

논문 2016-53-7-1

## 수정된 DD LMS 알고리즘

( A Modified Decision-Directed LMS Algorithm )

오 길 남\*

( Kil Nam Oh<sup>©</sup> )

## 요 약

자기적응 등화기의 최적화에 널리 사용되는 결정지향(decision-directed: DD) least mean square(LMS) 알고리즘의 수정된 형태를 제안하고, 수정된 형태가 기존 알고리즘의 초기 수렴 특성을 크게 개선함을 보인다. 기존 DD LMS는 등화기 출력과 그에 대한 양자화 값의 차이를 오차로 간주하고, 오차의 제곱을 비용 함수로 하여 등화기 계수에 대해 이를 최소화함으로써 등화기의 최적화를 달성한다. 이 오차 발생 방법은 이진 신호 또는 단일레벨 신호에 유용하나, 다치레벨 신호의 경우 등화기의 초기화에는 효과적이지 못하다. 수정된 DD LMS에서는 오차 발생을 수정하여 이 문제를 해결하였다. 다치레벨 신호를 대상으로 한 모의실험을 통해 심볼간 간섭에 의한 왜곡과 부가 잡음 하에서 수정된 DD LMS의 유용성과 성능을 검증하였다.

## Abstract

We propose a modified form of the decision-directed least mean square (DD LMS) algorithm that is widely used in the optimization of self-adaptive equalizers, and show the modified version greatly improves the initial convergence properties of the conventional algorithm. Existing DD LMS regards the difference between a equalizer output and a quantization value for it as an error, and achieves an optimization of the equalizer based on minimizing the mean squared error cost function for the equalizer coefficients. This error generating method is useful for binary signal or a single-level signals, however, in the case of multi-level signals, it is not effective in the initialization of the equalizer. The modified DD LMS solves this problem by modifying the error generation. We verified the usefulness and performance of the modified DD LMS through experiments with multi-level signals under distortions due to intersymbol interference and additive noise.

**Keywords** : modified decision-directed, LMS, error signal, cost function, multi-level signal, CMA

## I. 서 론

디지털 통신에서 대역제한 채널을 통한 전송은 intersymbol interference(ISI)의 영향으로 수신 성능의 저하를 초래한다. 이를 극복하기 위해 적용되는 방법이 수신단에 적응 등화기를 사용하는 것이다. R.W. Lucky<sup>[1]</sup>에 의해 적응 등화기가 발명되면서부터 least mean square(LMS) 알고리즘이 적응 등화기의 최적화에 응용되어 왔다. B. Widrow와 M.E. Hoff에 의해 고안된

LMS 알고리즘<sup>[2,3]</sup>은 적응 등화기에서 mean square error(MSE)를 반복적으로 최소화하는데 널리 사용되는 stochastic gradient descent 탐색 방법이다<sup>[4,5]</sup>.

LMS 적응 등화기에서 MSE 오차를 발생하기 위해서는 원하는 응답(desired response)이 필요하며, 이를 얻는 한 방법이 Lucky가 고안한 결정지향(decision-directed: DD) 알고리즘이다<sup>[5]</sup>. DD는 원하는 응답을 외부에서 공급받지 않는 자기적응 등화의 한 방법으로 사용된다<sup>[6]</sup>.

DD에서는 적응 등화기의 출력을 양자화 해서 원하는 응답을 얻는다<sup>[5]</sup>. 즉 등화기 출력을 양자화 한 값과 등화기 출력 간의 차이를 오차로 형성한다. 그러므로 이진 전송이든 다치레벨( $M$ -ary,  $M > 2$ ) 전송이든 등화기 출력과 이와 가장 인접한 신호점 간의 차이가 오차가 되며, 이때 신호점의 레벨 정보는 오차에 반영되지

\* 평생회원, 광주대학교 보건의료공학과 (Dept. of Healthcare & Medical Engineering, Gwangju University)

© Corresponding Author (E-mail: knoh@gwangju.ac.kr)

※ 이 연구는 2016년도 광주대학교 대학 연구비의 지원을 받아 수행되었음.

Received ; September 20, 2015 Revised ; July 5, 2016

Accepted ; July 7, 2016

않는다. 따라서 어떠한 레벨의 등화기 출력의 경우에도 그 신호점 레벨에 무관하게 오차의 절댓값 범위는 0 ~ 1 사이가 된다.

이와 같은 오차 발생은 이진 신호점 또는 단일레벨 신호점에서는 문제가 되지 않는다. 그러나 DD는 이진 신호뿐만 아니라 다치레벨 신호의 등화에도 널리 적용된다. 그러므로 다치레벨 신호에 대한 등화에서와 같이 매 iteration에서 발생한 오차가 등화기를 갱신하는 문제에서, 즉 하나의 기준이 아닌 여러 기준에 의해 발생된 오차에 의해 DD를 수행하는 상황에서, 등화기 출력의 양자화 값 또는 상대적 레벨을 오차에 고려하지 않는 것은 다치레벨 신호 등화에서는 문제가 될 수 있다.

본 논문에서는 기존 DD 오차의 문제점을 해결하는, 수정된 DD 오차를 제안한다. 수정된 DD 오차를 적용한 새로운 DD LMS 알고리즘은 초기화 능력을 가지며, 등화기 초기화에서부터 정상상태 수렴에 이르기까지 만족스러운 성능을 보임을 확인한다.

## II. 실수 및 복소 LMS 알고리즘

채널  $h$ 와 부가 잡음  $\nu_k$ , 조절 가능한 계수를 갖는 등화기  $W_k$ , 그리고 등화기 갱신을 위한 LMS 알고리즘 등의 연결 모델에서, 채널 영향을 상쇄하기 위해 등화기는 그 전달 함수가 채널 전달 함수의 역이 되도록 반복적으로 계수를 갱신하여 최적 설정에 도달한다.

시간  $k$ 에서 등화기 출력을  $y_k$ , 원하는 응답을  $d_k$  라 하면 오차  $e_k$ 는

$$e_k = d_k - y_k = d_k - X_k^T W_k \quad (1)$$

이다. 여기서  $y_k = X_k^T W_k = W_k^T X_k$ 이며,  $(\cdot)^T$ 는 벡터의 전치(transpose)를 나타낸다. 원하는 응답  $d_k$ 는 학습 시퀀스(training sequence) 또는 판정 장치의 출력이 될 수 있다.  $X_k = [x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-L+1}]^T$ 는 등화기 입력 신호 벡터,  $W_k = [w_{0,k}, w_{1,k}, \dots, w_{L-1,k}]^T$ 는 계수 벡터이며,  $L$ 은 등화기 계수의 길이이다.

등화기를 최적화하기 위해 MSE 비용 함수(cost function)가 사용된다. 먼저 MSE 비용 함수  $J_k$ 를 다음과 같이 오차의 제곱에 대한 기댓값으로 정의한다.

$$J_k = E[e_k^2] \quad (2)$$

여기서  $E(\cdot)$ 는 송신 신호점 집합의 모든 원소에 대한 기댓값을 뜻한다. 그러나 비용 함수  $J_k$ 를 계수 벡터  $W_k$ 에 대해 최소화하기 위해 (2)의 기댓값 대신 현재 값만을 사용한 순시(instantaneous) gradient  $\hat{\nabla}_{W_k} J_k$ 를 이용하면

$$\hat{\nabla}_{W_k} J_k = \hat{\nabla}_{W_k} [e_k^2] = -2e_k X_k \quad (3)$$

가 된다. 이 순시 gradient를  $W_k$ 에 대한 보정 항으로 사용하여  $W_k$ 의 갱신 알고리즘을 얻을 수 있다. 즉

$$\begin{aligned} W_{k+1} &= W_k - \mu \hat{\nabla}_{W_k} J_k \\ &= W_k + 2\mu e_k X_k \end{aligned} \quad (4)$$

이다. 이것이 LMS 알고리즘의 실수 형태이다<sup>[7]</sup>.

실수 LMS 알고리즘을 복소 신호(complex-valued signals)로 확장하기 위해, 모든 신호를 그 실수 성분과 허수 성분으로 분리하고, 오차를 복소 형태로 쓰면,

$$\begin{aligned} e_k &= e_{k,R} + j e_{k,I} \\ &= d_{k,R} - y_{k,R} + j(d_{k,I} - y_{k,I}) \end{aligned} \quad (5)$$

가 된다<sup>[8]</sup>. 다시 MSE 비용 함수  $J_k = E[e_k e_k^*]$ 에 대해 계수 벡터  $W_k$ 의 실수 및 허수 성분 각각에 대한 순시 gradient,  $\hat{\nabla}_{W_{k,R}} J_{k,R}$ 과  $\hat{\nabla}_{W_{k,I}} J_{k,I}$ 를 구하면

$$\begin{aligned} \hat{\nabla}_{W_k} J_k &= \hat{\nabla}_{W_{k,R}} [e_k e_k^*] + \hat{\nabla}_{W_{k,I}} [e_k e_k^*] \\ &= -2e_k X_k^* \end{aligned} \quad (6)$$

이다. 여기서  $(\cdot)^*$ 는 complex conjugate을 나타낸다. 그러면 LMS 알고리즘의 복소 형태는 다음으로 된다<sup>[8]</sup>.

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu e_k X_k^* \quad (7)$$

갱신 식에서 보듯이 LMS 알고리즘은 오직 한 iteration의 오차  $e_k$ 에 의해서만 등화기를 적응시킨다. 오차 발생에 필요한 원하는 응답을 어떻게 제공하는가가 본 논문에서 다루고자 하는 점이다.

### III. 수정된 DD LMS 알고리즘

LMS 알고리즘을 사용하여 적응 등화기를 갱신 시, 학습 시퀀스가 사용되지 않는 자기적응 등화기에서는 흔히 등화기의 출력을 송신 신호점 중의 하나로 판정해서 이를 원하는 응답으로 삼기 때문에 이를 판정의거(decision-directed: DD) LMS 알고리즘이라고 한다. 이때 판정은 등화기 출력  $y_k$ 를 양자화 하는 것이다<sup>[4]</sup>.

여기에서는 간략한 서술을 위해 실수의 신호와 채널을 다루나, 복소 신호와 채널에도 그대로 확장된다. 2-PAM 신호와 같은 이진 전송, 즉 송신 신호점이 두 레벨,  $s_k \in \{-1, +1\}$ 인 경우 양자화 값 또는 신호 추정을  $\hat{s}_k$ 이라 하면 원하는 응답과 DD 오차와 비용 함수는 각각 다음과 같다.  $\text{sgn}(\cdot)$ 은 signum 함수이다.

$$d_k = \hat{s}_k = \text{sgn}(y_k) \quad (8)$$

$$e_k^{\text{dd}} = d_k - y_k = \text{sgn}(y_k) - y_k \quad (9)$$

$$J_k^{\text{dd}} = E[(e_k^{\text{dd}})^2] \quad (10)$$

4-PAM 신호와 같은 4-레벨 전송, 즉 송신 신호점이  $s_k \in \{-3, -1, +1, +3\}$ 인 경우, 원하는 응답과 오차는 각각 다음과 같다.

$$d_k = \hat{s}_k = \text{dec}(y_k) \text{sgn}(y_k) \quad (11)$$

$$e_k^{\text{dd}} = d_k - y_k = \text{dec}(y_k) \text{sgn}(y_k) - y_k \quad (12)$$

여기서  $\text{dec}(\cdot)$ 는 임계 판정 장치에 의한 최인접 신호점 판정을 나타낸다.

그런데 2-PAM과 4-PAM의 경우에서 오차의 범위는 (9)와 (12)로부터 알 수 있고, 모든 신호점에서  $|e_k^{\text{dd}}| \leq 1$ 로 한정된다. 이와 같이 DD는 등화기 출력 또는 그 양자화 값의 상대적 레벨에 무관하게 오차의 절대적 범위를 제한한다. 이러한 사실은 오차에 대응하는 비용 함수에서도 확인할 수 있다. 즉 DD의 경우 MSE 비용 함수  $J_k^{\text{dd}}$ 의 순시값의 범위도 0 ~ 1로 제한된다.

이와 같이 등화기 출력과 그 최인접 신호 간의 차이를 오차로 형성하는 DD 방법에서는 등화기 출력 또는 양자화 값의 레벨에 상관없이 오차의 범위가  $|e_k^{\text{dd}}| \leq 1$ 로 주어짐에 따라 레벨이 작은 신호와 큰 신호의 왜곡 또는 편이를 구분하지 않음을 알 수 있다. 이는 일반적

으로 단일레벨 신호 전송의 경우와 같은 이진 전송에는 문제가 되지 않으나, 다치레벨 전송의 경우에는 문제가 된다.

작은 신호와 큰 신호에서 동일한 크기의 오차가 발생 시 이를 구분하지 않음으로써 큰 신호의 왜곡을 되돌릴 만한 힘을 갖지 못한다. 즉 신호의 레벨에 비례한 등화기 보정 항을 적절하게 반영하지 않아 등화기 계수의 갱신이 충분히 이루어지지 못한다. 결과적으로 닫힌 눈모형을 여는 데는 효과적이지 못하다. 그러나 오차 발생 시 신호의 상대적 레벨을 포함시켜 오차의 크기를 확장함으로써 등화기 계수 갱신의 정도를 그에 비례하도록 할 수 있다. 이를 위해 다치레벨 신호의 경우 등화기 출력에 상응하는 양자화 값 또는 신호점 레벨을 오차에 반영하는 것이 필요하다.

따라서 본 연구에서는 기존 DD 오차의 수정을 제안한다. 제안한 수정된 오차에서는 등화기 출력의 상대적 레벨을 오차에 반영하기 위해 양자화 값 또는 신호점 레벨을 DD 오차에 곱해주었다. DD 오차  $e_k^{\text{dd}}$ 에 판정, 즉 등화기 출력의 양자화 값의 절댓값을 반영하면, 수정된 오차와 비용 함수는 각각 다음과 같다.

$$e_k^{\text{mdd}} = |\hat{s}_k| e_k^{\text{dd}} \quad (13)$$

$$J_k^{\text{mdd}} = E[(|\hat{s}_k| e_k^{\text{dd}})^2] \quad (14)$$

그러면 계수 갱신을 위한 증분 항과 계수 갱신 식은, 수정된 비용 함수에 대한 순시 gradient를 사용하면, 각각

$$\hat{\nabla} J_k^{\text{mdd}} = \hat{\nabla} (|\hat{s}_k| e_k^{\text{dd}})^2 = -2(\hat{s}_k)^2 e_k^{\text{dd}} X_k \quad (15)$$

$$W_{k+1}^{\text{mdd}} = W_k^{\text{mdd}} + 2\mu(\hat{s}_k)^2 e_k^{\text{dd}} X_k \quad (16)$$

가 된다. 이것이 수정된 DD LMS 알고리즘의 실수 형태이다. 오차 수정의 결과 등화기 갱신 식에 판정의 제곱이 포함되었다.

이를 복소의 신호와 채널에 확장하여 다음과 같이 복소 형태도 마찬가지로 얻을 수 있다. 즉

$$e_k^{\text{mdd}} = |\hat{s}_{k,R}| e_{k,R}^{\text{dd}} + j |\hat{s}_{k,I}| e_{k,I}^{\text{dd}} \quad (17)$$

$$J_k^{\text{mdd}} = E[e_k^{\text{mdd}} (e_k^{\text{mdd}})^*] \quad (18)$$

$$\hat{\nabla} J_k^{\text{mdd}} = -2[(\hat{s}_{k,R})^2 e_{k,R}^{\text{dd}} + j(\hat{s}_{k,I})^2 e_{k,I}^{\text{dd}}] X_k^* \quad (19)$$

$$W_{k+1}^{mdd} = W_k^{mdd} + 2\mu \left[ (\hat{s}_{k,R})^2 e_{k,R}^{dd} + j(\hat{s}_{k,I})^2 e_{k,I}^{dd} \right] X_k^* \quad (20)$$

와 같다. 수정된 갱신 식 (16)과 (20)에서는  $W_k$ 에 대한 보정 항에 판정 또는 양자화 값의 제곱 항이 곱해졌다.

#### IV. 실험 결과

수정된 DD LMS 알고리즘의 유용성과 성능을 기존 DD LMS 및 자기적응 등화기의 초기화에 널리 사용되는 constant modulus algorithm(CMA)<sup>[9]</sup>과 비교하였다. 수정된 DD LMS는 다차레벨 신호 등화에 특히 유용하므로 64/256-QAM 등 고차 신호점을 대상으로 진행하였다. 모의실험에는 두 개의 다중경로 채널을 사용하였다. Ch. A는 임펄스 응답 길이가 7인 대표적인 음성대역 통신 채널로서 진폭 및 위상 왜곡을 보인다<sup>[10]</sup>. 한편

Ch. B는 임펄스 응답 길이가 4이며, 다중경로로 인한 주파수 선택성(frequency selective) 채널 특성을 가진다<sup>[11]</sup>. 모의실험에서는 다중경로 채널에 의한 ISI 영향을 고려하기 위해 심볼 간격(symbol-spaced) ISI 모델을 적용하였으며, 이를 탭 지연 라인(tapped delay line) 모델을 사용하여 구현하였다.

모의실험은 두 다중경로 채널에 의한 왜곡에 대하여 부가 잡음이 존재하는 조건에서 실시하였으며, 신호대 잡음비는 정규화한 값, 즉 비트당 신호대 잡음비  $E_b/N_0$ 를 사용하였다. 성능 파라미터로는, 등화 초기에 눈모형을 여는 능력과 등화기가 완전히 수렴상태에 도달하는 시간, 그리고 정상상태에서의 잔류 ISI 및 비트 오류율(bit error rate: BER) 등을 조사하였다.

먼저, 두 채널과 64/256-QAM 신호에 대해  $E_b/N_0 = 10$  dB에서 35 dB 사이에서 BER을 조사하였다. 기존 DD LMS는 대체로 온화한 채널 조건 외에서는 등화 초기의 닫힌 눈모형을 열지 못하므로 BER 성능 그림에

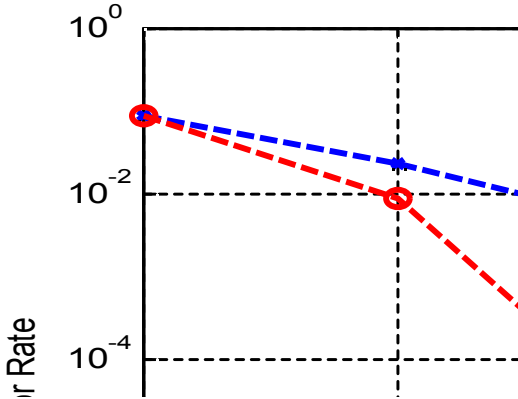


그림 1. 64-QAM에 대한 BER 성능, 채널 A  
Fig. 1. Comparison of BER performance: 64-QAM, Ch A.

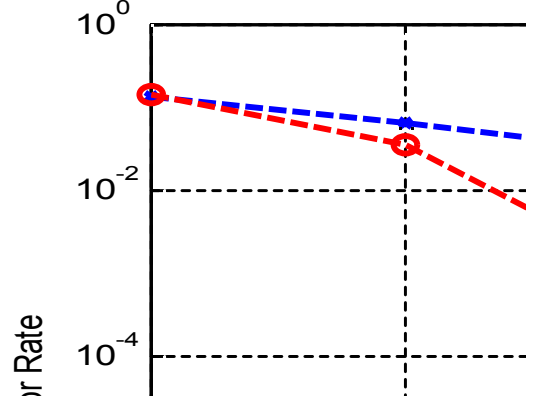


그림 3. 64-QAM에 대한 BER 성능, 채널 B  
Fig. 3. Comparison of BER performance: 64-QAM, Ch B.

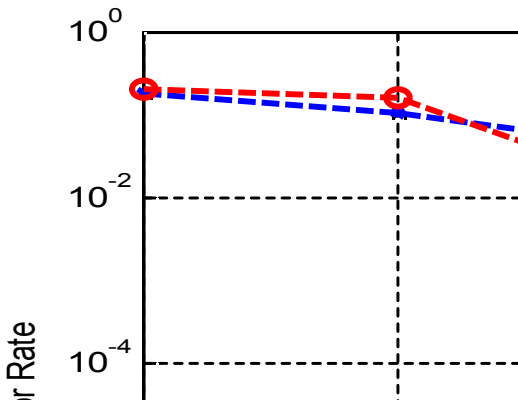


그림 2. 256-QAM에 대한 BER 성능, 채널 A  
Fig. 2. Comparison of BER performance: 256-QAM, Ch A.

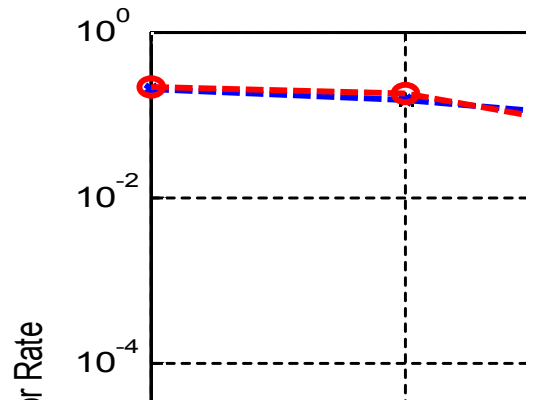


그림 4. 256-QAM에 대한 BER 성능, 채널 B  
Fig. 4. Comparison of BER performance: 256-QAM, Ch B.

서는 제외하였다. 아울러 CMA는 그 특성상 위상 회전을 복원하지 못하여 위상 회전된 신호에 수렴하므로 BER을 구하기 전에 반송파 위상 복원 회로를 거쳐 위상 회전을 바로 잡는 것이 필요하였다. 수정된 DD LMS는 채널에 의한 위상 회전을 복원하는 능력을 내재하고 있기 때문에 위상 복원된 신호점에 수렴한다. 따라서 별도의 위상 복원 회로는 불필요하였다.

그림 1, 2에 채널 A에 대한 BER 성능 실험 결과를 보였다. 64-QAM과 256-QAM에서 CMA는 SNR이 증가하여도 BER이 더 이상 개선되지 않고 수렴하는 error floor를 나타내었다. 신호의 일정 모듈러스 특성을 복원하는 것에 기반 한 CMA는 계산 단순성과 강인함의 장점을 가지며, 눈모형이 닫힌 등화 초기에 널리 사용된다. 그러나 CMA는 정상상태 성능이 만족스럽지 못하다. 한편, 수정된 DD LMS는 두 신호점에서 SNR이 증가함에 따라 BER을 빠르게 개선하였다. 그림 3, 4에 보인 채널 B에 대한 BER 성능 실험 결과에서도 마

찬가지로, CMA는 64-QAM과 256-QAM에서 모두 error floor 현상을 보였으나, 수정된 DD LMS는 두 신호점에서 SNR에 따라 BER을 개선하였다.

다음, ISI 성능을 조사하였다. ISI 성능 실험에서는 두 채널과 두 신호점에 대해 수정된 DD LMS 알고리즘이 BER  $10^{-4}$ 에 도달하는데 요구되는  $E_b/N_0$  값에 대해 조사하였다. 즉 채널 A에서는, 64-QAM에서 18dB, 256-QAM에서 24dB로 하였다. 채널 B에서는 64-QAM에서 21dB, 256-QAM에서 27dB로 하였다. 또한 알고리즘의 ISI 개선 성능을 비교하기 위해 수렴 속도를 서로 유사하게 맞추었다. 즉 등화기가 완전히 수렴상태에 도달하는 시간이 유사하게 되도록 각 알고리즘의 수렴 상수를 설정하였다.

그림 5, 6에 채널 A에 대한 ISI 성능 실험 결과를 보였다. 64-QAM과 256-QAM 조건에서 수정된 DD LMS는 CMA에 비해 두 신호점 조건에서 모두 12dB 정도 개선을 보였다. 그림 7, 8에 보인 채널 B에 대한

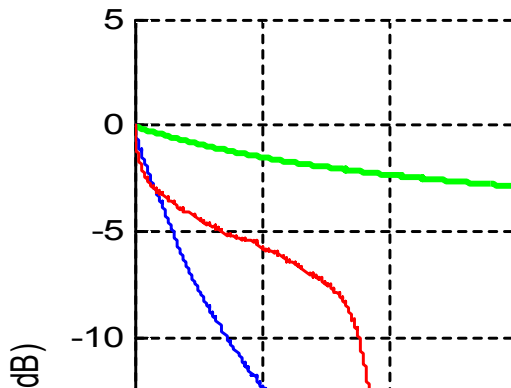


그림 5. ISI 성능, 64-QAM, 채널 A,  $E_b/N_0 = 18$  dB  
Fig. 5. ISI performance: 64-QAM, Ch A,  $E_b/N_0 = 18$  dB.

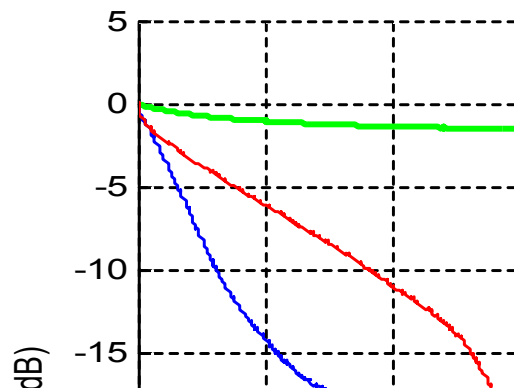


그림 7. ISI 성능, 64-QAM, 채널 B,  $E_b/N_0 = 21$  dB  
Fig. 7. ISI performance: 64-QAM, Ch B,  $E_b/N_0 = 21$  dB.

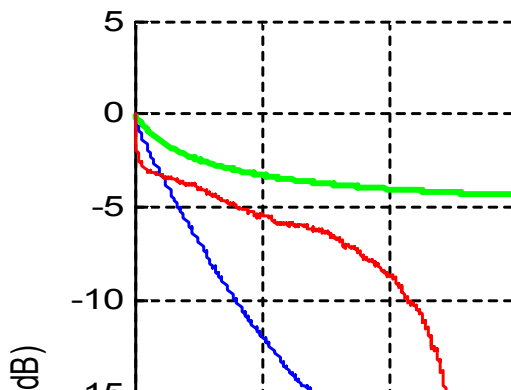


그림 6. ISI 성능, 256-QAM, 채널 A,  $E_b/N_0 = 24$  dB  
Fig. 6. ISI performance: 256-QAM, Ch A,  $E_b/N_0 = 24$  dB.

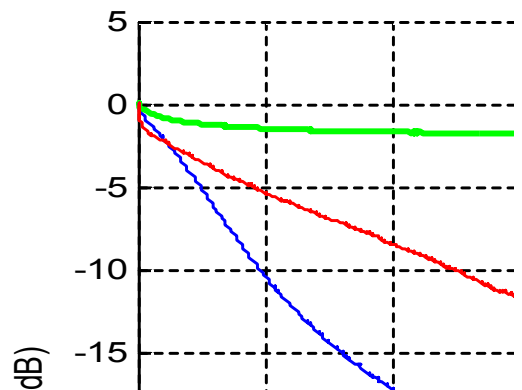


그림 8. ISI 성능, 256-QAM, 채널 B,  $E_b/N_0 = 27$  dB  
Fig. 8. ISI performance: 256-QAM, Ch B,  $E_b/N_0 = 27$  dB.

실험에서도 채널 A에서와 유사한 결과를 보였다. 즉 수정된 DD LMS가 CMA에 대해 동일한 수준의 수렴 속도 하에서 64-QAM에서 14dB, 그리고 256-QAM에서 13dB 정도 개선하였다.

한편 수정된 DD LMS의 두 채널 간의 자기적응 등화 성능은, 두 채널에서 동일한 BER을 얻는 기준으로 평가했을 때, 두 채널의 특성 차이에 의해 채널 A가 채널 B에 대해 약 3dB 정도 적은 요구 SNR을 나타내었다. 이 점을 ISI 성능 실험에 반영하였으며, 이와 같은 조건에서 두 채널에서 정상상태 수렴 속도는 채널 A에서 빠른 것으로 나타났다.

## V. 결 론

DD LMS 알고리즘에서 DD 오차가 등화기 출력에 대한 양자화 값을 포함하도록 기존 DD 오차를 수정한 형태를 제안하였다. 수정된 DD 오차는 신호점 레벨에 따라 확장되며, 등화기가 신호점 레벨에 비례하여 차등적으로 갱신되도록 한다. 제안 방법의 유용성은 오직 하나의 알고리즘으로 등화기 초기화에서 정상상태까지 진행되는 능력을 갖는 것이며, 이를 DD LMS 알고리즘의 오차를 수정함으로써 달성할 수 있음을 보였다.

## REFERENCES

- [1] R.W. Lucky, "Techniques for adaptive equalization of digital communication systems," *Bell System Tech J.*, vol. 45, no. 2, pp. 255-286, Feb. 1966.
- [2] B. Widrow and M.E. Hoff, Jr., "Adaptive switching circuits," *IRE WESCON Convention Record*, Pt. 4, pp. 96-104, Aug. 1960.
- [3] B. Widrow, J.R. Glover, Jr., J.M. McCool, J. Kaunitz, C.S. Williams, R.H. Hearn, J.R. Zeidler, E. Dong, Jr., and R.C. Goodlin, "Adaptive noise cancelling: Principles and applications," *Proc. IEEE*, vol. 63, no. 12, pp. 1692-1716, Dec. 1975.
- [4] B. Widrow and S.D. Stearns, *Adaptive signal processing*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1985.
- [5] R.W. Lucky, J. Salz, and E.J. Weldon, *Principles of data communication*, New York: McGraw-Hill, 1968.
- [6] S. Haykin, ed., *Unsupervised adaptive filtering volume 2: Blind deconvolution*, New York: John Wiley & Sons, 2000.
- [7] J.R. Treichler, C. Richard Johnson, and M.G.

Larimore, *Theory and design of adaptive filters*, New York: John Wiley & Sons, 1987.

- [8] B. Widrow, J. McCool, and M. Ball, "The complex LMS algorithm," *Proc. IEEE*, vol. 63, no. 4, pp. 719-720, Apr. 1975.
- [9] D.N. Godard, "Self-recovering equalization and carrier tracking in two-dimensional data communication systems," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 28, no. 11, pp. 1867-1875, Nov. 1980.
- [10] G. Picchi and G. Prati, "Blind equalization and carrier recovery using a "Stop-and-Go" decision-directed algorithm," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 35, no. 9, pp. 877-887, Sep. 1987.
- [11] D. Hatzinakos and C.L. Nikias, "Estimation of multipath channel response in frequency selective channels," *IEEE J. Selected Areas in Communications*, vol. 7, no. 1, pp. 12-19, Jan. 1989.

---

— 저 자 소 개 —

오길남(평생회원)

대한전자공학회 논문지 TC편 52권 4호 참조