일반화된 선행처리기를 리용한 선행처리 두파라메러웃완화법에 대한 연구

황명근, 김경석

위대한 수령 김일성동지께서는 다음과 같이 교시하시였다.

《새로운 과학분야를 개척하며 최신과학기술의 성과를 인민경제에 널리 받아들이기 위한 연구사업을 전망성있게 하여야 합니다.》(《김일성전집》제72권 292폐지)

선행연구[4, 5]에서는 포괄적인 반복법인 TOR 법을 제기하고 수렴성해석을 진행하였다. 선행처리기 $P_S = I + S$ 와 $P_{SR} = I + S + R$ 에 의해 선행처리된 선형련립방정식에 TOR 법을 적용한 선행처리 TOR 법의 계산도식을 구성하고 결수행렬이 M — 행렬일 때 수렴성해석[1]을 진행하였다. 여기서 S는 령아닌 웃빗대각선을 가진 행렬이고 R는 웃빗대각선과 마지막행이 령아닌 행렬이다. 선행처리 TOR 법[1]에 대하여 결수행렬이 Z — 행렬일 때 수렴성해석을 진행[2]하고 비교정리를 얻었다.

론문에서는 일반화된 선행처리기를 가진 선행처리두파라메터웃완화반복법(선행처리 TOR법)에 대하여 론의하였다.

조건수를 줄이기 위하여 선행처리기 P가 단위대각선을 가진 부아닌 불퇴화행렬일 때 PAx = Pb에 대한 선행처리 TOR 법의 계산도식을 구성하고 결수행렬이 H-행렬과 M-행렬일 때 수렴성해석을 진행하며 수치실험을 진행하였다.

1. 계 산 도 식

선형련립방정식

$$Ax = b \ (A \in \mathbf{R}^{n \times n}, \ x, \ b \in \mathbf{R}^{n}, \ \det(A) \neq 0)$$
 (1)

를 풀자. A가 단위대각선을 가지며

$$A = I - (V + V^*) - U \tag{2}$$

로 분리된다고 하자. 여기서 I는 단위행렬이고 $-(V+V^*)$ 은 A의 엄격아래3각형부분이며 -U는 식 (2)를 만족시키는 령대각선을 가진 행렬이다. 실수 α , $\beta \geq 0$ 에 대하여 TOR 법의 계산도식은 다음과 같다.

$$x^{(k+1)} = H(\alpha, \beta)x^{(k)} + b(\alpha, \beta)$$
(3)

여기서

$$H(\alpha, \beta) = (I - \overline{\alpha}V - \overline{\beta}V^*)^{-1} \{ [1 - (\overline{\alpha} + \overline{\beta})]I + (\overline{\alpha} + \overline{\beta})U + \overline{\alpha}V^* + \overline{\beta}V \}$$

$$b(\alpha, \beta) = (2I - \overline{\alpha}V - \overline{\beta}V^*)^{-1}b/(\overline{\alpha} + \overline{\beta}), \ \overline{\alpha} = \alpha/2, \ \overline{\beta} = \beta/2$$

$$(4)$$

이고 α 와 β 는 실파라메터이고 $\alpha+\beta\neq 0$ 이다. 그리고 $B=V+V^*+U$ 는 야꼬비행렬이다. 식 (1)을 선행처리하여

$$\overline{A}x = \overline{b} \tag{5}$$

로 표시하자. 여기서 $\overline{A}=PA$, $\overline{b}=Pb$ 이고 선행처리기 P는 단위대각선을 가진 부아닌 불퇴화행렬이다. 이제 \overline{A} 를

$$\overline{A} = \overline{D} - (\overline{L} + \overline{L}^*) - \overline{U} \tag{6}$$

로 분리하자. 여기서 \overline{D} 는 대각선행렬이고 $-(\overline{L}+\overline{L}^*)$ 과 \overline{U} 들은 각각 \overline{A} 의 엄격아래3각형부분과 엄격웃3각형부분이다. \overline{A} 의 원소들을 \overline{a}_{ij} $(i,\ j=1,\ 2,\ \cdots,\ n)$ 라고 하면

$$\overline{a}_{ij} = \begin{cases}
1 + \sum_{k=1, k \neq i}^{n} p_{ik} a_{kj} & (1 \leq i, j \leq n, i = j) \\
p_{ij} + \sum_{k=1, k \neq i}^{n} p_{ik} a_{kj} & (1 \leq i, j \leq n, i \neq j)
\end{cases}$$
(7)

로 표시된다. 그리고 $p_{ij} + \sum_{k=1, \, k \neq i}^n p_{ik} a_{kj} \le 0 \ (1 \le i, \ j \le n, \ i \ne j)$ 이라고 가정하자. 이제

$$\overline{D} = \text{diag}(1 + \sum_{k=1, k \neq i}^{n} p_{ik} a_{kj}), P = I + P_1 + P_2$$

$$P_1U = E_1 + F_1 + G_1$$
, $P_2(L + L^*) = E_2 + F_2 + G_2$

로 정의한다. 여기서 E_1 과 E_2 는 대각선행렬이고 F_1 과 F_2 , P_1 은 엄격아래3각형행렬이며 G_1 과 G_2 , P_2 는 엄격웃3각형행렬이다. 그리고 P_i , E_i , F_i , G_i (i=1, 2) 들은 부아닌 행렬이다. 따라서 식 (8)의 오른변의 행렬들은 다음과 같다.

$$\overline{D} = I - E_1 - E_2, \ \overline{U} = U - P_2 + P_2 U + G_1 + G_2$$

$$\overline{L} + \overline{L}^* = L + L^* - P_1 + P_1 (L + L^*) + F_1 + F_2 \ge 0$$
(8)

식 (5)의 TOR법의 계산도식은 다음과 같다.

$$x^{(k+1)} = \overline{H}(\alpha, \beta)x^{(k)} + \overline{b}(\alpha, \beta) \tag{9}$$

여기서

$$\overline{H}(\alpha, \beta) = (\overline{D} - \overline{\alpha}\overline{L} - \overline{\beta}\overline{L}^*)^{-1}\{[1 - (\overline{\alpha} + \overline{\beta})]\overline{D} + (\overline{\alpha} + \overline{\beta})\overline{U} + \overline{\alpha}\overline{L}^* + \overline{\beta}\overline{L}\}$$
(10)

2. 수 렴 성

보조정리 1[3] 행렬 $A=(a_{ij})\in \mathbf{R}^{n\times n}$ 이 불퇴화M — 행렬이고 $P=(p_{ij})\geq 0$ 이 $i=1,\ 2,\ \cdots,\ n$ 일 때 $p_{ii}=1$ 이며

$$p_{ij} + \sum_{k=1, k \neq i}^{n} p_{ik} a_{kj} \le 0 \ (1 \le i, \ j \le n, \ i \ne j)$$
(11)

이라고 하자. 그러면 PA도 불퇴화M-행렬이다.

보조정리 2[1] 행렬 $A=(a_{ij})\in \mathbf{R}^{n\times n}$ 이 H-행렬이고 A=M-N이 H-량립분리이면

 $\rho(M^{-1}N)$ <1이 성립한다. 즉 이 분리는 수렴분리이다.

보조정리 3[3] 행렬 $A=(a_{ij})\in \mathbf{R}^{n\times n}$ 이 H- 행렬이라고 하자. $P=(p_{ij})\geq 0$ 이 $i=1,\ 2,$..., n일 때 $p_{ii}=1$ 이고 $1\leq i,\ j\leq n,\ i\neq j$ 일 때 $a_{ij}\geq 0$ 이면 $p_{ij}=0,\ a_{ij}<0$ 이면 $0\leq p_{ij}\leq |a_{ij}|$ 라고 하자. 그러면 PA도 H- 행렬이다.

보조정리 4[3] 행렬 $A=(a_{ij})\in \mathbf{R}^{n\times n}$ 이 불퇴화M- 행렬이라고 하자. 그러면 임의의 $0<arepsilon\leq arepsilon_0$ 에 대하여 행렬 $A(arepsilon)=(a_{ij}(arepsilon))$ 도 불퇴화M- 행렬이다. 여기서

$$a_{ij}(\varepsilon) = \begin{cases} a_{ij}, & a_{ij} \neq 0 \\ -\varepsilon, & a_{ij} = 0 \end{cases}$$

보조정리 5[3] 행렬 $A = (a_{ii}) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 이 부아닌 행렬이라고 하자. 그러면

- ① 어떤 벡토르 x>0에 대하여 $\alpha x \le Ax$ 이면 $\alpha \le \rho(A)$ 가 성립한다.
- ② 어떤 벡토르 x>0에 대하여 $Ax \le \beta x$ 이면 $\rho(A) \le \beta$ 가 성립한다.

그리고 A가 기약행렬이고 어떤 x>0에 대하여 $Ax \le \beta x$ 이면 $\rho(A) \le \beta$ 가 성립한다. 여기서 α , β 는 정인 상수이다.

정리 1 $A=(a_{ij})\in \mathbf{R}^{n\times n}$ 이 H- 행렬이고 α , $\beta\in[0,1]$, $0<\overline{\alpha}+\overline{\beta}<1$ 이며 불퇴화행렬 $P=(p_{ij})\geq 0$ 이 $i=1,\ 2,\ \cdots,\ n$ 일 때 $p_{ii}=1$ 이고 $1\leq i,\ j\leq n,\ i\neq j$ 일 때 $a_{ij}\geq 0$ 이면 $p_{ij}=0$ 이 며 $a_{ii}<0$ 이면 $0\leq p_{ii}\leq a_{ii}$ |라고 하자. 그러면 분리

$$\begin{split} PA &= \overline{M}(\overline{\alpha}, \ \overline{\beta}) - \overline{N}(\overline{\alpha}, \ \overline{\beta}) = \\ &= \frac{1}{\overline{\alpha} + \overline{\beta}} (\overline{D} - \overline{\alpha} \overline{L} - \overline{\beta} \overline{L}^*) - \frac{1}{\overline{\alpha} + \overline{\beta}} \{ [1 - (\overline{\alpha} + \overline{\beta})] \overline{D} + (\overline{\alpha} + \overline{\beta}) \overline{U} + \overline{\beta} \overline{\alpha} \overline{L}^* + \overline{\alpha} \overline{L} \} \end{split}$$

는 H-량립분리이고 $\rho(\overline{H}(\alpha, \beta))<1$ 이다.

증명 보조정리 3에 의하여 PA는 H-행렬이다.

이제 $< PA>=(\overline{a}_{ij}), <\overline{M}>-|\overline{N}|=(\overline{b}_{ij})$ 로 놓자. $i=1,\ 2,\ \cdots,\ n$ 에 대하여

$$\overline{a}_{ij} = \left| 1 + \sum_{k=1, k \neq j}^{n} p_{ik} a_{kj} \right|
\overline{b}_{ij} = \frac{1}{\overline{\alpha} + \overline{\beta}} \left| 1 + \sum_{k=1, k \neq j}^{n} p_{ik} a_{kj} \right| - \left| \left(1 + \sum_{k=1, k \neq j}^{n} p_{ik} a_{kj} \right) \right| (1 - (\overline{\alpha} + \overline{\beta})) \right| = \overline{a}_{ij}$$

가 성립하므로 < PA > 와 $< \overline{M} > - |\overline{N}|$ 의 대각선원소들은 같다.

 $1 \le i < j \le n$ 일 때 < PA >의 웃3각형원소들은

$$\overline{a}_{ij} = -\left|p_{ij} + \sum_{k=1, k \neq j}^{n} p_{ik} a_{kj}\right|, \ \overline{b}_{ij} = \frac{1}{\overline{\alpha} + \overline{\beta}} \left[(\overline{\alpha} + \overline{\beta}) \left| p_{ij} + \sum_{k=1, k \neq j}^{n} p_{ik} a_{kj} \right| \right] = \overline{a}_{ij}$$

가 성립하므로 < PA > 와 $< \overline{M} > - |\overline{N}|$ 의 웃3각형원소들은 같다.

 $1 \leq j < i \leq n$ 일 때 < PA > 의 아래3각형원소들은 $\overline{a}_{ij} = -\left|p_{ij} + \sum_{k=1,\, k \neq j}^{n} p_{ik} a_{kj}\right|$ 이다. 이제 $1 \leq N_2$

 $\leq N_1 \leq n$ 이라고 하고

$$\overline{L} = (l_{ij}) = -|p_{ij}| + \sum_{k=1, k \neq j}^{n} p_{ik} a_{kj}|, \ 1 \le i \le N_1, \ \overline{L}^* = (l_{ij}^*) = -|p_{ij}| + \sum_{k=1, k \neq j}^{n} p_{ik} a_{kj}|, \ N_2 \le i \le n$$

으로 놓으면

$$\overline{b}_{ij} = \frac{1}{\overline{\alpha} + \overline{\beta}} |\alpha \overline{L} + \beta \overline{L}^*| - \frac{1}{\overline{\alpha} + \overline{\beta}} |\beta \overline{L} + \alpha \overline{L}^*| = -|\overline{L} + \overline{L}^*| = \overline{a}_{ij}$$

가 성립하므로 < PA > 와 $< \overline{M} > -|\overline{N}|$ 의 아래3각형원소들은 같다.

결국 $\langle PA \rangle = \langle \overline{M}(\overline{\alpha}, \overline{\beta}) \rangle - |\overline{N}(\overline{\alpha}, \overline{\beta})|$ 이고 $PA = \overline{M}(\overline{\alpha}, \overline{\beta}) - \overline{N}(\overline{\alpha}, \overline{\beta})$ 가 H - 향립분리라는것이 증명된다. 따라서 보조정리 2로부터 $\rho(\overline{H}(\alpha, \beta)) < 1$ 이 성립한다.(증명끝)

정리 2 $A=(a_{ij})\in \mathbf{R}^{n\times n}$ 이 불퇴화M — 행렬이고 $\alpha,\ \beta\in[0,\ 1],\ 0<\overline{\alpha}+\overline{\beta}<1$ 이며 불퇴화 행렬 $P=(p_{ii})\geq 0$ 이 $i=1,\ 2,\ \cdots,\ n$ 일 때 $p_{ii}=1$ 이고 $1\leq i,\ j\leq n,\ i\neq j$ 일 때 식 (10)이 성립하 고 $P_1(L+L^*)+F_1+F_2\geq P_1$ 이 성립한다고 하자. 그러면 $\rho(H(\alpha,\ \beta))<1$ 일 때 $\rho(\overline{H}(\alpha,\ \beta))$ $\leq \rho(H(\alpha, \beta)) < 1$ 이 성립하며 $\rho(H(\alpha, \beta)) > 1$ 이고

$$p_{ij} + \sum_{k=1}^{n} p_{ik} a_{kj} > 0 \ (1 \le i, \ j \le n, \ i \ne j)$$

일 때 $\rho(\overline{H}(\alpha, \beta)) \ge \rho(H(\alpha, \beta)) > 1$ 이 성립한다.

련립방정식 Ax = b에 대하여 수치실험을 진행하였다. 여기서

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -0.1 & -0.2 & 0 & -0.3 & -0.5 \\ -0.2 & 1 & -0.3 & 0 & -0.4 & -0.1 \\ 0 & -0.3 & 1 & -0.6 & -0.2 & 0 \\ -0.2 & -0.3 & -0.1 & 1 & -0.1 & -0.3 \\ 0 & -0.3 & -0.2 & -0.1 & 1 & -0.2 \\ -0.2 & -0.3 & 0 & -0.3 & -0.1 & 1 \end{bmatrix}, \text{ cond}(A) = 56.794 \ 3$$

선행연구의 실례에서 $\operatorname{cond}(A_S) = 45.745 \, 5[1]$, $\operatorname{cond}(A_{SR}) = 42.820 \, 0[2]$ 이다. 여기서

$$A_S = (I + S)A = P_S A$$
, $A_{SR} = (I + S + R)A = P_{SR} A$

이다.

다음의 2개의 선행처리기에 대하여 수치실험을 진행하자.

$$P_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0.1 & 0.2 & 0 & 0.3 & 0.5 \\ 0 & 1 & 0.3 & 0 & 0.4 & 0.1 \\ 0 & 0 & 1 & 0.6 & 0.2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 & 1 & 0.1 & 0.3 \\ 0 & 0.3 & 0 & 0.1 & 1 & 0.2 \\ 0.2 & 0.3 & 0 & 0.3 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \ P_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 & 0 & 3 & 5 \\ 0 & 1 & 3 & 0 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 6 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 3 \\ 0 & 3 & 0 & 1 & 1 & 2 \\ 2 & 3 & 0 & 3 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

이라고 하면 $\det(P_1) = 300$, $\det(P_2) = -300$ 이고

$$P_{1}A = \begin{bmatrix} 1 & -0.01 & -0.04 & 0 & -0.09 & -0.25 \\ 0 & 1 & -0.09 & 0 & -0.16 & -0.01 \\ 0 & 0 & 1 & -0.06 & -0.04 & 0 \\ 0 & 0 & -0.01 & 1 & -0.01 & -0.09 \\ 0 & -0.09 & 0 & -0.01 & 1 & -0.04 \\ -0.04 & -0.09 & 0 & -0.09 & -0.1 & 1 \end{bmatrix}, \text{ cond}(P_{1}A) = 1.246 \ 26$$

$$P_{2}A = \begin{bmatrix} 1 & -0.01 & -0.4 & 0 & -0.9 & -2.5 \\ 0 & 1 & -0.9 & 0 & -1.6 & -0.1 \\ 0 & 0 & 1 & -3.6 & -0.4 & 0 \\ 0 & 0 & -0.1 & 1 & -0.1 & -0.9 \\ 0 & -0.9 & 0 & -0.1 & 1 & -0.4 \\ -0.4 & -0.9 & 0 & -0.9 & -0.1 & 1 \end{bmatrix}, \text{ cond}(P_{2}A) = 12.344 \ 4$$

이다.

수치실례들에서 보게 되는바와 같이 론문에서 주어진 선행처리기에 의하여 선행처리 된 련립방정식들의 조건수가 매우 작아진다.

참고문 헌

- [1] 김일성종합대학학보(자연과학), 61, 10, 2, 주체102(2013).
- [2] 황명근, 김경석; 수학, 232, 1, 54, 주체106(2017).
- [3] P. F. Dai et al.; Journal of Computational and Applied Mathematics, 317, 100, 2017.
- [4] D. W. Chang; Journal of Computational and Applied Mathematics, 72, 169, 1996.
- [5] D. W. Chang; Computer Mathematics with Applications, 41, 215, 2001.

주체106(2017)년 8월 10일 원고접수

A Preconditioned Two-Parameter Overrelaxation Method by a Generalized Preconditioner

Hwang Myong Gun, Kim Kyong Sok

We present a generalized preconditioner for solving the system of linear equations with nonsingular *M*-matrix and *H*-matrix. Our preconditioner improves the convergence rate of two-parameter overrelaxation iterative methods.

Key words: preconditioner, nonnegative matrix, comparison theorem, linear complementarity, two-parameter overrelaxation iterative method