

DS/SS 통신에서 BISP 알고리즘을 이용한 탭 가중치 갱신

석경휴^{*} · 김문환^{****} · 임영진^{****} · 김광준^{**} · 배철수^{***} · 나상동^{*}

^{*}조선대학교 컴퓨터공학부 · ^{**}여수대학교 컴퓨터공학부 · ^{***}관동대학교 정보

통신공학과 · ^{****}한국통신프리텔

Tap-Weight Update Multilayer Neural Network using BISP Algorithm in DS/SS

Communication

Kyung-Hyu Suk^{*} · Mun-Hwan Kim^{****} · Yeong-Jin Im^{****} · Gwang-Jun Kim^{**} · Chul-Soo

Bae^{***} · Sang-Dong Ra^{*}

^{*}Dept of Computer Engineering, Chosun University

^{**}Dept of Computer Engineering, Yosu National University

^{***}Dept of Electronic Com. Kwandong University

^{****}Korea Telecom Freetel co.

e-mail:dol27@magicn.com

ABSTRACT

본 논문은 신경망을 이용한 간섭 신호 제어로서 복합 다중 퍼셉트론에서 DS/SS 이동 통신에서의 수신된 신호들을 역전파 학습알고리즘을 이용하여 검출하는 것에 대하여 연구한다. 수신 신호가 일정한 비트율을 갖는 채널에 전송하기 위하여 신경망을 이용한 새로운 탭 가중치 갱신 제어 방법을 제안한다. 적응 횡단선 필터는 심볼간의 채널에 발생하는 상호 심볼간 간섭을 억압하기 위해 LMS 알고리즘을 사용한다. 이 알고리즘은 원하는 응답과 실제 출력간의 차인 에러를 이용하여 탭 가중치 조절 메카니즘을 통해 탭 가중치를 갱신함으로써 효과적으로 간섭을 제거하였다.

본 논문은 상호 심볼간 간섭을 효율적으로 억압해온 기존의 LMS 알고리즘에 다계층 퍼셉트론 신경망을 조합한 새로운 BISP 알고리즘을 제안하였으며, 제안된 알고리즘을 통해 탭 가중치 갱신이 보다 효율적으로 이루어짐을 알 수 있다. 시뮬레이션 결과를 통해 제안된 알고리즘의 평균 자승 에러의 수렴 특성이 기존 LMS 알고리즘을 이용한 수렴특성보다 우월하다는 것을 나타내었다.

1. 서 론

직접 대역 확산(Direct Sequence Spread Spectrum ; DS/SS) 통신 방식은 처리 이득을 높임으로써 간섭 신호에 대한 생존성을 향상시킬 수 있어 널리 이용되어 왔다^[1]. 그러나 현실적으로 제한된 대역과 기술적인 한계로 인하여 처리 이득이 제한된다. 따라서 처리 이득에 비해 강한 협대역 간섭 신호가 존재할 때에는 성능 향상을 위해 간섭 신호 제거를 위한 신호 검출이 요구된다. 채널 등화기는 두가지 성분의 필터로 구성되는데 하나는 정합 필터를 이용함으로써 부가적인 백색 가우시안 잡음을 제거하며, 다른 하나는 상호 심볼 간에 발생하는 상호 심볼간 간섭을 제거하기 위한 적응 횡단선 필터를 사용하는 것이다. 적응 횡단선 필터에서 실제 출력과 이상적인 출력의 차인 에러를 이용하

여 탭 가중치 조절 메카니즘을 통하여 에러를 효율적으로 억압하는 LMS(Least Mean Square) 알고리즘이 제안되어 왔으며 디지털 통신, 제어, 신호처리 등의 여러 응용 분야에서 광범위하게 사용되어 왔다. 그러나 반복적 최소 자승 적응 필터와 비교해서 주어진 안정적 상태 평균 자승 에러에 대해 수렴특성이 비교적 떨어지는 단점을 가지고 있다. 이러한 수렴특성을 개선하기 위해 몇 가지 방법들이 제안되어 왔으며^[1,2,3], 횡단선 적응필터에 수신되는 심볼간 간섭 신호(ISI)를 제거하기 위한 방법으로 최소 평균 자승(LMS ; Least Mean Square) 알고리즘이 사용되는데 이 방식은 간결성과 효율성 때문에 광범위하게 이용되어왔다^[3,4]. 본 논문은 버퍼를 이용한 적응 횡단선 필터에서 기존의 LMS 알고리즘에

BP(Back Propagation) 신경망 알고리즘을 조합함으로써 탭 가중치 갱신을 통한 평균 자승 에러의 수렴속도를 개선하고자 하였으며, 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 BISP 알고리즘을 이용한 수렴특성이 LMS 알고리즘만을 사용한 수렴특성보다 뛰어난을 입증하였다.

II. 적응 횡단선 필터의 탭 가중치 갱신

적용 횡단선 필터는 그림 1(a)와 같이 두 가지의 기본적인 처리과정으로 구성된다. 첫 번째는 필터링 처리로써 탭 입력의 집합에 의해 생성되는 횡단선 필터의 출력을 계산하여 실제적인 출력과 원하는 응답을 비교하여 에러를 추정하는 것이다. 두 번째 처리과정은 적응 처리과정으로 추정된 에러를 이용하여 필터의 탭 가중치를 적응적으로 조절한다. 입력 필터는 최적 필터를 위해 기준 프레임을 원하는 응답 $d(n)$ 에 제공하며, n 번에서 탭 가중치의 벡터는 $u(n)$ 로 표시하고 필터 출력에서 부합되는 원하는 응답의 추정치는 $\hat{d}(n | u_n)$ 로 나타낸다.

그림 1의 적응 횡단선 필터 구조를 고려하면, 필터 출력의 추정치 $\hat{d}(n | u_n)$ 는 입력 신호 벡터 $u(n)$ 와 탭 가중치 벡터 $w(n)$ 로 구성된 다음의 식 (1)을 얻는다.

$$\hat{d}(n | u(n)) = \sum_{j=0}^{L-1} w_j(n) \cdot u(n-j) = \hat{w}^H(n) \cdot u(n) \quad (1)$$

에러 신호 $e(n)$ 는 요구된 신호 $d(n)$ 와 횡단선 필터 출력 $\hat{d}(n | u_n)$ 사이의 차로써 나타낸다. 따라서 LMS 알고리즘을 이용함으로써 적응 가중치 조절 메카니즘을 통하여 조절된 탭 가중치는 식 (2)와 같이 정의된다[2,3,4].

$$w(n+1) = w(n) - \mu \cdot \left(\frac{\partial e^2(n)}{\partial w(n)} \right) = w(n) + 2\mu \cdot e(n) \cdot u(n) \quad (2)$$

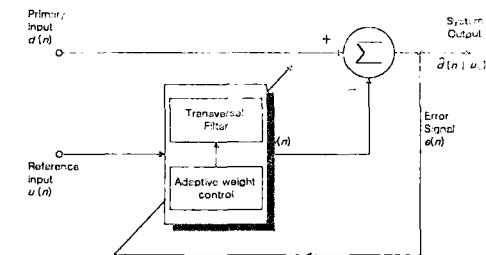


그림 1. 적응 횡단선 필터의 가중치 조절 블록도

III. BISP 알고리즘을 이용한 수신기

2.1 BISP 알고리즘의 구조

BISP 알고리즘을 이용한 적응 BISP 구조에서 수신기들은 하나의 노드에 대한 입력층과 하나 이상의 노드 블럭과, 둘 이상의 노드 블럭으로 구성된다. 수신 신호 $r(i)$ 가 입력되면 칩 주기 (T_c)만큼 지연되어 첫 번째 입력 값은 x, y 의 변수로 주어지며 거기에 가중치 w 가 곱해진다. 두 번째 입력은 첫 번째 입력 값에 의한 출력 값이 두 번째 입력 값이 되면서 x, y, w 값들의 매개변수가 증감을 가지면서 다음층의 입력값이 된다. 각 블럭에 있는 x, y 값은 H 경로를 통해서 다음 층의 입력이 된다.

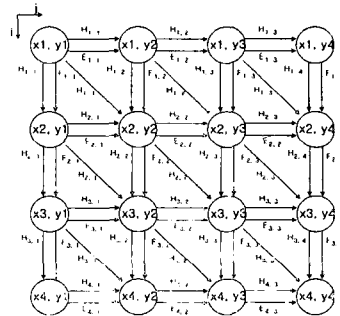


그림 2. 선형 BISP 알고리즘 구조

수신된 신호 $r(i)$ 의 검출 후 Matched Filter에서 가우시안 잡음과 험대역 간섭이 제거되고, 채널 영태에 따라서 행렬 형식으로 BISP 알고리즘의 입력으로 들어간다.

그림 2에서는 입력과 출력이 동시에 이루어지는 매개변수 노드 $H_j(j)$ 에 입력된 x_i 와 y_j 의 많은 매개변수 연산을 제공하고, $H_{j+1}(j), H_{j-1}(j+1)$ 의 경로를 통해 다음 입력으로 주어진다.

그림 2를 보면 매개변수를 통과하는 대각선에서 왼쪽에서 오른쪽 아래로 각각의 블럭 노들값들이 처리되고, 결국 수신기 구조에서의 수신 신호 형태인 행렬 구조를 가지게 되고 각각의 입력 값들은 변개의 노드 행렬 구조가 된다.

2.2 탭 가중치 갱신

BISP 알고리즘을 거친 신호들은 각각의 입력값을 가지고 신경망에서 가중치가 갱신된다. 그림 3은 다수개의 은닉층을 포함한 다계층 퍼셉트론 신경망 구조를 나타내고 있는데 비선형성을 지닌 다수의 선형 조합의 다계층 최소 평균 자승 알고리즘을 일반화하였다.

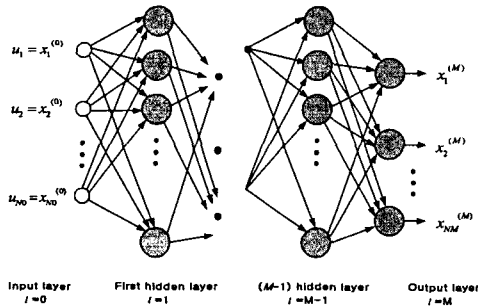


그림 3. 신경망 구조

다계층 퍼셉트론 은닉 계층 \$(l+1)\$ 번째 계층에서의 입출력 관계는 \$i\$ 번째 노드의 \$l\$ 번째 출력에 가중치를 곱하고 상수에 다음번에 입력의 가중치와 동일한 바이어스 항을 더한것으로서 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_i^{(l+1)} = \sum_{p=1}^{N_l} w_{ip}^{(l)} x_p^{(l)} + b_i^{(l)} \dots (3)$$

에러 신호는 원하는 응답 출력과 실제 신경망에서 출력간의 차로써 식(4)와 같이 정의된다.

$$e_i(n) = d_i - y_i(n), \quad i=1, 2, 3, \dots, N_M \dots (4)$$

위 식에서 \$d_i\$는 \$i\$ 번째 노드의 출력 계층의 원하는 응답이고, \$y_i(n)\$은 \$i\$ 번째 노드 출력 계층의 실제 출력을 나타내며, \$N_M\$은 신경망의 출력 계층에서의 뉴런의 수, \$n\$은 알고리즘의 반복수를 나타낸다. 신경망의 평균 에러 자승의 합은 비용함수로서 정의되는데 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\xi(n) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_M} e_i(n) e_i^*(n) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_M} |e_i(n)|^2 \dots (5)$$

기울기 감소 기법의 최적화를 사용하는 BP 알고리즘은 다 계층 인식의 복소 가중치를 반복적으로 적용하는 비용함수 \$\xi(n)\$을 최소화함으로써 이루어진다. 가중치 갱신 방정식은 식(6)과 같고, 가중치는 음의 기울기에 비례하여 변화된다.

$$w_{ip}^{(l)}(n+1) = w_{ip}^{(l)}(n) + \Delta w_{ip}^{(l)}(n) \dots (6)$$

식(6)의 우변항은 갱신 기간으로서 식(7)과 같이 다시 나타낼 수 있으며,

$$\Delta w_{ip}^{(l)}(n) = -\mu \nabla w_{ip}^{(l)} \xi(n) \dots (7)$$

\$\mu\$는 학습 율을 나타내는 변수이고, \$\nabla w_{ip}^{(l)} \xi(n)\$은 가중치 \$w_{ip}^{(l)}\$을 반영하는 비용함수 \$\xi(n)\$의 기울기로 정의한다. 그러므로 식(7)을 신경망의 은닉 계층의 계수로 확장하면 \$(M-1)\$ 번째 계층에서 복소수 가중치를 반영하는 비용함수 \$\xi(n)\$의 기울기는 식(8)과 같이 다시 나타낼 수 있다.

$$\nabla w_{ip}^{(M-1)} \xi(n) = \frac{\delta \xi(n)}{\delta w_{I,ip}^{(M-1)}(n)} + j \frac{\delta \xi(n)}{\delta w_{Q,ip}^{(M-1)}(n)} \dots (8)$$

또한 반복 \$n\$에서 계층 \$(M-1)\$을 위한 \$i\$ 번째 노드의 \$p\$ 번째 노드에 연결된 복소 가중치는 식 (9)와 같이 나타낸다.

$$w_{ip}^{(M-1)}(n) = w_{I,ip}^{(M-1)}(n) + jw_{Q,ip}^{(M-1)}(n) \dots (9)$$

위식에서 나타낸 \$I, Q\$는 각각 실수와 허수를 나타낸다.

또한 식(8)에서 나타낸 \$\nabla w_{i,p}^{(M-1)}\$은 식(10)과 같이 다시 나타낼 수 있다.

$$\nabla w_{i,p}^{(M-1)} = -x_p^{(M-1)}(n) [e_{I,i}(n) (u'_{I,i} - ju'_{Q,i}) + e_{Q,i}(n) (v'_{I,i} - jv'_{Q,i})] \dots (10)$$

그러므로 식 (6)에서 나타낸 가중치 갱신 규칙은 식(11)과 같이 다시 나타낼 수 있다.

$$w_{ip}^{(M-1)}(n+1) = w_{i,p}^{(M-1)}(n) + \mu x_p^{(M-1)}(n) [e_{I,i}(n) (u'_{I,i}(n) - ju'_{Q,i}) + e_{Q,i}(n) (v'_{I,i} - jv'_{Q,i})] \dots (11)$$

또한 식(3)에서 나타낸 바이어스 항 \$b\$ 갱신을 위한 규칙도 이와 유사한 방법으로 유도될 수 있다. 그러므로 \$i\$ 번째 노드 \$(M-1)\$ 번째 계층에서 바이어스 항 갱신은 식(12)와 같이 나타낼 수 있다.

$$b_i^{(M-1)}(n+1) = b_i^{(M-1)}(n) + \mu [e_{I,i}(n) (u'_{I,i} - ju'_{Q,i}) + e_{Q,i}(n) (v'_{I,i} - jv'_{Q,i})] \dots (12)$$

지금까지 다계층 퍼셉트론 신경망 계층에서 유도된 위의 식 결과들을 LMS 알고리즘을 이용한 적응형단선 필터의 탭 가중치 조절 메카니즘을 통한 탭 가중치 조절 식(2)에 대입함으로써 식 (13)과 같이 대응되는 것을 알 수 있다.

$$w_{ip}^{(M-1)}(n+1) = w_{ip}^{(M-1)} + \mu x p^{(M-1)} e_i^*(n) \dots (13)$$

IV. 컴퓨터 시뮬레이션 및 결과

적용 등화기에서 왜곡을 생성하는 선형 분산 채널의 적응 등화를 위해 BISP 알고리즘을 이용하며, 모든 데이터는 실수 값으로 가정한다. 그림 3은 적응 등화기 시뮬레이션을 위한 블록도를 나타내고 있다. 그림 3에서 나타난 바와 같이 데이터 발생기는 채널 입력 신호 $u(n)$ 을 발생시키고 상호 심볼간 간섭(ISI)을 일으키는 채널의 출력에 부가적 백색 가우시안 잡음 $v(n)$ 을 더하여 적응 횡단선 등화기에 입력되어 지도록 잡음 발생기에 의해 백색 잡음을 발생시킨다. 적응 등화기는 부가적인 백색 가우시안 잡음이 존재하는 곳에서 채널에 의해 생성되는 왜곡을 정정한다. 또한 데이터 발생기에서 발생된 신호를 지연시킨 후에 순열의 형태로 적응 등화기에 적용하기 위해 원하는 응답에 제공된다. 여기서, 발생된 데이터 순열 $u(n)$ 은 ± 1 을 가진 *Bernoulli* 순열로 구성되어 채널에 입력된 후의 채널 임펄스 응답은 식 (14)과 같다.

$$h_n = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[1 + \cos\left(\frac{2\pi}{W}(n-2)\right) \right], & n=1,2,3 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \dots (14)$$

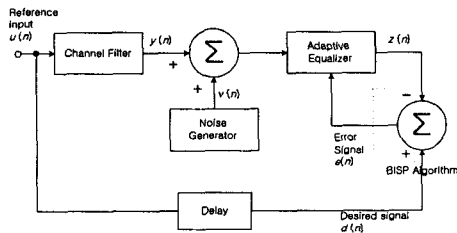


그림 3. BISP 알고리즘을 이용한 적응 채널 등화기 시뮬레이션 블록도

위 식에서 매개변수 W 는 채널에 의해 생성된 왜곡의 진폭 크기와 증가를 나타낸다. 또한 매개변수 W 는 등화기에서 탭 입력 상관 행렬의 고유치 확산 $\chi(R)$ 을 조절하고, 고유치 확산은 W 로 증가된다.

잡음 발생기에서 생성된 부가적 백색 가우시안 잡음 순열 $v(n)$ 은 영-평균과 0.001의 분산 값을 가진다.

적용 횡단선 등화기의 상관 행렬을 나타내기 위해 시간 n 에 대한 등화기의 첫 번째 탭 입력

은 식 (15)와 같다.

$$u(n) = \sum_{k=1}^N h_k a(n-k) + v(n) \dots (15)$$

식 (4)에서 모든 매개변수는 실수 값이다. 그러므로 등화기의 11개 탭 입력 $u(n), u(n-1), \dots, u(n-10)$ 들에 대한 상관 행렬 R 은 11×11 의 대칭 행렬이다. 또한 임펄스 응답 h_n 은 n 이 1, 2, 3 인 경우에 대해 0이 아닌 값을 가지며, 잡음 처리 $v(n)$ 은 영-평균 백색 가우시안이고, 분산은 σ_v^2 이다.

그림 4의 경우 LMS 알고리즘은 반복 계수가 많아 질수록 MSE가 천천히 낮아지는 반면 BISP 알고리즘은 반복 계수가 많아질수록 MSE의 반복 계수가 50이후부터 균등해진다.

그림 5, 6, 7에서는 알고리즘이 실행되기 위한 전처리, 후처리, 출력의 경우의 입력 값의 변화 상태를 보여주고 있다. 그림 6의 경우 LMS 알고리즘은 초기 역전과 자료가 없으므로 차후 점차 낮은 값의 자료를 갖지만 BISP 알고리즘의 경우 원래 신경망의 특성상 균등한 역전과 자료를 가짐을 보여준다.

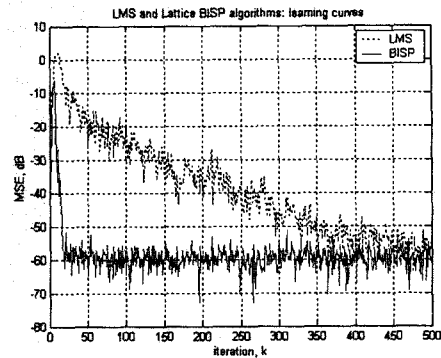


그림 4. LMS & BISP 알고리즘의 평균 자승 에러 학습 곡선

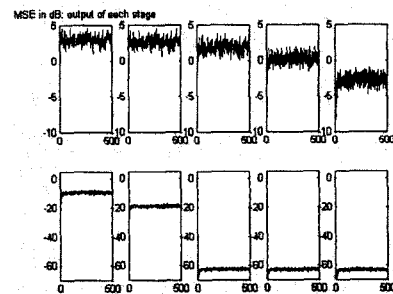


그림 5. 두 알고리즘의 출력 값 변화 상태

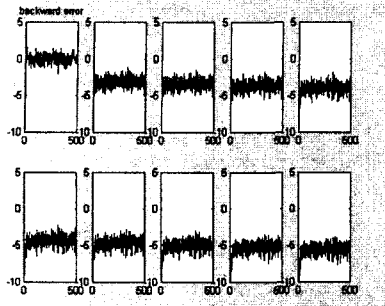


그림 6. 두 알고리즘의 역전파 에러 값 변화 상태

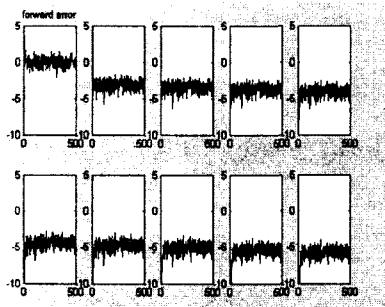


그림 7. 두 알고리즘의 전처리 에러 값 변화 상태

적용 등화기에서 *BISP* 알고리즘을 이용한 컴퓨터 시뮬레이션은 적응 횡단선 필터에서 입력되는 채널의 시간분산을 이용하였으며, 채널의 임펄스 응답은 식(15)를 이용하고 필터의 탭수를 11개로 설정하고 분산값은 0.0001로 하였다. 그림 4에서 나타낸 시뮬레이션 결과는 반복 학습을 300번으로 할 때 *LMS* 알고리즘과 *BISP* 알고리즘의 평균 자승 에러 값을 나타내고 있다. 위 시뮬레이션 결과로부터 *BISP* 알고리즘을 이용하여 탭 가중치 갱신을 통한 평균 자승 에러의 수렴특성이 *LMS* 알고리즘만을 이용한 수렴 특성보다 훨씬 빠르게 수렴되어 감을 알 수 있다. 그러므로 제안된 알고리즘이 채널 임펄스 응답 신호의 심볼간 간섭을 보다 효율적으로 제거할 수 있었다.

V. 결 론

본 연구에서는 원 신호에 대한 복원 신호의 균일한 신호 유지와 채널의 사용을 극대화 하기 위하여 복잡하고 가변적이며 예측하기 힘든 비선형적인 특성을 갖는 부호화기의 비트 발생률 제어를 위한 양자화 매개변수의 결정에 신경망의 학습기능을 이용하여 효율적이고 적응적인

제어 알고리즘의 구현 및 이에 대한 성능 평가를 실시하여 기존의 가중치 수렴 제어 방법과 결과를 비교하였다.

적용 등화기에는 채널 왜곡을 바로 잡기 위해 *LMS* 알고리즘을 사용하여 탭 계수들을 조절하는 적응 횡단선 필터를 이용하였다. 적응 탭 가중치 벡터의 갱신을 통해 빠른 수렴특성을 나타내기 위한 새로운 방식을 제안하였는데 이 방식은 다계층 퍼셉트론 신경망 구조와 *LMS* 알고리즘을 이용하여 탭 가중치 갱신을 통한 간섭 신호를 적응 제어 할 수 있었다. 또한 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 통해 반복 학습에 대한 기존의 *LMS* 알고리즘만을 이용한 평균 자승 에러 수렴 속도보다 제안된 알고리즘의 수렴속도가 훨씬 빠르게 수렴되어짐을 알 수 있다.

참고문헌

- [1] S. U. H Qureshi, "Adaptive Equalization," Proc. IEEE, vol. 73, No. 9, pp.1349-1387, Sep. 1985.
- [2] S.C. Douglas, "Analysis of the multiple-error and block least-mean-square adaptive algorithms," IEEE Trans. Circuits and System II: Analog Digital Signal Processing, vol.42, no.2, pp. 92-101, February 1995.
- [3] Po-An Sung, Kwang-Cheng Chen, "A Linear Minimum Mean Square Error Multiuser Receiver in Rayleigh-Fading Channels", IEEE J. Select. Areas Commun., Vol.14, No.8, pp.1583-1593, Oct. 1996.
- [4] R. A. Iltis and L. B. Milstein, "An approximate statistical analysis of the Widrow LMS algorithm with application to narrowband interference rejection," IEEE Trans. Commun., vol. 33, pp. 121-130, Feb. 1985.
- [5] Norm W.K. Lo, David D. Falconer, Asrar U.H. Sheikh, "Adaptive Equalization for Co-Channel Interference in a Multipath Fading Environment", IEEE Trans. Commun., Vol.43, No2/3/4, Feb./Mar./Apr. 1995, pp.1441-1453