(NATURAL SCIENCE)

주체104(2015)년 제61권 제10호

Vol. 61 No. 10 JUCHE104(2015).

# 선행처리두파라메러웃완화법의 수렴성

황명근, 리영혁

위대한 령도자 김정일동지께서는 다음과 같이 교시하시였다.

《선진과학기술을 받아들이기 위한 사업을 적극적으로 벌려야 하겠습니다.

선진과학기술을 받아들이는것은 나라의 과학기술을 빨리 발전시키기 위한 중요한 방도의 하나로 됩니다.》(《김정일선집》 중보판 제15권 499~500폐지)

론문에서는 선형련립방정식을 풀기 위한 선행처리TOR법에 대하여 연구하였다.

선행연구[3]에서는

$$P_S = (I + S), P_\alpha = (I + D(\alpha)S), D(\alpha) = \operatorname{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{n-1}, 1)$$

에 의한 선행처리가우스-자이델방법들에 대한 수렴속도들을 비교하였다.

선행연구[1]에서는  $P_{\alpha}$ ,  $P_{R}=(I+S+R)$  에 의한 선행처리가우스-자이델방법들사이의수렴속도들을 비교하였고 선행연구[2]에서는 선행연구[3]에서의 선행처리기들을 일반화한  $P_{m}=(I+S_{m})$  형선행처리기에 의한 선행처리가우스-자이델방법들사이의 수렴속도들을 비교하였다.

그러나 선행연구들에서는 우와 같은 선행처리기에 의한 선행처리AOR법과 선행처리 TOR법에 대해서는 론의되지 못했다.

우리는  $P_S = (I + S)$ 와  $P_R = (I + S + R)$ 에 의한 선행처리TOR법의 반복도식들을 제기하고 TOR법과 선행처리TOR법사이의 수렴속도비교결과들을 증명하고 수값실험을 진행하였다.

### 1. 계산도식

다음의 선형련립방정식에 대하여 론의하자.

$$Ax = b, A \in \mathbf{R}^{n \times n}, x, b \in \mathbf{R}^{n}, A$$
: 불퇴화

이제  $A=I-(V+V^*)-U$  로 분리하자. 여기서 I 는 n 차단위행렬이고  $-(V+V^*)$  과 -U 는 각각 A의 엄격한 아래삼각형행렬과 엄격한 웃삼각형행렬이다.

식 (1)에 대한 TOR법의 반복행렬은 다음과 같다.

$$T(\alpha, \beta) = M^{-1}(\alpha, \beta)N(\alpha, \beta)$$

$$M(\alpha, \beta) = \frac{2I - \alpha V - \beta V^*}{\alpha + \beta}$$

$$N(\alpha, \beta) = \frac{(2 - (\alpha + \beta))I + (\alpha + \beta)U + \alpha V^* + \beta V}{\alpha + \beta}$$

선행처리기들을 다음과 같이 구성하자.

$$P_{S} = I + S, \ S = \begin{pmatrix} 0 & -a_{12} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -a_{23} & \cdots & 0 \\ & \ddots & \vdots & \vdots \\ & & 0 & -a_{n-1, n} \\ & & & 0 \end{pmatrix}$$

$$P_{R} = I + S + R, \ R = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & 0 \\ -a_{n-1} & -a_{n-2} & \cdots & -a_{n-n-1} & 0 \end{pmatrix}$$

그러면 선형련립방정식 (1)의 선행처리된 선형련립방정식들은 다음과 같다.

$$A_S x = b_S, \quad A_S = P_S A, \quad b_S = P_S b \tag{2}$$

$$A_R x = b_R, \quad A_R = P_R A, \quad b_R = P_R b \tag{3}$$

 $A_S$ 와  $A_R$ 를 다음과 같이 분리한다.

$$A_S = (I + S)A = I - (I + S)(V + V^*) - (U - S - SU) = D_S - (V_S + V_S^*) - U_S$$

 $A_R = (I + S + R)A = I - [(I + S + R)(V + V^*) + R - RU] - (U + S - SU) = D_R - (V_R + V_R^*) - U_R - (V_R +$ 여기서  $-(V_S+V_S^*)$ 과  $-(V_R+V_R^*)$ ,  $-U_S$ 와  $-U_R$ 는 각각  $A_S$ 와  $A_R$ 의 엄격한 아래삼각형행 렬들과 엄격한 웃삼각형행렬들이고 같은 구조를 가진다. 그리고

$$D_S = D_R = \operatorname{diag}(d_1, d_2, \dots, d_{n-1}, 1) \equiv D, d_i = 1 - a_{i, i+1} a_{i+1, i}, i = 1, 2, \dots, n-1.$$

선행처리된 선형련립방정식 (2), (3)에 대한 TOR법의 반복행렬들은 다음과 같다.

$$T_{S}(\alpha, \beta) = M_{S}^{-1}(\alpha, \beta)N_{S}(\alpha, \beta)$$

$$M_{S}(\alpha, \beta) = \frac{2D - \alpha V_{S} - \beta V_{S}^{*}}{\alpha + \beta}$$

$$N_{S}(\alpha, \beta) = \frac{(2 - (\alpha + \beta))D + (\alpha + \beta)U_{S} + \alpha V_{S}^{*} + \beta V_{S}}{\alpha + \beta}$$

$$(4)$$

$$T_{R}(\alpha, \beta) = M_{R}^{-1}(\alpha, \beta)N_{R}(\alpha, \beta)$$

$$M_{R}(\alpha, \beta) = \frac{2D - \alpha V_{R} - \beta V_{R}^{*}}{\alpha + \beta}$$

$$N_{R}(\alpha, \beta) = \frac{(2 - (\alpha + \beta))D + (\alpha + \beta)U_{R} + \alpha V_{R}^{*} + \beta V_{R}}{\alpha + \beta}$$

$$(5)$$

식 (4), (5)로부터  $\sum_{k=1}^{n-1} a_{n,k} a_{k,j} \ge a_{n,j}$ ,  $j=1,2,\cdots,n-1$  이면  $N_S(\alpha,\beta) \le N_R(\alpha,\beta)$  이다.

## 2. 수렴속도비교

행렬  $A=(a_{ij})\in \mathbf{R}^{n\times n}$ 이 있어서 임의의  $i\neq j$ 에 대하여  $a_{ij}\leq 0$ 일 때 A를 Z 행렬이라고 부르고  $A^{-1}\geq 0$ 이면 A를 M 행렬이라고 부른다.

A 가 M 행렬일 때 A=M-N 과 같은 분리를 M 분리라고 부르며  $M^{-1}\geq 0,\ N\geq 0$ 일 때 정칙분리라고 부른다.[3]

보조정리 1[3] A가 Z 행렬이라고 하면 다음의 사실들이 동등하다.

- i) A는 불퇴화M 행렬이다.
- ii) A의 모든 주대각선소행렬은 불퇴화 M 행렬이다.
- iii) A의 모든 주대각선소행렬식은 정수이다.
- iv)  $Ax \ge 0$ 을 만족시키는 정인벡토르 x가 존재한다.

정리 1  $A=(a_{ij})\in \mathbf{R}^{n\times n}$ 이 불퇴화M 행렬이고  $\alpha,\ \beta\in(0,\ 1],\ \alpha+\beta\in(0,\ 2)$ 라고 하자.

그러면 다음의 식이 성립된다.

$$\rho(T_S(\alpha, \beta)) \le \rho(T(\alpha, \beta)) < 1 \tag{6}$$

증명  $(\alpha, \beta)M_S$ 의 대각선원소들은  $2(1-a_{i,\,i+1}a_{i+1,\,i})$ 이고 n째 원소는 2이다. A가 M행렬이므로 모든 주대각선소행렬식은 정수이다. 그러므로 A의 임의의  $2\times 2$  주대각선소행렬식이  $1-a_{i,\,i+1}a_{i+1,\,i}>0$ 이므로 M의 대각선원소들이 정수이다.

따라서 보조정리 1로부터  $M_S$ 는 M 행렬이므로  $M_S^{-1} \geq 0$ 이고  $N_S \geq 0$ 이므로  $T_S(\alpha,\,\beta) \geq 0.$ 

I+S가 불퇴화행렬이므로

$$E_S = (I+S)^{-1}M_S(\alpha, \beta), H_S = (I+S)^{-1}N_S(\alpha, \beta)$$

로 놓으면  $E_s^{-1} = M_s^{-1}(\alpha, \beta)(I+S) \ge 0$ 이 성립된다.

 $A_S=(I+S)A=M_S(lpha,\ eta)-N_S(lpha,\ eta)$ 이므로  $A=E_S-H_S$ 이고 이것은 A의 정칙분리로된다.

가정으로부터  $2I - \alpha V - \beta V^* \ge 2I - V - V^* \ge 2D_S - \alpha V_S - \beta V_S^*$ 이므로  $M \ge M_S$ 이다.

M 과  $M_S$ 가 M 행렬이므로  $M^{-1} \le M_S^{-1} (I+S) = E_S^{-1}$ 이고  $N \ge 0$ 이다.

따라서  $\rho(T_S(\alpha, \beta)) \le \rho(T(\alpha, \beta))$  가 성립되며 식 (6)이 성립된다.(증명끝)

보조정리 2 A 가  $a_{i,\ i+1} \neq 0,\ i=1,\ 2,\cdots,\ n-1$  인 기약불퇴화 M 행렬이고  $A_S=M_S-N_S$ 라고 하자.

그러면  $T_S(\alpha, \beta)$ 에는

$$T_S(\alpha, \beta)x = \rho(T_S(\alpha, \beta))x$$

를 만족시키는 정인벡토르가 대응된다.

보조정리 3[2] A 가 불퇴화M 행렬이라고 하면 충분히 작은 임의의 정수  $\varepsilon$  에 대하여  $A(\varepsilon)=(a_{ij}(\varepsilon))$ 도 불퇴화M 행렬이다. 여기서  $a_{ij}(\varepsilon)=\begin{cases} a_{ij},\ a_{ij}\neq 0\\ -\varepsilon,\ a_{ij}=0 \end{cases}$ .

보조정리 4[3]  $A \ge 0$ 이 n차기약행렬일 때 다음의 사실들이 성립된다.

- i)  $A \leftarrow \rho(A)$ 와 같은 정인실고유값을 가진다.
- ii)  $\rho(A)$ 에는 정인고유벡토르 x>0이 대응된다.
- iii) A의 임의의 원소를 크게 하면  $\rho(A)$ 도 커진다.
- iv)  $\rho(A)$ 는 A의 단순고유값이다.

정리 2  $A = (a_{ii}) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 이  $a_{i, i+1} \neq 0, i=1, 2, \dots, n-1$ 인 불퇴화 M 행렬이고

$$\sum_{k=1, j\neq k}^{n-1} a_{n, k} a_{k, j} \ge a_{n, j}, \quad j = 1, 2, \dots, N-1$$

이며  $\alpha$ ,  $\beta \in (0, 1]$ ,  $\alpha + \beta \in (0, 2)$  라고 하자.

그러면  $A_S=M_S(\alpha,\ \beta)-M_S(\alpha,\ \beta)$  와  $A_R=M_R(\alpha,\ \beta)-M_R(\alpha,\ \beta)$  들은 정칙분리이고  $\rho(T_R(\alpha,\ \beta))\leq \rho(T_S(\alpha,\ \beta))<1$ 이 성립된다.

증명 두가지 경우로 나누어 론의하자.

① A 가 기약이고  $a_{i,i+1} \neq 0$ ,  $i = 1, 2, \dots, n-1$ 이라고 하자.

그러면 보조정리 2로부터  $T_S(\alpha, \beta)x = \rho(T_S(\alpha, \beta))x$ 를 만족시키는 정인벡토르 x가 존재한다. 따라서  $T_S(\alpha, \beta)x = \rho(T_S(\alpha, \beta))$ 가 성립된다.

 $M_R(\alpha, \beta) - M_S(\alpha, \beta) = RA$  이 므로

$$M_{S}^{-1}(\alpha, \beta) - M_{R}^{-1}(\alpha, \beta) = M_{R}^{-1}(\alpha, \beta)RAM_{S}^{-1}(\alpha, \beta)$$

가 성립되며 이 식과 가정으로부터

$$T_S(\alpha, \beta) - T_R(\alpha, \beta) \ge M_R^{-1}(\alpha, \beta) RAT_S(\alpha, \beta)$$

가 성립된다.

이 식의 두변에 x를 곱하면

$$\rho(T_S(\alpha, \beta))x - T_R(\alpha, \beta)x \ge \rho(T_S(\alpha, \beta))M_R^{-1}(\alpha, \beta)RAx.$$

또한  $0 < \rho(T_S(\alpha, \beta)) < 1$ 이면 보조정리 1의 iv)로부터  $Ax \ge 0$ ,  $M_R^{-1}(\alpha, \beta)R \ge 0$ 이므로

$$T_R(\alpha, \beta)x \le \rho(T_S(\alpha, \beta))x$$
 (7)

가 성립되며 보조정리 4와 식 (7)로부터  $\rho(T_R(\alpha, \beta)) \leq \rho(T_S(\alpha, \beta)) < 1$ 이 성립된다.

 $\rho(T_S(\alpha, \beta)) = 0$  이면  $T_S(\alpha, \beta)x = \rho(T_S(\alpha, \beta))x$  로부터

$$N_S(\alpha, \beta)x = \rho(T_S(\alpha, \beta))M_S(\alpha, \beta)x = 0.$$

 $N_R(\alpha, \beta) \ge 0, x > 0$ 이므로  $N_R(\alpha, \beta) = 0$ 이다.

따라서  $T_R(\alpha, \beta) = 0$  즉  $\rho(T_R(\alpha, \beta)) = 0$ 이고  $\rho(T_R(\alpha, \beta)) \le \rho(T_S(\alpha, \beta))$ 가 성립된다.

② A가 가약이고  $A(\varepsilon)=(a_{ii}(\varepsilon))$ 은 보조정리 3에서와 같이 정의되였다고 하자.

그러면 보조정리 3으로부터 충분히 작은 임의의 정수  $\varepsilon$ 에 대하여  $A(\varepsilon)$ 은 불퇴화기약M 행렬이고  $A_{S}(\varepsilon)=(I+S(\varepsilon))A(\varepsilon),\ A_{R}(\varepsilon)=(I+S(\varepsilon)+R(\varepsilon))A(\varepsilon)$ 이다.

따라서  $A_S(\varepsilon) = M_S(\alpha, \beta, \varepsilon) - N_S(\alpha, \beta, \varepsilon)$  은  $a_{i, i+1} \neq 0, i = 1, 2, \cdots, n-1$  인 불퇴화기약 M 행렬의 분리이다. ①에 의하여  $\rho(T_R(\alpha, \beta, \varepsilon)) \leq \rho(T_S(\alpha, \beta, \varepsilon))$  이 성립된다.

이제  $\varepsilon \to 0$ 이면  $\rho(T_R(\alpha, \beta)) \le \rho(T_S(\alpha, \beta))$ 가 성립된다.

따라서 정리의 결론이 나온다.(증명끝)

실례 련립방정식 Ax = b에 대하여 수값실험을 진행하였다. 여기서

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -0.1 & -0.2 & 0 & -0.3 & -0.5 \\ -0.2 & 1 & -0.3 & 0 & -0.4 & -0.1 \\ 0 & -0.3 & 1 & -0.6 & -0.2 & 0 \\ -0.2 & -0.3 & -0.1 & 1 & -0.1 & -0.3 \\ 0 & -0.3 & -0.2 & -0.1 & 1 & -0.2 \\ -0.2 & -0.3 & 0 & -0.3 & -0.1 & 1 \end{bmatrix}.$$

선행처리행렬을  $P_S = (I + S)$ 로 택하면 선행처리련립방정식은  $A_S x = b_S$ 이다. 여기서

$$S = \begin{bmatrix} 0 & 0.1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad A_S = \begin{bmatrix} 0.8 & 0 & -0.23 & 0 & -0.34 & -0.51 \\ -0.2 & 0.91 & 0 & -0.18 & -0.46 & -0.1 \\ -0.12 & -0.48 & 0.94 & 0 & -0.26 & -0.18 \\ -0.2 & -0.33 & -0.12 & 0.9 & 0 & -0.23 \\ -0.04 & -0.36 & -0.2 & -0.16 & 0.8 & 0 \\ -0.2 & -0.3 & 0 & -0.3 & -0.1 & 1 \end{bmatrix}.$$

cond(A<sub>S</sub>)=45.7455이다. 이것은 주어진 행렬의 조건수 cond(A)=56.7943보다 작은 값이다.

### 참 고 문 헌

- [1] Wen Li; Journal of Computational and Applied Mathematics, 182, 81, 2005.
- [2] M. Morimoto; Journal of Computational and Applied Mathematics, 24, 209, 2010.
- [3] Wen Li et al.; Linear Algebra and Its Applications, 317, 227, 2000.

주체104(2015)년 6월 5일 원고접수

# Convergence of Preconditioned Two-Parameter Overrelaxation Method

Hwang Myong Gun, Ri Yong Hvok

We presented the preconditioned two-parameter overrelaxation method for solving the systems of linear equation, where preconditioners are  $P_S = (I+S)$  and  $P_R = (I+S+R)$ . And comparison result between the two-parameter overrelaxation method and the preconditioned two-parameter overrelaxation method is proved.

Key word: two-parameter overrelaxation method