

웨이브렛 변환을 이용한 적응 등화기의 설계

Design of Adaptive Equalizers Using Wavelet Transform

박 명 훈*, 김 성 환*
(Myoung-Hoon Park*, Sung Hwan Kim*)

요 약

통신 시스템에서 LMS 알고리즘을 이용하여 설계한 적응 등화기는 구조의 간단함과 효율성에 비해 수렴 속도가 느린 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위해 웨이브렛 변환 평면에서 적응 등화기를 설계하여 채널의 왜곡 정도와 필터 차수의 변화에 따른 수렴 속도를 시평면 LMS 알고리즘을 이용해 설계한 등화기와 비교하였다. 시뮬레이션 결과 웨이브렛 평면에서의 적응 등화기가 기존의 등화기보다 우수한 성능 향상을 보였다.

ABSTRACT

In the communication system, adaptive equalizer using LMS algorithm has slow convergence rate in spite of effectiveness and simplicity. In this paper, we designed the wavelet transform based adaptive equalizer to overcome this problem. The performance of this new approach is compared with that of the time domain LMS algorithm by convergence rate with respect to change of channel distortion and filter order. As a result, the wavelet transform based adaptive equalizer shows the improvements in the speed of convergence compared with LMS algorithm based adaptive equalizer.

I. 서 론

통신 시스템에서 신호를 전송할 때, 비이상적인 채널의 특성으로 인해 신호의 진폭 및 위상에 왜곡이 생기게 되며, 이 때문에 수신단에서 원신호를 복원하기가 어려워진다. 이러한 문제는 채널 등화기(channel equalizer)를 이용하여 해결할 수 있다. 적응 등화기는 시간에 따라 변하는 채널의 특성을 추정하여 채널 전달 함수의 역필터(inverse filter)를 구성하여 줌으로써 원신호를 복원 가능하게 해주는 시스템이다. 일반적으로 적응 등화기는 채널의 특성을 파악하기 위한 기준 신호를 필요로 한다[1]. 이 기준 신호는 전 대역에 균일한 스펙트럼을 가지는 신호로, 적응 등화기의 탭의 계수를 최적으로 가깝도록 조정하는데 이용되어 실제 데이터를 전송할 때, 채널의 왜곡을 줄이는 역할을 한다.

과거에는 전화선 채널의 ISI(intersymbol interference)를 줄이기 위해 고정된 계수의 등화기를 사용하였다. 그러나, 시간에 따라 채널의 특성이 변하므로 등화기의 계수를 그에 따라 보정해주는 적응 알고리즘이 요구되었다. Ungerboeck[2]가 LMS(least mean square) 알고리즘을 이용한 적응 횡단(transversal) 등화기의 수렴 특성을 분

석하였으며 Satorius와 Pack[3]은 격자(lattice)구조 알고리즘의 유용성을 보였으나, 이 알고리즘은 구조가 복잡하고 연산량이 많은 단점을 가지고 있어 널리 쓰이지 못하고 있다.

LMS 알고리즘은 연산량이 적고 복잡도가 적은 구현상의 이점이 있어 실제의 시스템에서 많이 쓰이고 있으나, 수렴 속도가 늦은 단점이 있어 고속 통신이나 채널 특성의 변동이 심한 경우에 적합하지 않다. 그러므로, LMS 알고리즘을 쓰는 등화기에서, 고속 전송을 위해서는 등화기 계수의 수렴 시간을 줄여 주어야 한다[4].

본 논문에서는 입력 신호를 웨이브렛 변환(wavelet transform)을 이용하여 신호의 고유치 분포를 줄이고, 대역 분할된 값들을 이용하여 적응 필터링 함으로써 적응 등화기의 수렴 속도를 향상시키는 방법을 제안하였다. 시뮬레이션을 통해 채널의 왜곡 정도와 필터 차수의 변화에 따른 수렴 성능을 정량적인 평균 자승 오차(mean squared error)로 평가하여 기존의 LMS 알고리즘과 제안된 방식을 비교, 검토하였다.

II. 웨이브렛 변환과 적응 등화기

1. 웨이브렛 변환

STFT(short-time Fourier transform)의 시간, 주파수 분

*서울 시립 대학교 전자공학과
접수일자: 1996년 5월 6일

해능의 제한을 극복하기 위한 방법으로 웨이브렛 변환을 이용할 수 있다. 웨이브렛 변환 이론은 신호를 특정한 함수들의 집합(wavelet set)을 가지고 모델링하는 수학적 도구이다. 웨이브렛 함수는 진동하며 평균값이 0인 유한 에너지 함수라고 할 수 있으며, 특정한 하나의 어미 웨이브렛 (mother wavelet)으로부터 발생되는 웨이브렛 함수들의 집합은 임의의 함수를 근사화 하는데 사용될 수 있다. 즉, 임의의 함수는 적당한 가중치를 준 웨이브렛 집합의 각 원소의 선형적 결합으로 근사화될 수 있다. 이 가중치는 웨이브렛 집합의 각 원소에 신호를 투사시켜 얻을 수 있으며, 이를 웨이브렛 변환으로 정의한다. 웨이브렛 변환식은 식 (1)과 같다[5].

$$W_g f(a, \tau) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int f(t) g^* \left(\frac{t-\tau}{a} \right) dt \quad (1)$$

a: 스케일링 파라미터
 τ: 병진 파라미터
 g(t): 어미 웨이브렛 함수

웨이브렛 평면에 투사된 함수는 웨이브렛 역변환을 거쳐 다시 복원될 수 있다. 역변환은 식 (2)와 같다.

$$f(t) = \frac{1}{C_g} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_g f(a, \tau) |a|^{-\frac{1}{2}} g \left(\frac{t-\tau}{a} \right) \frac{d\tau da}{a^2} \quad (2)$$

(1)식에서 시간-스케일 파라미터 a, τ를 이산화함으로써 식 (3)과 같은 이산 웨이브렛 변환을 구할 수 있다.

$$C_{m,n} = \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(k) g_{m,n}^*(k) \quad (3)$$

$$g_{m,n}^*(k) = a_0^{-\frac{m}{2}} g(a_0^{-m} k - nT)$$

$$a = a_0^m, \tau = n a_0^m T$$

g(n)이 이상적인 반대역 저역통과 필터이고 h(n)이 이상적인 반대역 고역 통과 필터이면 두 개의 서브 샘플링 형태로 원신호를 완전하게 표현할 수 있다. 또한 원신호를 복원하기 위해서는 두 신호를 오버 샘플링 후 각각 g'(n)과 h'(n)으로 필터링하고 두 신호를 더하면 된다. 여기서 필터를 FIR(finite impulse response)필터로 가정하면 고역 통과 필터와 저역 통과 필터사이의 관계는 식 (4)와 같다.

$$h(L-1-n) = (-1)^n g(n) \quad (4)$$

여기서 L은 짝수로 필터의 길이이다. 저주파 영역에서 좋은 주파수 분해능을 얻기 위하여 저주파 대역에 대해서만 이러한 과정을 반복한다. 분해 과정을 계속 반복할수록 저주파 대역폭이 반으로 줄어들고, 주파수 분해능은 두 배씩 증가한다. 이 과정을 그림 1에 보였다.

웨이브렛 변환은 관찰 창(window)이 고정되어 있는

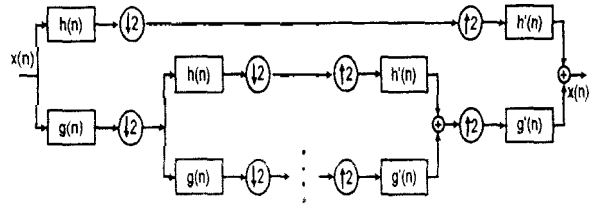


그림 1. 웨이브렛 변환과 역변환
 Fig. 1. Wavelet transform and inverse transform

STFT와 달리, 그림 2와 같이 신호의 주파수 대역에 따라 상대적인 대역폭을 가지게 되어 임의로 시간-주파수 분해능을 조절할 수 있다. 해석 방법을 필터 뱅크의 관점에서 볼 때, 시간 분해능은 해석 필터의 중심 주파수에 따라서 증가해야 한다. 즉, 식 (5)와 같이 Δω는 ω에 비례하게 된다.

$$\frac{\Delta\omega}{\omega} = c \quad c: \text{임의의 상수} \quad (5)$$

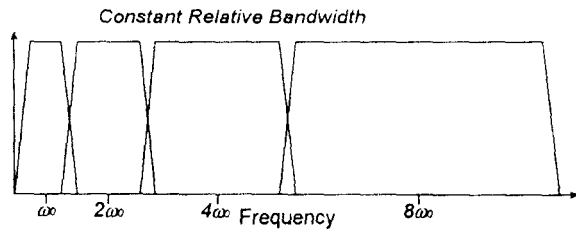


그림 2. 웨이브렛 평면에서의 대역 분할
 Fig. 2. Band division of wavelet transform domain

2. 적응 등화기

기본 통신 시스템에서 이상적이지 못한 채널을 통과한 신호는 왜곡되어 수신된다. 등화기의 목적은 수신된 신호로부터 채널의 왜곡을 없애고 신호를 복원하는 것이다. 채널 등화기는 채널의 전달 함수 Hc(z)의 역함수에 근사한 횡단 필터로서, 그림 3과 같이 간단히 나타낼 수 있다[6].

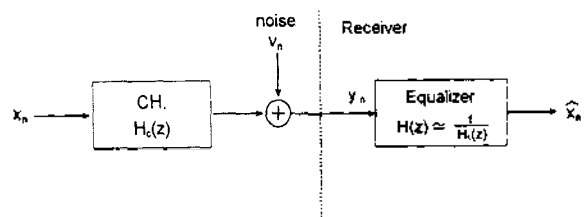


그림 3. 채널 등화기 시스템
 Fig. 3. Channel equalizer system

실제 시스템의 경우, 통신 채널 특성을 알지 못하며 또한 특성이 시간에 따라 변하므로 등화기의 계수가 적응하며 변해야 한다. 즉 적절한 알고리즘을 이용하여 등화기의 탭 계수를 구하고 이 탭 계수를 계속 갱신시켜 나가야 한다.

프레임(frame) 단위로 데이터를 전송할 때에 한 프레임을 구성하는 요소로서는 단순한 정보만이 아니라 정보를 결합하기 위한 정보와 오차 발생시 이를 고치기 위한 패리티 정보도 들어가게 된다. 그리고 등화기를 적용하기 위해서는 여기에 초기의 탭 계수를 구하기 위한 학습 정보가 들어가게 된다. 이를 프레임 상에서 프리앰블(preamble)이라 하는데, 이 프리앰블 기간 동안에 등화기는 이 채널에 가장 최적인 탭 계수를 찾아내야 한다. 여기에 쓰이는 기준 신호는 길이가 비교적 길고 전 대역에 걸쳐 균일한 스펙트럼을 가져야 한다. 이 기준 신호는 적응 등화기의 탭의 계수를 최적에 가깝도록 조정하는데 이용되어 실제 데이터를 전송할 때 채널을 통해 받는 왜곡을 줄이는 역할을 한다.

등화기의 알고리즘의 수렴 속도가 빠르면 빠를수록 이 프리앰블의 수는 줄어들 수 있으므로 데이터 전송 효율을 높이기 위해서는 등화기에서 고속 수렴 알고리즘을 적용하는 것이 필요하다. 그림 4는 적응 등화기의 블록선도이다.

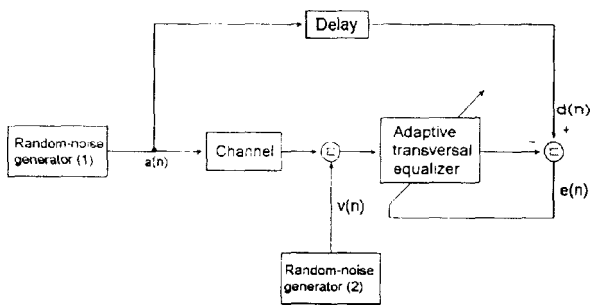


그림 4. 적응 등화기의 블록선도
Fig. 4. Block diagram of adaptive equalizer

이 그림에서 랜덤 잡음 발생기 (1)은 테스트 신호 $a(n)$ 으로서, 채널의 특성을 파악하는데 쓰이며, 랜덤 잡음 발생기 (2)는 가산 백색 잡음(additive white gaussian noise)이다. 테스트 신호는 Delay단을 거쳐 일정하게 지연된 신호 $d(n)$ 이 되고 이 신호와 등화기 출력과의 차이 $e(n)$ 이 구해져 계속 갱신하게 된다. 또한 그림에서 Channel단은 통신 채널, Adaptive transversal equalizer단은 적응 등화기 부분을 나타낸다[8].

III. 웨이브렛 변환을 이용한 적응 등화기의 제안

본 논문에서 웨이브렛 변환을 이용한 대역분할 LMS

등화기를 제안하였다. 즉 웨이브렛 변환을 이용하여 신호를 직교(orthogonal) 변환하고 각 신호 샘플사이의 상관성을 낮추어 변환된 입력 신호의 자기 상관 행렬의 고유치 분포를 줄였다. 이 신호를 LMS필터의 입력으로 사용하여 수렴 속도를 향상시키고자 하였다. 그림 5는 웨이브렛 변환을 이용한 적응 등화기를 나타내고 있다.

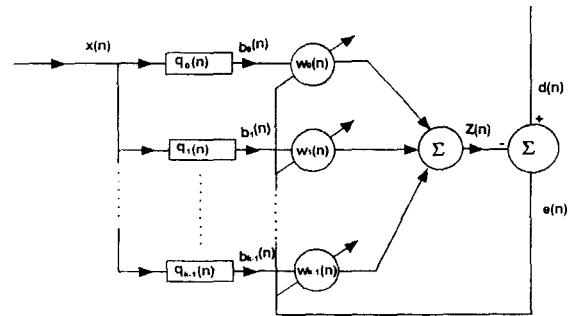


그림 5. 웨이브렛 변환을 이용한 적응 등화기
Fig. 5. Adaptive equalizer using wavelet transform

여기서 $k \times 1$ 벡터 $X(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-k+1)]^T$ 은 채널에 의해 왜곡된 신호에 백색 가우시안 잡음(white gaussian noise)이 더해진 등화기의 입력 신호이고, $d(n)$ 은 기대 신호, $q(n)$ 은 웨이브렛 대역 통과 필터의 임펄스 응답, 그리고 $w(n)$ 은 LMS 필터 계수이다.

LMS 알고리즘의 수렴율은 입력 신호의 자기상관(auto-correlation) $R_x(n) \equiv E[X(n)X(n)^T]$ 의 고유치 분포에 의존한다. 그러므로, 수렴율이 느려지는 것을 피하 위해 입력 벡터 $X(n)$ 을 $R_x(n)^{-\frac{1}{2}} X(n)$ 로 변환시킬 수 있다. 그러나, 이러한 변환은 계산상의 복잡함을 증가시킨다[8].

웨이브렛 변환에 의해 각 입력 신호 벡터들은 서로 상관성이 없으므로 변환된 입력 신호벡터의 자기상관 함수는 대각성분을 제외하고 나머지 부분은 0에 가까운 값을 갖게 된다[5]. 입력 신호 벡터 $X(n)$ 은 웨이브렛 변환을 통하여 웨이브렛 계수 벡터와 원래 입력 신호 벡터의 곱의 형태로 나타내어진다.

$$B(n) = QX(n)^T$$

$$Q = [q_0(n), q_1(n), \dots, q_{k-1}(n)]^T: \text{웨이브렛 계수 벡터} \quad (6)$$

$$B(n) = [b_0(n), b_1(n), \dots, b_{k-1}(n)]^T$$

새로이 형성된 입력 벡터 $B(n)$ 는 웨이브렛 평면상에서 적응 필터 계수 벡터 W_n 와 곱해서 출력값을 형성한다. 이 출력값은 식 (7)과 같다.

$$z(n) = W_n^T \cdot B(n), \quad W_n = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{k-1}(n)]^T \quad (7)$$

이때 따른 오차는 다음 식과 같다.

$$c(n) = d(n) - z(n), \quad d(n): \text{desired signal} \quad (8)$$

필터 계수는 식 (9)에 의해 갱신된다.

$$W_{n+1} = W_n + 2\mu A^{-2} \epsilon(n) B(n) \quad (9)$$

A^{-2} 는 $N \times N$ 대각 행렬로서 이 행렬의 (i, i) 번째 요소는 $B(n)$ 의 i 번째 전력의 추정치이다. 만약 $A^2 F(n) = B(n)$ 을 쉽게 풀 수 있다면, 식 (9)를 식 (10)처럼 다시 쓸 수 있다.

$$W_{n+1} = W_n + 2\mu \epsilon(n) F(n) \quad (10)$$

식 (10)은 일반적인 LMS에서의 적응 필터 계수를 구현한 식과 동일하게 된다. 식 (7)에서 F_k 는 Cholesky 분해 (decomposition)를 이용하여 구할 수 있다. R_x 의 Cholesky 분해를 쓰면 식 (11)과 같다[9].

$$R_x = L^T L \quad (11)$$

$L^{-1} R_x L^{-1}$ 의 모든 고유치는 1이다. 그러므로, 웨이브렛 변환한 새로운 입력 벡터 $B(n)$ 의 자기상관 행렬 R_B 에 대한 고유치 분포는 본래의 입력 신호 벡터의 상관 행렬의 고유치 분포에 비해 작아진다. 이는 LMS 알고리즘에서 수렴율을 크게 증가시키는 역할을 한다. 대부분의 경우에 있어 새로운 입력 벡터 $B(n)$ 의 자기상관 행렬 R_B 는 규칙적인 형태를 띠고 있기 때문에, 대단히 적은 연산량으로 Cholesky low triangular 행렬에 근사화시켜 효과적으로 F_k 를 얻을 수 있다.

연산량면에서 데이터수가 N 개일 때 M 차 LMS를 수행할 경우 $2M \times N$ 정도의 연산량이 요구되고, 같은 데이터를 웨이브렛 변환하는데는 D4 웨이브렛을 사용할 경우 $4 \times 2N$ 의 연산량이 필요하다. 그러므로 이 데이터를 M 차 WTLMS를 수행하는 때는 $2M \times N + 4 \times 2M \times N = 10MN$ 의 연산량이 필요하게 된다. 결국 시평면 LMS에 비해 약 5배 정도의 연산량이 요구된다.

본 논문에서는 분할된 대역에 따라 대역의 특성을 고려하여 수렴 상수 μ 를 0.01~0.1 사이에서 다르게 인가하였다. 저주파 대역의 신호들은 시간에 따라 변화량이 작으므로 수렴 상수를 작게 주고, 고주파 대역에서는 시간에 따른 신호의 변화량이 크므로 μ 를 저주파 대역보다 크게 주어 필터의 효율을 좋게 하였다.

IV. 시뮬레이션 및 결과 고찰

1. 시뮬레이션 방법

본 논문에서는 어미(mother) 웨이브렛으로 연산량이 적고, 가장 널리 사용되고 있는 Daubechies의 D4 웨이브렛(계수: $c(1) = 0.482962$, $c(2) = 0.836516$, $c(3) = 0.224143$,

$c(4) = 0.129409$)을 사용하였다. 시뮬레이션을 위하여 채널로서 전화선을 이산 시간 모델링하여 사용하였다. ISI (intersymbol interference)가 있는 채널의 임펄스 응답은 다음 식과 같이 표현될 수 있다[8].

$$h_i(n) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[1 + \cos \left(\frac{2\pi}{d} (n-2) \right) \right], & n = 1, 2, 3, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

여기서 변수 d (distortion parameter)는 채널에 의해 생기는 왜곡량의 정도를 나타내는 파라미터로 d 가 증가함에 따라 왜곡이 증가한다. 또, 이에 따라 동화기에 들어오는 입력의 상관행렬(correlation matrix)의 고유치 분포도 증가한다.

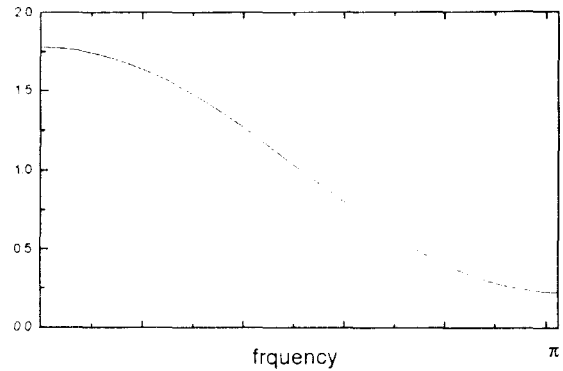


그림 6. 채널의 주파수 특성($d = 3.5$)
Fig. 6. Frequency characteristics of the channel ($d = 3.5$)

그림 3에서 채널의 입력으로 쓰이는 랜덤 시퀀스(random sequence) $\{a(n)\}$ 은 ± 1 의 값을 갖고, 평균값은 0이다. 입력 신호의 파형은 그림 7과 같다. 그리고 랜덤시퀀

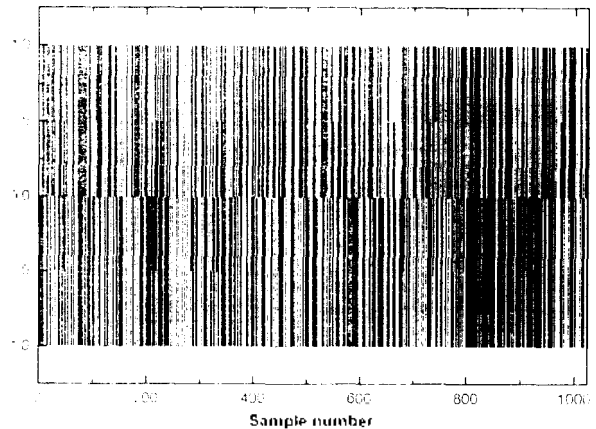


그림 7. 입력 신호 파형
Fig. 7. Input signal waveform

신호 $v(n)$ 은 가산 백색 잡음으로써 평균값이 0이고 분산은 $\sigma^2 = 0.001$ 로 하였다[10].

그림 8은 통신 채널을 통과한 후의 왜곡된 파형에 백색 잡음이 더해진 신호이다.

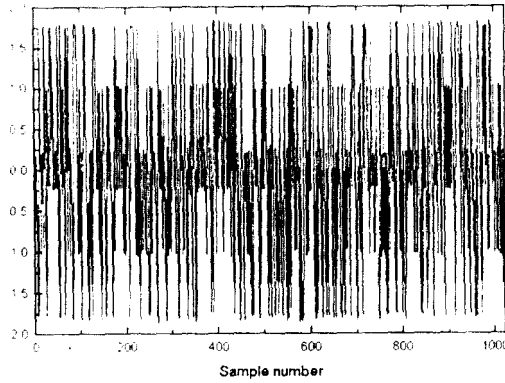


그림 8. 왜곡된 신호의 파형(d=3.5)
Fig. 8. Distorted signal waveform (d=3.5)

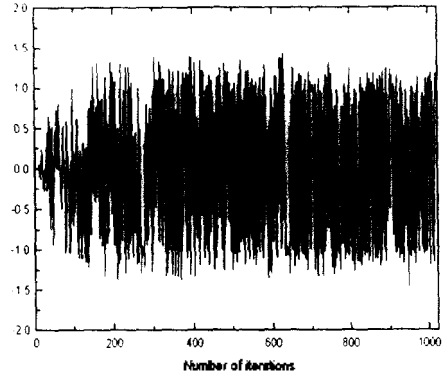
본 연구에서 LMS 알고리즘의 기대 신호는 최적의 차수(11차)와 식 (9)에서 채널 모델링에 사용되는 n 값을 고려해서 가장 적절한(7샘플) 지연을 주어 만들었다[8]. 시뮬레이션의 결과는 시퀀스 n 에 따른 오차의 제곱을 구하고, 이러한 시행을 100번 독립 시행을 해서 평균을 취하였다. 이 결과를 앙상블(ensemble) 평균을 구해 그래프로 나타내었다. 본 시뮬레이션에서는 ISI에 의한 채널 왜곡 현상뿐만 아니라 가산 백색 잡음에 의한 영향도 고려해서 적응 등화기 입력 신호의 신호 대 잡음비를 30dB와 20dB로 주어 성능을 평가하였다.

2. 결과 고찰

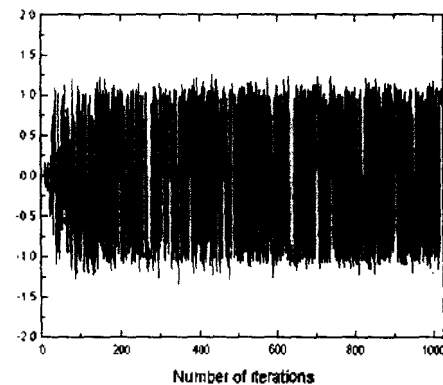
본 연구에서 시뮬레이션은 채널 왜곡이 작은 경우($d=2.67$)와 왜곡이 큰 경우($d=3.5$), 가산 백색 잡음이 큰 경우(20dB)와 작은 경우(30dB), 그리고 LMS 필터의 차수는 알고리즘의 최적 차수인 11차로 하였고, WTKNS(wavelet transform LMS) 필터의 차수를 8차 및 4차로 변화시켜가면서 수행하였다. 8차인 경우는 입력 신호를 8샘플씩 웨이블릿 변환하여 LMS 필터의 입력으로 사용한 것이고, 4차인 경우는 4샘플씩 웨이블릿 변환하여 LMS 필터의 입력으로 사용한 것이다.

그림 9는 d 가 3.5일 때 LMS와 WTLMS 필터의 출력 신호를 나타내고 있다. WTLMS 필터를 통과한 신호가 LMS 필터를 통과한 신호에 비해 초기 수렴 속도가 빠르고 정상 상태의 응답이 양호함을 알 수 있다. 또한 채널 왜곡이 큰 경우에 WTLMS의 수렴율이 LMS에 비해 많은 향상을 보였다.

그림 10은 신호 대 잡음비가 30dB일 때 채널 왜곡과 필



(a)



(b)

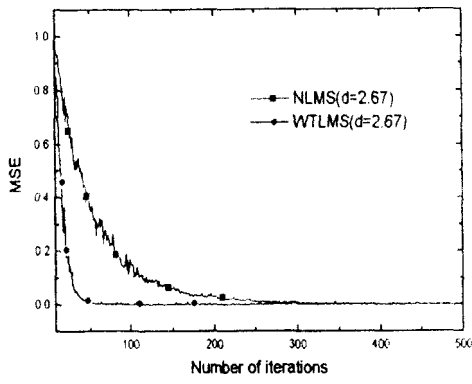
그림 9. 적응 등화기의 출력 신호
(a) LMS 필터(차수: 11차, $\mu: 0.075$)
(b) WTLMS 필터(제안한 방법) (차수: 8차, $\mu: 0.1$)

Fig. 9. Output signal of adaptive equalizer
(a) LMS filter(order: 11, $\mu: 0.075$)
(b) WTLMS filter(proposed method)(order: 8, $\mu: 0.1$)

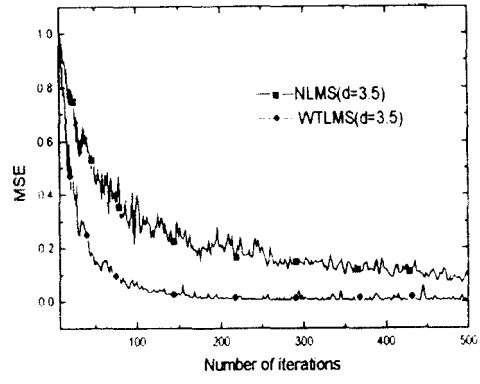
터 차수에 따라 적응 등화기 출력 신호의 오차 제곱의 평균을 비교한 것이다. 채널 왜곡에 따라 다소 차이는 있지만 WTLMS 알고리즘을 이용한 적응 등화기의 수렴 속도가 LMS 알고리즘을 이용한 적응 등화기에 비해 빠름을 알 수 있다. 또한 WTLMS 필터의 차수를 변화시켜 4차와 8차로 수행하였을 때 성능에는 큰 변화가 없음을 알 수 있다.

그림 11은 신호 대 잡음비가 20dB일 때 채널 왜곡에 따라 적응 등화기 출력 신호의 오차 제곱의 평균을 비교한 것이다. 30dB일 때 보다 오차가 커졌지만 WTLMS 알고리즘을 이용한 적응 등화기의 수렴 속도가 LMS 알고리즘을 이용한 적응 등화기에 비해 빠름을 알 수 있다.

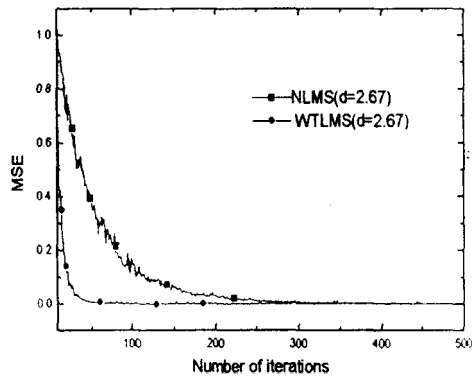
이상의 시뮬레이션 결과, 본 논문에서 제안한 적응 등화기가 기존의 시뮬레이션 LMS 알고리즘을 이용한 적응 등화기에 비해 채널 왜곡과 가산 백색 잡음에 대하여 수렴



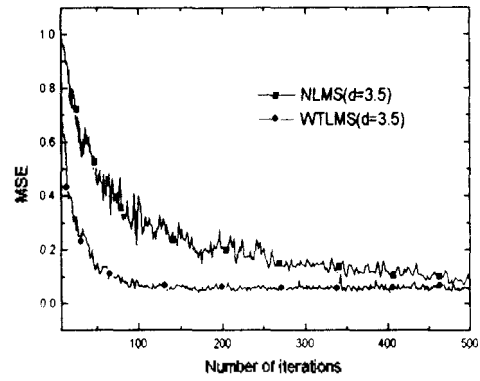
(a)



(b)



(c)



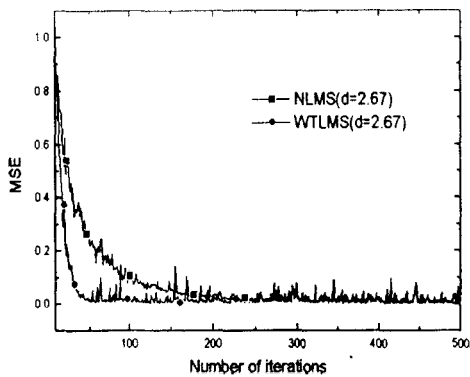
(d)

그림 10. WTLMS와 LMS 적응 등화기의 학습 곡선(SNR = 30dB)

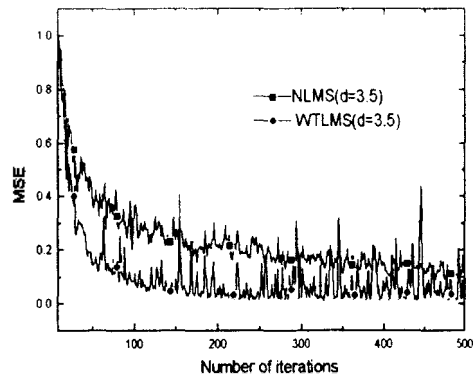
- (a) LMS: 11차, WTLMS: 8차, $d = 2.67$
- (b) LMS: 11차, WTLMS: 8차, $d = 3.5$
- (c) LMS: 11차, WTLMS: 4차, $d = 2.67$
- (d) LMS: 11차, WTLMS: 4차, $d = 3.5$

Fig. 10. Learning curves for WTLMS and LMS based adaptive equalizer (SNR = 30dB)

- (a) LMS: 11th order, WTLMS: 8th order, $d = 2.67$
- (b) LMS: 11th order, WTLMS: 8th order, $d = 3.5$
- (c) LMS: 11th order, WTLMS: 4th order, $d = 2.67$
- (d) LMS: 11th order, WTLMS: 4th order, $d = 3.5$



(a)



(b)

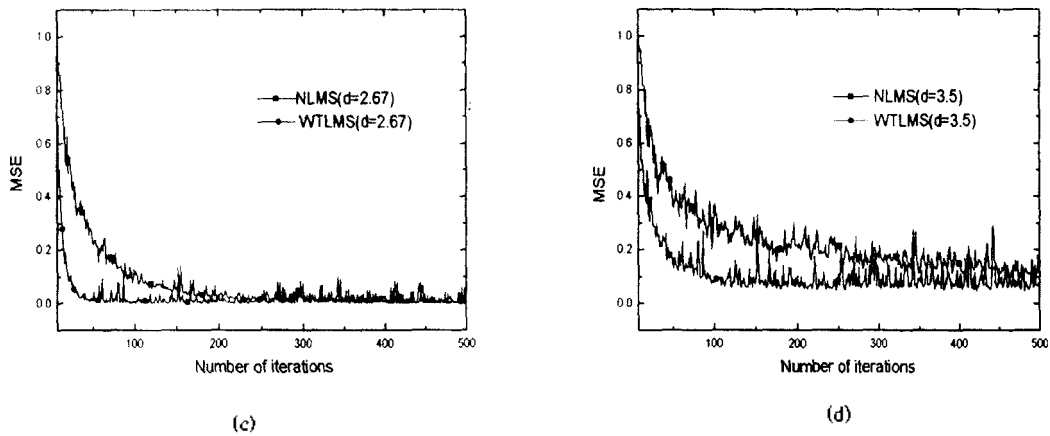


그림 11. WTLMS와 LMS 적응 등화기의 학습 곡선(SNR = 20dB)

- (a) LMS: 11차, WTLMS: 8차, d: 2.67
- (b) LMS: 11차, WTLMS: 8차, d = 3.5
- (c) LMS: 11차, WTLMS: 4차, d: 2.67
- (d) LMS: 11차, WTLMS: 4차, d = 3.5

Fig. 11. Learning curves for WTLMS and LMS based adaptive equalizer (SNR = 20dB)

- (a) LMS: 11th order, WTLMS: 8th order, d = 2.67
- (b) LMS: 11th order, WTLMS: 8th order, d = 3.5
- (c) LMS: 11th order, WTLMS: 4th order, d = 2.67
- (d) LMS: 11th order, WTLMS: 4th order, d = 3.5

속도의 성능 개선이 있음을 알 수 있었다. 또한 WTLMS 필터 차수의 변화에 따라서는 4차나 8차 모두 비슷한 결과를 얻을 수 있었고, d값이 클수록 시평면 LMS에 비하여 더 나은 성능을 나타내었다.

V. 결 론

본 연구에서는 고유치 분포가 큰 환경에서 빠른 수렴성을 얻기 위해 입력 신호를 웨이브렛 변환하여 서브밴드로 분할하고 적응 필터링하는 새로운 적응 등화기의 구조를 제안하였다. 제안된 방법은 채널을 통과하여 왜곡된 입력 신호를 웨이브렛 변환하여 입력 신호의 고유치 분포를 감소시키고, 웨이브렛 변환에 의하여 대역 분할된 값들을 이용하여 주파수 대역별로 서로 다른 수렴상수값을 인가하여 적응 필터링하는 알고리즘으로 이루어졌다.

시뮬레이션 결과 채널의 왜곡이 큰 경우에 상대적으로 효율이 좋음을 알 수 있었으며 수렴성은 제안된 필터 구조가 채널 자체의 왜곡과 가산 백색 잡음에 의한 왜곡이 클 때와 작을 때 모두 기존의 LMS 알고리즘보다 빠르게 수렴함을 보였다.

이러한 필터 구조는 반향 제거, 자동차 소음 제거, 적응 라인 인핸서(line enhancer), duct 잡음 제거 등에 유용하게 사용될 수 있으리라 생각된다. 또한 웨이브렛 변환 때문에 생기는 연산량의 증가는 웨이브렛 변환 전용 칩을 사용하면 극복할 수 있으리라 사료된다.

참 고 문 헌

1. S. U. H. Qureshi, "Adaptive Equalization," Proc. IEEE, vol. 73, pp. 1349-1387, Sep. 1985.
2. Ungerboeck, G. "Theory on the speed of convergence in adaptive equalizers for digital communication," IBM J. Res. Dev., vol. 16, 546-555, 1972.
3. Satorius, E. H., and J. D. Pack "Application of least squares lattice algorithms to adaptive equalization," IEEE Trans. Commun., vol. COM-29, pp. 136-142, 1981.
4. J. G. Proakis, Digital Communications, McGraw-Hill, chap. 6, 1989.
5. O. Rioul and M. Vetterli, "Wavelets and Signal Processing," IEEE SP Magazine, vol.8, no.4, pp.14-38, Oct. 1991.
6. S. J. Orfanidis, Optimum Signal Processing, McGraw-Hill, chap. 7, 1988.
7. T. J. Wang, "Complex-valued Ghost Cancellation reference Signal for TV Broadcasting," IEEE, Trans. Consumer Electronics, vol. CE-37, pp. 731-746, Nov. 1991.
8. B. Widrow and S. D. Stearns, Adaptive signal processing, Prentice-hall, 1985.
9. S. Hosur and A. H. Tewfik, "Wavelet transform domain LMS algorithm," IEEE, ICASSP, vol. 3, pp. 508-510, 1993.
10. S. Haykin, Adaptive Filter Theory, Prentice-Hall, chap. 1-9, 1991.

▲ 박 명 훈(Myoung-Hoon Park) 1971년 2월 24일생



1994년 2월: 서울 시립대학교 전자공
학과 졸업(공학사)

1996년 2월: 서울 시립대학교 전자공
학과 대학원 졸업(공학
석사)

1996년 2월~현재: 삼성항공 정밀기
기연구소 연구원

▲ 김 성 환: 제15권, 제1호 참조