widehat{e}_K\|$ 有如下关系。

引理2 如果(6)式成立, 则

$$\|\widehat{p}_K\| \leq \varepsilon \|\widehat{e}_K\|, \quad K = 1, 2, \dots \quad (19)$$

式中

$$\varepsilon = \delta\omega\alpha \|M^{-\frac{1}{2}}\| \|AM^{-\frac{1}{2}}\|$$

证明 由(11)、(6)式得

$$\|\widehat{p}_K\| = \omega\alpha \|V^T M^{-\frac{1}{2}} q_K\| = \omega\alpha \|M^{-\frac{1}{2}} q_K\|$$

$$\leq \omega\alpha \|M^{-\frac{1}{2}}\| \|q_K\| \leq \delta\omega\alpha \|M^{-\frac{1}{2}}\| \|r_K\|$$

注意到

$$r_K = Ae_K = AM^{-\frac{1}{2}} V^T V^T M^{\frac{1}{2}} e_K$$

得出

$$\begin{aligned} \|\widehat{p}_K\| &\leq \delta\omega\alpha \|M^{-\frac{1}{2}}\| \|AM^{-\frac{1}{2}} V^T V^T M^{\frac{1}{2}} e_K\| \\ &\leq \delta\omega\alpha \|M^{-\frac{1}{2}}\| \|AM^{-\frac{1}{2}}\| \|V^T V^T M^{\frac{1}{2}} e_K\| \\ &= \delta\omega\alpha \|M^{-\frac{1}{2}}\| \|AM^{-\frac{1}{2}}\| \|V^T M^{\frac{1}{2}} e_K\| \\ &= \varepsilon \|\widehat{e}_K\| \end{aligned}$$

证毕。

在(18)式中, 用 $\varepsilon \|\widehat{e}_l\|$ 代替 $\|\widehat{p}_l\|$ 得到

$$\begin{aligned} \|\widehat{e}_K\| &\leq \varepsilon \sum_{l=1}^{K-1} (K-l)\rho^{K-l-1} \|\widehat{e}_l\| \\ &\leq K\rho^{K-1} \|\widehat{e}_1\| + (K-1)\rho^K \|\widehat{e}_0\|, \quad K = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (20)$$

这里 m 是外迭代序列 $\{x_K\}$ 计算到项 x_m 时的指标。故(20)式由 m 个不等式组成的线性不等式组, 其矩阵形式为

$$(I - \varepsilon L) (\|\widehat{e}_1\|, \dots, \|\widehat{e}_m\|)^T \leq S$$

式中 L 是非负严格下三角阵, 向量 S 由(20)式右端项确定。注意到 $L^m = 0$, 于是

$$(I - \varepsilon L)^{-1} = I + \varepsilon L + \dots + \varepsilon^{m-1} L^{m-1}$$

由此知 $(I - \varepsilon L)^{-1}$ 亦是非负矩阵, 且

$$(\|\widehat{e}_1\|, \dots, \|\widehat{e}_m\|)^T \leq (I - \varepsilon L)^{-1} S \quad (21)$$

定义 $t = (Z_1, \dots, Z_m)^T = (I - \varepsilon L)^{-1} S$, 由(21)、(20)式知 Z_K 满足

$$\begin{aligned} Z_K &= K\rho^{K-1} \|\widehat{e}_1\| + (K-1)\rho^K \|\widehat{e}_0\| + \varepsilon \sum_{l=1}^{K-1} (K-l)\rho^{K-l-1} \\ &K = 1, 2, \dots, m. \end{aligned}$$

当 $K=1$ 时, $Z_1 = \|\widehat{e}_1\|$, 为方便计, 定义 $Z_0 = -\|\widehat{e}_0\|$ 由引理 1, Z_K 是下列差分方程的解

$$Z_{K+1} = 2\rho Z_K - \rho^2 Z_{K-1} + \varepsilon Z_K \quad K = 1, 2, \dots$$

其非齐次项为 εZ_K , 相应的特征方程式有等根 ρ 。另一方面, 上述差分方程亦可视为齐次的

$$Z_{K+1} = (2\rho + \varepsilon)Z_K - \rho^2 Z_{K-1}$$

再次由引理 1 得

$$Z_K = \frac{V_1^K - V_2^K}{V_1 - V_2} Z_1 - \rho^2 \frac{V_1^{K-1} - V_2^{K-1}}{V_1 - V_2} Z_0 \quad (22)$$

式中 V_1, V_2 是特征方程式

$$\lambda^2 - (2\rho + \varepsilon)\lambda + \rho^2 = 0$$

的根。设

$$\widetilde{\rho} = \max\{V_1, V_2\}$$

则

$$\begin{aligned} \widetilde{\rho} &= \rho + \frac{\varepsilon}{2} + \left(\rho\varepsilon + \frac{\varepsilon^2}{4}\right)^{\frac{1}{2}} \\ &= \rho + \rho^{\frac{1}{2}} \varepsilon^{\frac{1}{2}} + \frac{\varepsilon}{2} + 0(\varepsilon^{\frac{3}{2}}) > 0 \end{aligned} \quad (23)$$

当 $\varepsilon \ll 1, \widetilde{\rho} < 1$ 时, 由(21), (22)式知 $\lim_{K \rightarrow \infty} \|\widehat{e}_K\| = 0$, 再注意到 $e_K = M^{-\frac{1}{2}} V \widehat{e}_K$, 得知 $\lim_{K \rightarrow \infty} \|e_K\| = 0$ 。

综上所述, 得到下列收敛性定理

定理 当 $\widetilde{\rho} < 1$ 时, 由(4)式(5)式和(6)式所定义的迭代算法收敛, 且有误差估计式

$$\|\widehat{e}_K\| \leq K \widetilde{\rho}^{K-1} \|\widehat{e}_1\| + (K-1) \widetilde{\rho}^K \|\widehat{e}_0\|$$

式中 $\widetilde{\rho} = \widetilde{\rho}(\delta, \alpha, \omega)$ 由(23), (20), (19), (17)和(16)式确定。

3 算例

考虑在边界为 Γ 的单位正方形区域 R 中的广义 *Dirichlet* 问题

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial x} \left(B \frac{\partial u}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(B \frac{\partial u}{\partial y} \right) + Cu = F & (x, y) \in R \\ u|_{\Gamma} = g \end{cases} \quad (24)$$

式中 B 是正函数。且在 R 内两次连续可微, $C \leq 0$, C 和 F 在 R 内连续, g 在 r 上连续。

为求得问题的数值解, 在 R 上设置一个网格尺寸为 $h = 1/(l+1)$ 的均匀正方形网格, 在 R 内共有 l^2 个网格点, 在网格点上用差分代替微分将方程(24)离散化为近似线性代数方程组

$$(M - N)u_l = d \quad (25)$$

式中 u_l 是 $l^2 \times 1$ 的未知向量, 为离散化问题的解, d 是 $l^2 \times 1$ 向量, 对应于方程(24)的右端项, M 和 N 都是 $l^2 \times l^2$ 矩阵, 且 $M = M^T, N = -N^T$ 它们分别对应于方程(24)中偶阶导数项

和奇阶导数项。这里仅考虑一个具体微分方程的求解,为此设 $B(x, y) = 5e^{x^2+y^2}$, $C(x, y) = -10e^{3x^2+3y^2}$, 在 Γ 上 $g \neq 0$, 而微分方程有精确解 $u(x, y) = e^{x^2+y^2}$.

右表给出了使用本文所述算法1, 内迭代采用共轭梯度法, 取 $t=15$, $\alpha=1$, $\omega=1.25$, 当参数 δ 取不同值时, 迭代到 $\|r_n\| \leq 10^{-8}$ 时终止迭代, 所需的外迭代和内迭代次数。

这里 m 记外迭代次数, w 记完成 m 次外迭代所需内迭代的总迭代次数。迭代过程的初始向量 $x_0 = 0$, x_1 由下式确定

$$x_1 = z_0 + x_0, \quad Mz_0 = r_0 + q_0, \quad \|q_0\| \leq \delta \|r_0\|$$

每次内迭代的初始向量均取为零。

δ	m	w
0.001	41	331
0.01	43	258
0.2	45	113
0.6	64	108
0.8	145	145

参 考 文 献

- 1 G. D. Smith. Numerical Solution of Partial Differential Equations. Oxford University Press, 1978
- 2 Golub G. H. and Varga. R. S. Chebyshev, Semi-iterative methods, Successive methods, Successive Overrelaxation iterative methods. Parts I and II, Numer. Math. 8, pp.147-168, 1961
- 3 高微分方程数值解法. 南京大学数学系计算数学专业编. 科学出版社, 1979

(编辑: 姚国安)

ALGORITHM AND CONVERGENCE OF TWO-STAGE ITERATIVE PROCEDURE FOR SOLVING SYSTEMS OF LINEAR EQUATIONS

Chen Xiangming

(Department of Natural Science)

ABSTRACT This paper discusses algorithm and convergence of two-stage iterative procedure for solving systems of symmetric positive definite linear equation $Ax=b$. On the basis of nature splitting of A , this algorithm makes two-step linear iterative procedure (named outer iteration) and makes convergent inner iteration of any kind. They generate a sequence of approximations $\{x_k\}$ which converges to the solution $Ax=b$ quickly. This paper also proves it is convergent and gives the estimation of error.

KEY WORDS symmetric positive definite matrix, two-stage iteration, Euclidean norm