

적응 역전파 알고리즘을 이용한 적응 수신기의 다중 신호 개선

김철영, 장 혁, 석경휴, 나상동

조선대학교 공과대학 컴퓨터공학과

The Multisignal Improvement of Adaptive Receiver using Adaptive Back-Propagation Algorithm

Chul-Young, Kim Hyuk Jang, Kyung-Hyu Suk, Sand-Dong Na

Dept. of Computer Eng. Chosun Univ.

E-mail : sdna@mail.chosun.ac.kr

요 약

이동 통신에서 제한된 대역폭 채널에 내부 심볼 간섭을 감소시키기 위해, 등화기 기법을 필요로 한다. 채널간의 비선형 왜곡을 효율적으로 다루는 대안을 가진 신경망을 사용하여 새로운 활성 함수로 구성된 적응 역전파 알고리즘을 연구한다.

신경망은 적응 역전파 알고리즘을 통해 신호를 복조하도록 학습한다. 특히 수정된 적응 역전파 알고리즘이 근접된 최적 수행성을 갖는 단일 및 다중 사용자 검출을 위한 샘플링 기법은 다중 사용자 환경에서 필요한 수신기들의 수행성을 평가하기 위한 시뮬레이션을 위하여 사용이 된다.

채널간의 비선형 왜곡에 효율적으로 다루기 위한 대안을 가진 신경망을 적용하여 본 논문에서는 새로운 활성 함수로 구성된 적응 역전파 알고리즘을 제안하고, 컴퓨터 시뮬레이션에 의해서 분석된다.

반복적 최소 평균 자승(RLS) 알고리즘을 적용한 기존 수신기 및 적응 역전파 신경망과 비교하여, 채널 왜곡이 비선형 일 때에 비트 에러율(BER)이 현저하게 개선됨을 나타낸다. 적응 역전파 알고리즘 기법을 통해 기존 수신기와 신경망을 사용한 수신기의 수행을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 비교 분석하여 제안된 신경망 수신기의 성능이 우수함을 입증한다.

1. 서론

디지털 통신의 확산 스펙트럼 시스템에서 제한된 채널 대역폭 때문에 발생된 내부 심볼 간섭(ISI : Intersymbol Interference)은 효율적인 주파수 대역폭 사용과 성능 향상에 주된 장애 요인이 된다¹⁾. 따라서 ISI에 의해 왜곡된 디지털 신호를 복원하기 위하여 적응 등화기를 사용하는 것이 필수적이며, 등화 기술에 있어서 최소 평균 자승(LMS : Least Mean Sequence) 알고리즘²⁾ 및 반복적 최소 자승(RLS : Recursive Least Sequence) 알고리즘³⁾과 같은 선형 적응 알고리즘들의 개발이 이루어져 왔다. 그러나 등화기의 출력이 입력의 선형 함수라는 가정 때문에 채널 왜곡이 비선

형일 경우에 대해서는 선형 적응 알고리즘이 성공적으로 개발되지는 못하였다. 이러한 경우에 대하여 비선형 적응 등화 기술이 필요하게 되고 계속해서 개발되어 왔다^{2),3)}. 따라서 비선형 적응 알고리즘 중에 적응 역전파 알고리즘은 구현과 맵핑 능력의 용이성 때문에 중요한 위치를 차지하게 된다.

신경망의 적용은 패턴 인식, 디지털 신호 처리 뿐만 아니라 디지털 통신에서 지속적으로 연구되어 왔다. 그럼에도 불구하고 CDMA 시스템에서 적응 역전파 신경망의 적용은 역확산의 기능, 다중 경로 페이딩에 대한 보정과 간섭에 대한 저항을 결합하지 않고 적응 등화기로서 간주된다.

본 논문은 직접 순차 확산 스펙트럼 이동 통신

시스템의 수신된 신호에서 협대역 간섭과 부가적인 백색 가우시안 간섭을 억압과 다 사용자 검출을 위해 복소수 역전파(CBP : Complex Back Propagation) 알고리즘³⁾과 RLS 알고리즘을 결합한 적응 역전파 알고리즘을 이용한 다계층 적응 신경망 구조(NNAM : Neural Network Adaptive Model)를 제안하였다. 또한 컴퓨터 시뮬레이션 결과에서 최소 자승 알고리즘을 사용한 수신기보다 적응 역전파 알고리즘을 이용한 적응 신경망 구조의 비트 에러율 면적이 적다는 것을 입증한다.

II. CDMA 통신에서 신경망 적응 모델

기존 수신기는 대역 확산 통신에서와 같이 전송 대역폭이 인접 대역폭보다 클 때 주파수 선택성 페이딩 채널에 사용되는 수신기로 다이버시티 효과를 나타낸다. CDMA 시스템에서 사용자들은 채널을 공유하게 되는데 수신기는 여러 사용자가 전송한 신호를 동시에 받으므로 사용자간 간섭 신호가 존재하게 된다.

일반적인 검출기는 사용자마다 상관기를 두는 것이며 이러한 구조는 가능한 모든 지연 경로마다 사용자 신호들간의 상호상관이 거의 없을 때만 가능하다. 그러나 CDMA 채널이 비동기 채널인 경우는 사용자가 임의의 시간에 신호를 보내므로 사용자 신호의 상대적인 지연에 의해서

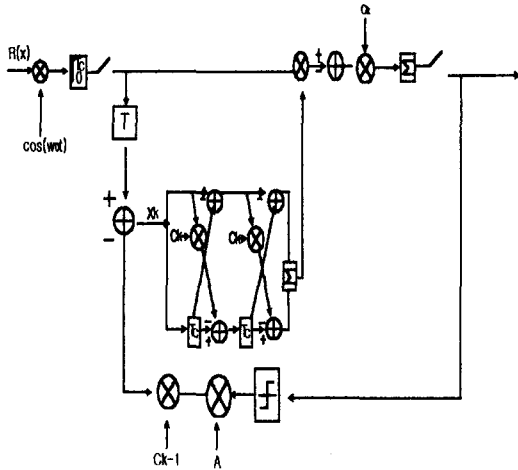


그림 1. 기존 수신기 구조

불가피하게 상호상관이 생기게 되며, 또한 CDMA 채널이 동기 채널인 경우에도 수신단에서

역확산되지 않은 여러 사용자의 간섭 잡음의 레벨이 커지게 되면 사용자 신호들간에 상호상관이 존재하게 된다. 이러한 수신기는 사용자 수의 증가에 따라 복잡도가 지수 함수적으로 증가하며 따라서 복잡도는 사용자 수에 따라 선형적으로 증가하면서 사용자간 간섭 신호를 제어하는 성능을 최적의 다중 사용자 수신기에 가깝도록 하는 연구한다.

다중 사용자 간섭 신호를 검출하는 수신기의 구조는 그림 1과 같고, 채널의 임펄스 응답을 고려하여 k 명의 사용자는 각각 대역 확산 시스템 신호를 같은 주파수 대역으로 전송한다. 송신단에서 각 사용자의 BPSK로 변조된 디지털 신호는 대역 확산되며 각각의 채널 지연과 수신단에서 수신기 출력은 다중 사용자 간섭 신호 제어를 필터에 통과시키고 각 사용자 신호의 결정을 내린다.

적응 역전파 알고리즘 기법은 신경망 응용 분야에 폭넓게 사용되고 있다. 통신에서의 신호 검출은 시간과 코드 영역의 조합으로 무선 대역을 공유하는 것으로 코드 영역에서의 다중 접근의 한 가지 방법은 확산 스펙트럼이며, 이것은 주어진 데이터율 보다 넓은 대역폭을 사용하기 때문에 다계층 신경망에서 학습 법칙으로 EBP(Error Back Propagation)모델을 사용해서 중간층과 각 유닛의 입·출력 특성을 비선형화 하여 수신된 $R(t)$ 는 식 (1)을 이용하여, 주어진 시간동안 망내에 K 개의 활성 전송자들이 있을 때 K 번째의 활성 사용자는 할당된 코드 파형의 집합으로부터 유도된 이진 신호 집합을 전송하게 된다. 식 (1)에서 수신기 K 신호 중에 상대적인 시간 지연은 $\tau_k \in [0, T]$, $k=1, 2, \dots, K$ 로 나타내지고, 추가적인 채널 잡음은 $n(t)$ 로 나타내지며, 송신기 기본 신호 $u_k(t)$, 협대역 간섭 $i(t)$, 백색 가우시안 잡음 $n(t)$, 부가된 신호 $R(t)$ 는 다음과 같다^{2),6),9)}.

$$R(t) = \sum_{k=1}^K \sum_{j=0}^{L-1} a_{jk}(t-jT_c - iT_s)u_k(t-iT_s) + i(t) + n(t)$$

· · (1)

k 번째 사용자의 신호 파형 변조 $S_k(t)$ 는 시간 제한 광대역 신호로 확산 스펙트럼에서

CDMA 시스템에 그 패킷이 할당된 코드열로 부터 유도된다. K 사용자들은 시간 동기화를 유지하므로 시스템 모델에서 모든 사용자들과 관련된 시간 지연은 '0'으로 가정 될 수 있으므로 제안된 신경망 다중 사용자 검출을 나타내기 위해 이진 QPSK 신호를 응용한다. 이런 신호를 사용함으로써 식 (1)에 있는 확산 스펙트럼 신호는 다음 식 (2)과 같다.

$$S_k(t) = A_k a_k(t) \cos(\omega_c t + \theta_k), \quad k=1, 2, \dots, K$$

$$\dots (2)$$

여기서 A_k 는 신호 진폭이고, w_c 는 반송자 주파수이며, $\theta_k \in [0, 2\pi]$ 는 위상각이다. 시간-제한 코드 파형은 $a_k(t)$ 로 나타내지기 때문에 k 번째 사용자에게 할당된 확산 열로부터 유도된다¹²⁾. 그림 2과 같이 비동기 가우시안 채널 양쪽 모두에 다른 신호를 나누는데 신경망을 이용해 사용하므로 사용자들 간섭 억압이 있는 곳에서 다중 사용자의 신호를 검출하는 것은 필터로 수행하므로, 연속적인 입력값이 신경망에서 이루어진다.

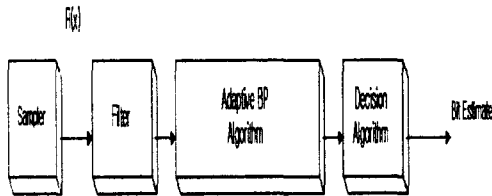


그림 2. 적응 역전파 알고리즘을 이용한 수신기 블럭도

그림 2에서의 구조는 변조 방법이 QPSK라 하면 그림 3와 같은 적응 역전파 알고리즘을 이용한 다중 사용자 검출 구조로 표현된다. 신경망들은 하나의 노드들에 대한 입력층 및 하나 이상의 은닉 노드들에 대한 층과 하나의 출력 노드들에 대한 층으로 구성된다. 원신호 $R(t)$ 가 들어오면 칩 주기만큼 지연되면서, 첫 번째 입력 값은 x , y 의 변수로 주어지며 거기에 가중치 w 가 포함된다.

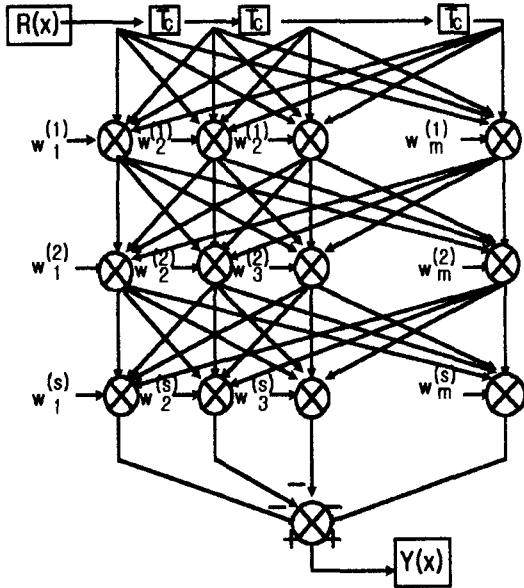


그림 3. 신경망을 이용한 다중 사용자 검출 구조

두 번째 입력은 첫 번째 입력 값에 의한 출력 값이 두 번째 입력 값이 되면서 x, y, w 값들의 매개 변수가 증감을 가지면서 다음 층의 입력값이 되어진다.

각 층에 있는 각 노드는 상위 계층의 모든 노드들에 연결이 되어서 L -층 퍼셉트론에서 l 번째 층, i 번째 노드의 출력의 값은 식 (3)과 같다.

$$v_i^{(l)} = g\left(\sum_{j=1}^{m_{l-1}} \omega_{ji}^{(l)} v_j^{(l-1)} - \omega_{oi}^{(l)}\right), i=1, 2, \dots, m_l, l=1, 2, \dots, L$$

$$\dots (3)$$

신경망을 이용한 사용자 검출 구조에서 적응 역전파 알고리즘의 입·출력의 관계는 식 (4)과 식 (5)에 의해 나타난다.

$$x_j^{(l)} = \sum_{i=0}^{m_{l-1}^{(l)}} w_{ij}^{(l-1)} y_i^{(l-1)} \quad l=2, \dots, L$$

$$\dots (4)$$

$$y_j^{(l)} = \begin{cases} F(x_j^{(l)}), & j=1, \dots, m_{(l)}, l=2, \dots, L \\ x_j^{(l)}, & j=1, \dots, m_{(l)}, l=1 \end{cases}$$

$$\dots (5)$$

여기서, m_l 은 l 층안의 노드 개수이고, l 층의 노드 i 와 $l+1$ 층의 노드 j 사이의 가중치 값이며, $y_j^{(l)}$, $w_{ji}^{(l)}$, $x_j^{(l)}$ 는 $F(\cdot)$ 일 때 모두 비선형 복소수 함수에서 유도된다. 비선형 복소수 함수의 기울기를 제어하는 매개 변수 기울기 이득에 대한 적응 역전파 알고리즘의 출력에 대하여 원하는 출력과 실제 출력 사이의 신호 차이점은 역전파 학습 알고리즘의 규칙에 따라 가중치를 조정한다. 적응 역전파 알고리즘에서 입력 벡터 X 는 식(4)과 같고 T_c 을 표본으로 신호 $R(t)$ 는 수신을 나타내기 때문에 출력 신호는 $T_s(T_s = NT_c)$ 의 비율을 가진 기호가 복원된다. m_l 은 l 번째 층에 있는 노드들의 수를 나타내고, $w_{ji}^{(l)}$ 는 l 번째 층의 i 노드와 첫 번째 계층인 l 번째 층의 j 번째 노드 사이의 연결과 관련된 가중치를 나타내며, $w_{oi}^{(l)}$ 은 시작점과 일치한다. 이는 활성화 함수 $g(\cdot)$ 에 사용되는 비선형성은 시그모이드 함수를 포함한다. 이와 같은 모델에서 $v_j^{(0)}$ 은 망에 대한 j 번째 입력을 나타내며, m_0 는 입력의 총수를 나타낸다. 신경망에서 기존 역전파 알고리즘은 적은 면적의 에러를 가지므로 다중 접근 채널에서 다중 사용자 검출은 역전파 알고리즘을 이용시 은닉층에서도 학습 속도에 따라 간섭이 억압된다.

III. 적응 역전파 알고리즘

복소 입력 벡터, $X_p = (x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pN})^t$ 는 네트워크의 입력 층을 적용한다. 입력단위(또는 PEs)는 은닉층 단위에게 값을 제공하고, j 번째 은닉 단위는 망 입력, W_{ji}^h 은 i 번째 입력 단위로 부터 연결된 복소 가중치이며, θ_j^h 는 편이 값이 되므로 식 (6)과 같다.

$$\text{net}_{ji}^h = \text{net}_{ji,R}^h + \text{net}_{ji,I}^h = \sum_{x=1}^N w_{ji}^h x_x + \theta_j^h$$

$$= \sum_{x=1}^N (w_{ji,R}^h x_{x,R} - w_{ji,I}^h x_{x,I}) + \theta_{j,I}^h + j \sum_{x=1}^N (w_{ji,R}^h x_{x,I} + w_{ji,I}^h x_{x,R}) + \theta_{j,R}^h \quad \dots (6)$$

여기서 "h"는 은닉층의 양을 참조하는 슈퍼 스크립트이며, 서브 스크립트 값의 실제 부분과 가상 부분의 양을 참조하는 "R"이 은닉 노드의 결과이다. 복소 활성화 함수 F 는 f 가 실제 활성화 함수일 때에 식 (7)과 같다.

$$F(x) = f(x_R) + jf(x_I) \quad \dots (7)$$

$$\begin{aligned} \text{net}_{pk}^0 &= \text{net}_{pk,R}^0 + j\text{net}_{pk,I}^0 \\ &= \sum_{j=1}^m w_{kj}^0 i_{pj} + \theta_k^0 \\ &= \sum_{j=1}^m (w_{kj,R}^0 i_{pj,R} - w_{kj,I}^0 i_{pj,I}) + \theta_{k,R}^0 \\ &+ j \sum_{j=1}^m (w_{kj,R}^0 i_{pj,I} + w_{kj,I}^0 i_{pj,R}) + \theta_{k,I}^0 \quad \dots (8) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} O_{pk} &= O_{pk,R} + jO_{pk,I} = F_k^0(\text{net}_{pk}^0) \\ &= f_k^0(\text{net}_{pk,R}^0) + jf_k^0(\text{net}_{pk,I}^0) \quad \dots (9) \end{aligned}$$

출력단위가 $\delta_{pk} = (D_{pk} - O_{pk})$ 일 때에 에러를 결정해야하며, 서브스크립트 "p"가 p번째 트레이닝 벡터를 참조하고, "k"가 k번째 출력단위를 참조한다. D_{pk} 는 출력 값을 요구하기 때문에, O_{pk} 는 실제적인 k번째 단위 결과이다. 에러는 모든 출력단위에 대한 에러 제곱의 합인 복소 알고리즘에 의해 최소화되므로 식 (10)과 같이 계산 유도된다.

$$\begin{aligned} E_p &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \delta_{pk} \delta_{pk}^* \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \langle D_{pk} - f_k^0(\text{net}_{pk,R}^0) - jf_k^0(\text{net}_{pk,I}^0) \rangle - \langle D_{pk}^* - f_k^0(\text{net}_{pk,R}^0) + jf_k^0(\text{net}_{pk,I}^0) \rangle \quad \dots (10) \end{aligned}$$

가중치를 바꾸는 방향을 결정하기 위해서, 계수의 실수부분 및 허수 부분과 관련된 E_p 요소의 음수는 가중치 W_{kj} 가 되므로 식 (11)과 같다.

$$w_{kj}^0(t) = w_{kj,R}^0(t) + jw_{kj,I}^0(t) \quad \dots (11)$$

가중치-갱신 방정식은 양을 결정함으로써 요약 될 수 있고, 식 (12)와 같이 가중치-갱신 방정식은 쓰여질 수 있다.

$$w_{kj}^0(t+1) = w_{kj}^0(t) + \eta \delta_{pk}^0 i_{pk}^* \dots (12)$$

출력 활성 함수 f_k^0 는 은닉층 가중치에 대한 적응 역전파 알고리즘에 대한 가중치 산출 식은 식 (13)과 같이 나타내어진다.

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) - \eta \left(\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^h(t)} + j \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^0(t)} \right) \dots (13)$$

은닉층 에러 기간의 정의에 의해서 가중치 갱신 방정식은 출력층에 대한 것과 비슷하므로 식 (14)와 같다.

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \eta \delta_{pj}^h x_{pi}^* \dots (14)$$

본 논문에서 제안한 복소수 역전파 알고리즘의 기본적인 수식은 출력층과 은닉층의 가중치 개선에 대하여 다음과 같은 수식으로 구성되며, 정리된다.

1. 작은 복합 임의의 수인 가중치를 초기화.
2. 입력 벡터 X_p 를 나타내고, 그리고 출력 벡터가 요구된다.
3. 은닉층 단위인 망-입력 값 net_{mj}^h , 그리고 은닉층으로부터의 출력 i_{mj} 를 계산.
4. 각 출력층 단위와 출력 O_{pk} 인 망-입력 net_{pk}^0 를 계산.
5. 출력 층에 대한 에러 기간과 은닉 층에 대한 에러 기간을 계산.
6. 다음에 의한 출력층의 가중치를 갱신.

$$w_{kj}^0(t+1) = w_{kj}^0(t) + \eta \delta_{pk}^0 i_{pj}^*$$

그리고 다음에 의한 은닉층의 가중치를 갱신.

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \eta \delta_{pj}^h x_{pi}^*$$

IV. 시뮬레이션 결과 및 분석

DS/CDMA 시스템에서 전송률이 매우 큰 통신 시스템의 경우 다중 경로에 의해 발생하는 수신 신호의 감쇠를 보정하기 위해서 적응 역전파 알고리즘을 이용하여 복합 다계층 퍼셉트론의 DS/SS 이동통신에서 수신된 확산 스펙트럼 신호

를 검출하여 RLS 알고리즘을 이용한 기존 수신기와 적응 역전파 알고리즘을 이용한 수신기의 성능을 비교해서 분석한다.

컴퓨터 시뮬레이션에서 사용자가 1이라 가정하고, 각 정보 기호의 길이가 $N = 31$ 인 PN 코드 할당에 의해 변조된 것이라 하면 4 개의 탭을 가지는 주파수 선택 페이딩 채널을 고려하여 5개 활동적인 사용자를 가지는 DS/CDMA 시스템을 시뮬레이션 하였다.

적응 역전파 알고리즘과 RLS 알고리즘 수신기의 성능 비율을 분석하기 위하여 간섭 제어 시스템은 미지의 비선형 플랜트에 요구되는 응답에 대한 입력 신호 $R(x)$ 를 검토하여 차분 방정식으로 기술되는 비선형성의 단일 입출력을 식 (15)와 같은 비선형 동적 시스템에 응용한다.

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \dots (15)$$

단 : $[y(k), u(k)]$ 는 이산 시간 k에서 단일 입출력 플랜트의 입출력 쌍을 나타내므로, 수정된 CBP 에러를 기본으로 한 적응 역전파 알고리즘을 이동통신에서 적용하기 위한 신호 간섭 제어 시스템 블록도는 그림4 과 같다.

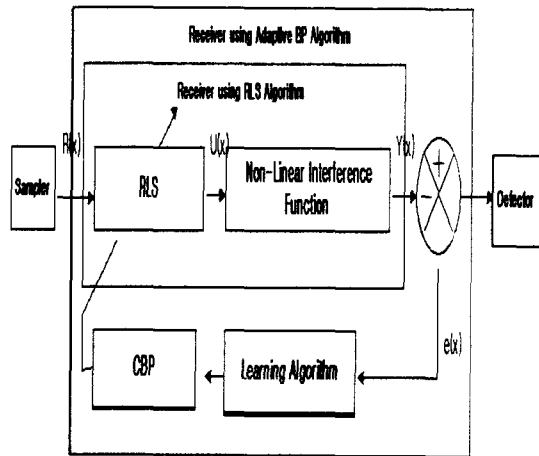


그림 4. 적응 역전파 알고리즘의 비선형 간섭 제어시스템 블록도

그림 4에서 g_s 는 η 와 b 를 나타내며 역전파 학습의 활성화 함수에 새로운 기울기 값으로

오차 진동을 적게 하여 수렴 속도를 빨리 하기 위한 첨가된 모멘텀항이다. 요구되는 출력이 $y_d(k)$ 이고 제어중인 간섭 제어의 실제 출력이 $y(k)$ 일 때 오차 $e(k) = y_d(k) - y(k)$ 이면 제어의 목표는 식 (16)과 같이 제한된 제어 입력 $u(k)$ 를 결정한다.

$$\lim_{k \rightarrow \infty} [y_d(k) - y(k)] = e(k) = 0 \quad \dots (16)$$

간섭 제어 시스템은 차분 방정식으로 식 (17)과 같다.

$$y(k) = f[y(k-1), y(k-2), u(k), u(k-1), u(k-2)] \quad \dots (17)$$

이때 미지의 함수 $F[\cdot]$ 은 식 (18)과 같다.

$$F[\cdot] = [2 + \tanh\{7\pi(y^2(k-1) + y^2(k-2))\}] + e^{-u(k)}/1 + u^2(k-1) + u^2(k-2) \quad \dots (18)$$

그리고 시스템 입력은 $x(k) = \sin(2\pi k/250)$ 이었다. 적용 역전파 알고리즘과 RLS 수신기의 간섭 제어의 성능을 비교해서 그림 5.에 나타냈다. RLS 수신기는 어려움이 높지만 적용 역전파 알고리즘은 입력 신호에 잘 제어됨을 알 수 있고, 또한 적용 역전파 알고리즘의 에러도 역시 RLS 수신기보다 더 작음을 알 수 있다.

기존 수신기는 어려움이 높지만 적용 역전파 알고리즘은 입력 신호에 잘 제어됨을 알 수 있고, 적용 역전파 알고리즘의 에러도 역시 기존 수신기보다 더 작음을 알 수 있다. 또한 그림 6.은 적용 역전파 알고리즘과 기존 수신기의 성능 비율에서 각각 적용 역전파 알고리즘으로 학습된 수신기의 성능이 기존 수신기의 에러 확률보다 적용 역전파 알고리즘의 에러 확률이 더 작음을 보여주고 있다.

그림 5.은 위에서 나타낸 변수를 동일하게 설정한 상태에서 고유치 확산 $\chi(R)$ 은 878.1699으로 고정하여 제안된 재순환 데이터 버퍼 B를 0개, 1개, 4개, 9개를 이용하였을 경우의 적용

역전파 알고리즘을 적용한 시뮬레이션 결과로서 반복 수를 300번으로 할 때 평균 자승 에러 값을 나타내고 있다.

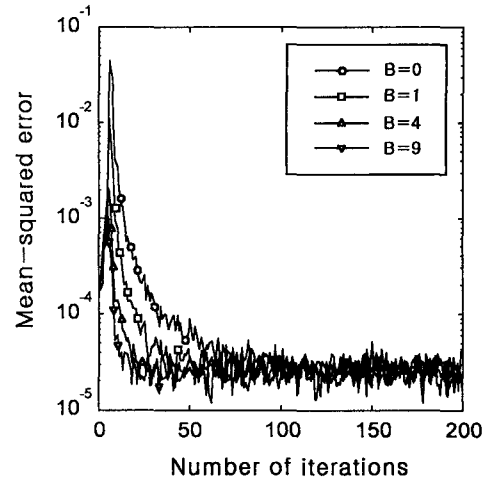


그림 5. 탭 수 M=11, 표준 편차 매개변수 $\sigma=0.01$, 고유치 확산 $\chi(R)=46.8216$, 재사용 데이터 버퍼 B=0, 1, 4, 9를 가진 적용 역전파 알고리즘의 평균 자승 에러 학습 곡선

그림 6.에서 나타낸 시뮬레이션 결과로부터 기존 수신기에 탭 수에 따른 재순환 데이터 버퍼 수를 증가함으로써 데이터 버퍼가 없는 경우의 적용 역전파 알고리즘의 시뮬레이션 결과보다 수렴속도가 B배만큼 점차적으로 개선되어진다는 것을 알 수 있으며, 또한 버퍼 수를 점차적으로 증가시키면 적용 역전파 알고리즘의 평균 자승 에러 비의 학습 곡선이 버퍼 수에 비례하여 개선됨을 알 수 있다.

그림 6.은 제안된 재순환 데이터 버퍼 구조를 가지고 있는 기존 수신기에서 버퍼가 없는 즉 B=0인 상태에서 전형적인 재순환 버퍼 RLS 알고리즘을 이용하였으며, 기존 수신기에서 필터의 실제적인 추정치와 원하는 응답의 차이인 에러를 이용하여 조정된 탭 가중치 벡터를 사용함으로써 채널 왜곡의 정도에 따른 평균 자승 에러의 수렴상태를 삼차원으로 컴퓨터 시뮬레이션 한 결과이다.

그림 6.의 x축은 샘플의 반복 수를 의미하고 300개의 샘플을 설정하고, y축은 진폭의 왜곡(w)의 정도로서 1부터 4까지의 변화값을 주었으며 z축은 평균 자승 에러(MSE)에 로그를 취한 값을 나타내었다. 기존 수신기

의 이상적인 출력과 채널 임펄스 응답의 실제 출력 차이인 에러를 적응 역전파 알고리즘을 이용하여 적응 탭 가중치 벡터를 구함으로써 평균 자승 에러의 수렴 특성을 나타내었다.

그림 6.에서 나타낸 시뮬레이션 결과는 진폭 왜곡에 비례하여 고유치 확산 영역 $\chi(R)$ 의 값의 변화에 대해 반복 수에 따른 평균 자승 에러의 수렴상태를 나타낸 것으로 진폭 왜곡이 커짐에 따라 평균 자승 에러의 값이 증가함을 알 수 있다. 이는 그

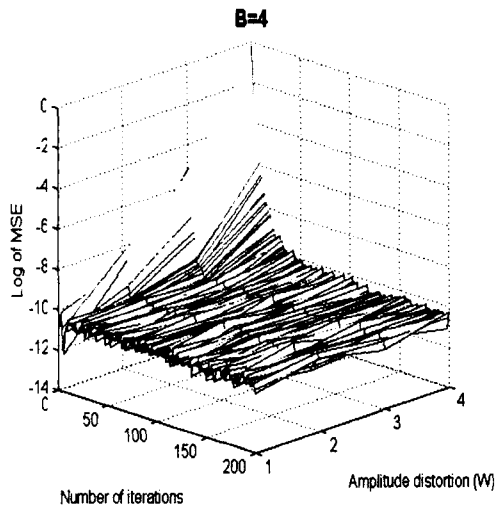


그림 6. 탭 수 $M=11$, 표준 편차 $\sigma=0.01$, 진폭 왜곡 w 에 따른 재사용 데이터 버퍼 $B=4$ 를 가진 적응 역전파 알고리즘의 평균 자승 에러의 학습 곡선 삼차원 시뮬레이션

림 6의 고유치 확산 $\chi(R)$ 에 따른 기존 수신기에서 적응 역전파 알고리즘 학습 곡선의 결과와 부합된다. 또한 시뮬레이션 결과는 필요한 탭 수, 백색 가우시안 잡음 분산 값, 고유치 확산 영역 $\chi(R)$ 을 동일하게 설정할 경우 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 나타내었다.

V. 결론

본 논문은 CDMA 통신에서 적응 역전파 알고리즘을 사용하여 신경망에서의 다중 사용자 신호 개선을 위한 검출 방법의 효율적인 기법을 제시하였다. 신경망 수신기의 에러 가능성은 다른 사용자의 강도와는 독립적이며 관심있는 신호대 잡

음비의 범위에서 기존 수신기보다 우수하다. 신경망 수신기들의 수행성은 고찰된 모든 예들에서 최적화 수신기의 수행성과 비교될 만하다.

기존 수신기에서 적응 역전파 알고리즘을 이용하여 시뮬레이션을 한 결과 다계층 신경망 구조가 기존의 수신기에 비교해서 오차 면적이 적고, 학습시간에 대한 문제점을 해결해가면서 간섭 신호가 억압되었음을 알 수 있다. 또한 시뮬레이션 결과로부터 기존 수신기에 탭 수에 따라 적응 역전파 알고리즘의 평균 자승 에러 비의 학습 곡선이 버퍼 수에 비례하여 개선됨을 알 수 있다. 향후 연구 과제로서는 제안된 알고리즘이 다경로 페이딩 간섭을 보다 효율적으로 억압하여 비트 에러율을 개선 시킬 수 있을 것이라 사료된다.

참고문헌

- [1] W. C. Y. Lee. "Mobile Cellular Telecommunications". McGRA W-HILL CO. 1990
- [2] Janfeng Weng Guagguo Bi Department of Radio Engineering, "A Neral Network based Adaptive Correlator in DS/SS Mobil Communication System" IEEE 45th Vehicular Tech. Vol. 2. pp. 679-684 Julv 1995
- [3] Sang-Dong Na, Hyeon-Seob Cho. " A Stu on Neural-fuzzy Pattern Matching Word Recognition" 'NNASP'93.1993.8
- [4] A. J. Hopfield and D. Tank, "Neural computation of decision in optimization problems," Biol. Cybern., Vol 52, pp141-152, 1985
- [5] B. Aazhang, B.P.Paris, and G. Orsak, "Neural networks for multi-user detection in CDMA communication." IEEE Trans on comm., no.7, pp, 1212-1222, July 1992
- [6] U. Madhow and M, L. Honig, "MMSE interference suppression for direct-sequence spread spectrum CDMA." preprint, October 1992