

오차분포거리의 반복적 계산에 의한 결정궤환 알고리즘

김남용*

¹강원대학교 전자정보통신공학부

Decision Feedback Algorithms using Recursive Estimation of Error Distribution Distance

Namyong Kim^{1*}

¹School of Electronic, Info. & Comm. Engineering, kangwon National University.

요약 정보이론적 학습의 한 성능기준인 두 오차확률분포간 유클리드거리(MEDE)는 비선형 (결정 궤환, DF) 등화 알고리즘에 채택되었고 심각한 채널 왜곡과 충격성 잡음이 있는 환경에서 탁월한 성능을 보였다. 그러나 이 MEDE-DF 알고리즘은 과중한 계산 복잡성이라는 문제를 지니고 있다. 이 논문에서는 MEDE-DF 알고리즘을 위한 반복적 ED를 먼저 유도하고 그 다음 전후방 영역에 대해 가중치 기울기를 반복적으로 추정하는 식을 유도하였다. MEDE-DF 알고리즘의 반복적 기울기 추정방식의 효과를 입증하기 위해 곱셈 계산량을 비교하였고 충격성 잡음과 수중 통신 환경에서 모의 실험한 MSE 성능 결과를 비교하였다. 제안한 DF 방식과 기존의 MEDE-DF 알고리즘의 곱셈 계산량 비는 샘플사이즈 N 에 대해 $2(9N+4) : 2(3N^2+3N)$ 로 나타나면서도 충격성 잡음과 수중통신 채널환경에서 동일한 MSE 학습 성능을 유지하였다.

Abstract As a criterion of information theoretic learning, the Euclidean distance (ED) of two error probability distribution functions (minimum ED of error, MEDE) has been adopted in nonlinear (decision feedback, DF) supervised equalizer algorithms and has shown significantly improved performance in severe channel distortion and impulsive noise environments. However, the MEDE-DF algorithm has the problem of heavy computational complexity. In this paper, the recursive ED for MEDE-DF algorithm is derived first, and then the feed-forward and feedback section gradients for weight update are estimated recursively. To prove the effectiveness of the recursive gradient estimation for the MEDE-DF algorithm, the number of multiplications are compared and MSE performance in impulsive noise and underwater communication environments is compared through computer simulation. The ratio of the number of multiplications between the proposed DF and the conventional MEDE-DF algorithm is revealed to be $2(9N+4) : 2(3N^2+3N)$ for the sample size N with the same MSE learning performance in the impulsive noise and underwater channel environment.

Key Words : Decision feedback, Computational complexity, Error distribution, Euclidean distance, Recursive Gradient, Impulsive noise.

1. 서론

센서나 수신기에 들어오는 신호는 대개 왜곡된 신호이므로 적응 필터로 신호의 왜곡이나 잡음을 제거하게

된다[1]. 적응 알고리즘은 주로 선택된 성능준거(performance criterion)을 최대화 또는 최소화하는 최적화 과정으로 만들어진다[2].

많은 성능준거 중에 자승평균오차 (MSE)는 큰 잡음

2014년도 강원대학교 학술연구조성비로 연구하였음(관리번호-220140076)

*Corresponding Author : Namyong Kim(kangwon National Univ.)

Tel: +82-10-7188-5872 email: namyong@kangwon.ac.kr

Received February 11, 2015

Revised March 24, 2015

Accepted May 7, 2015

Published May 31, 2015

의 영향을 쉽게 받아 적응 알고리즘을 불안정하게 만든다[3]. 이에 두 확률분포의 유클리드 거리 (ED)를 성능준거로 하는 학습 방식이 개발되어 많이 영역에서 탁월한 성능을 보였다[4,5]. 의료 진단 영역에서는 실제 생의학 데이터가 가지는 확률분포에 ED를 적용하고 최소화 과정을 통해 질병을 진단한 연구가 이루어졌다 [5]. 선형 적응 등화 영역에서는 오차샘플들이 가지는 확률분포에 ED 성능준거를 최소화하도록 적용한 알고리즘 (minimum ED of error distributions, MEDE)가 제안되었다 [6]. 이 알고리즘에 결정계환 (DF)의 비선형 구조를 적용한 MEDE-DF 알고리즘이 개발되어 충격성 잡음 뿐 만 아니라 극심한 채널 왜곡의 환경에서도 만족할 만한 성능을 보였다[7].

그러나 전방 필터 영역과 후방 필터 영역 모두에 이중합산 계산이 요구되어 계산상의 복잡도를 줄이고자, 이 논문에서는 반복적 ED 추정 방정식을 유도한 후 미분하여 전후방 필터 가중치 갱신에 활용하도록 제안한다. 또한 DF 구조에서 안정되게 동작함을 보이기 위해, 충격성 잡음과 더불어 천해역 수중 통신 채널 모델 [8]에서 시뮬레이션한 결과를 비교 분석하였다.

2. MEDE-DF 알고리즘의 ED 추정

샘플시간 k 에서 적응 등화기의 출력을 y_k 로, 훈련 열 신호를 d_k 라고 할 때, 오차 신호는 $e_k = d_k - y_k$ 로 계산되며, 가장 널리 사용되는 MSE 성능준거는 다음과 같다 [3].

$$MSE = E[e_k^2] \tag{1}$$

MEDE 성능준거는 오차 샘플들이 가지는 확률분포를 다루고 있다. 샘플 사이즈 N 의 오차 샘플들 $\{e_k, e_{k-1}, \dots, e_{k-N+1}\}$ 에 대해 커널 사이즈 σ 의 가우시안 커널을 채택하여 확률분포 $f_E(e)$ 를 구하면 다음과 같다 [9].

$$f_E(e) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(e-e_i)^2}{2\sigma^2}\right] \tag{2}$$

MEDE 성능준거는 $f_E(e)$ 와 $\delta(e)$ 사이의 유클리드 거리로 정의된다.

$$ED[f_E(e), \delta(e)] = \int [f_E(e) - \delta(e)]^2 de = \int f_E^2(e) de + c - 2f_E(0) \tag{3}$$

여기서 c 는 적응 알고리즘의 가중치 갱신에 무관한 값이다. (2)를 (3)에 대입하고 정리하면 시간 k 에서 ED 의 두 항은 다음 (4)와 (5)로 표현된다.

$$\int f_{E,k}^2(\alpha) d\alpha = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_j - e_i)^2}{4\sigma^2}\right] = A_k \tag{4}$$

$$f_{E,k}(0) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{e_i^2}{2\sigma^2}\right] \tag{5}$$

따라서

$$ED[f_E(e), \delta(e)]_k = A_k + c - 2f_{E,k}(0) \tag{6}$$

샘플시간구간 $1 \leq k \leq N$ 을 초기상태라고 하고 그 이후 $k > N$ 를 정상상태라고 정의하면, ED 의 두 항을 초기상태의 A'_k , $f'_{E,k}(0)$ 와 정상상태의 A_k^S , $f_{E,k}^S(0)$ 로 구분하여 다음과 같이 정리해 볼 수 있다.

$$A'_k = \frac{1}{k^2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_j - e_i)^2}{4\sigma^2}\right] \tag{7}$$

$$f'_{E,k}(0) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{e_i^2}{2\sigma^2}\right] \tag{8}$$

$$A_k^S = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_j - e_i)^2}{4\sigma^2}\right] \tag{9}$$

$$f_{E,k}^S(0) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{e_i^2}{2\sigma^2}\right] \tag{10}$$

먼저, 초기상태에서 시간 $k+1$ 의 ED 값 $ED[f_E(e), \delta(e)]_{k+1}$ 을 구하기 위한 A'_{k+1} 와 $f'_{E,k+1}(0)$ 는 다음과 같다.

$$A_{k+1}^I = \frac{k^2}{(k+1)^2} A_k^I + \frac{2}{(k+1)^2} \sum_{i=1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_{k+1}-e_i)^2}{4\sigma^2}\right] + \frac{1}{(k+1)^2} \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \quad (11)$$

마찬가지로,

$$f_{E,k+1}^I(0) = \frac{1}{k+1} \sum_{i=1}^{k+1} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{e_i^2}{2\sigma^2}\right] = \frac{k}{k+1} \cdot f_{E,k}^I(0) + \frac{1}{k+1} \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{e_{k+1}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

정상상태에서 시간 k+1의 A_{k+1}^S 과 $f_{E,k+1}^S(0)$ 는 다음 식(14)와 (15)로 쓸 수 있다.

$$A_{k+1}^S = A_k^S + \frac{2}{N^2} \sum_{j=k-N+1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_i - e_{k+1})^2}{4\sigma^2}\right] - \frac{2}{N^2} \sum_{j=k-N+1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_i - e_{k-N+1})^2}{4\sigma^2}\right] - \frac{2}{N^2} \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_{k+1} - e_{k-N+1})^2}{4\sigma^2}\right] + \frac{2}{N^2} \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \quad (14)$$

$$f_{E,k+1}^S(0) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+2}^{k+1} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{e_i^2}{2\sigma^2}\right] = f_{E,k}^S(0) + \frac{1}{N} \left[\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{e_{k+1}^2}{2\sigma^2}\right) - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{e_{k-N+1}^2}{2\sigma^2}\right) \right] \quad (15)$$

3. 반복적 기울기 추정의 MEDE-DF

알고리즘

DF 등화기는 전방 필터 가중치들 $\{w_{k,0}^F, w_{k,1}^F, w_{k,2}^F, \dots, w_{k,A-1}^F\}$ 로 구성된 \mathbf{W}_k^F 와, 후방 가중치들 $\{w_{k,0}^B, w_{k,1}^B, w_{k,2}^B, \dots, w_{k,B-1}^B\}$ 로 구성된 \mathbf{W}_k^B , 전방 필터 영역에 소속된 입력 벡터 $\mathbf{X}_k = [x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-A+1}]^T$, 그리고 이전의 결정 심볼들 $\{\hat{d}_{k-1}, \hat{d}_{k-2}, \dots, \hat{d}_{k-B-2}\}$ 로 구성된 결정 벡터 $\hat{\mathbf{D}}_{k-1}$ 로 구성

되어 있다. 이러한 가중치들과 신호들을 바탕으로 DF 의 현재 출력은 y_k 다음 (16)과 같이 표현된다 [10].

$$y_k = \sum_{a=0}^{A-1} w_{k,a}^F x_{k-a} + \sum_{b=0}^{B-1} w_{k,b}^B \hat{d}_{k-b-1} \quad (16)$$

가중치 벡터의 갱신에는 steepest descent 방법에 의 해 성능준거의 두 영역 기울기 ∇_k^F 와 ∇_k^B , 그리고 안 정도를 위한 수렴상수 μ 를 사용하여 다음과 같이 갱 신된다.

$$\mathbf{W}_{k+1}^F = \mathbf{W}_k^F - \mu \cdot \nabla_k^F \quad (17)$$

$$\mathbf{W}_{k+1}^B = \mathbf{W}_k^B - \mu \cdot \nabla_k^B \quad (18)$$

여기서 각 필터 영역의 기울기는

$$\nabla_k^F = \frac{\partial ED[f_E(e), \delta(e)]_k}{\partial \mathbf{W}^F} = \frac{\partial A_k}{\partial \mathbf{W}^F} - 2 \frac{\partial f_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^F} \quad (19)$$

$$\nabla_k^B = \frac{\partial ED[f_E(e), \delta(e)]_k}{\partial \mathbf{W}^B} = \frac{\partial A_k}{\partial \mathbf{W}^B} - 2 \frac{\partial f_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^B} \quad (20)$$

전방 필터 가중치를 위한 기울기 ∇_k^F 의 두 성분 $\frac{\partial A_k}{\partial \mathbf{W}^F}$, $\frac{\partial f_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^F}$, 그리고 후방필터 기울기 ∇_k^B 의 두 성분 $\frac{\partial A_k}{\partial \mathbf{W}^B}$, $\frac{\partial f_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^B}$ 은 다음과 같다.

$$\frac{\partial A_k}{\partial \mathbf{W}^F} = \frac{1}{2N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k (e_j - e_i) \cdot \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_j - e_i)^2}{4\sigma^2}\right] \cdot (\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j) \quad (21)$$

$$\frac{\partial f_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^F} = \frac{1}{\sigma^2 N} \sum_{i=k-N+1}^k \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{e_i^2}{2\sigma^2}\right) \cdot e_i \mathbf{X}_i \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial A_k}{\partial \mathbf{W}^B} &= \frac{1}{2N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k (e_j - e_i) \\ &\cdot \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_j - e_i)^2}{4\sigma^2}\right] \cdot (\hat{\mathbf{D}}_{i-1} - \hat{\mathbf{D}}_{j-1}) \end{aligned} \quad (23)$$

$$\frac{\partial f_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^B} = \frac{1}{\sigma^2 N} \sum_{i=k-N+1}^k \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-e_i^2}{2\sigma^2}\right) \cdot e_i \hat{\mathbf{D}}_{i-1} \quad (24)$$

식(21) - (24) 는 기존의 MEDE-DF 알고리즘을 대표하며 이중 합산에 의한 과도한 계산량을 요구하고 있음을 알 수 있다.

이 문제를 해결하기 위해 전후방 기울기의 각 성분

$\frac{\partial A_k}{\partial \mathbf{W}^F}$, $\frac{\partial f_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^F}$, $\frac{\partial A_k}{\partial \mathbf{W}^B}$, $\frac{\partial f_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^B}$ 을 반복적으로 추정하는 방법을 제안한다. 반복적 추정에는 초기 상태와 정상상태로 분리하여 전개해야 하므로, 먼저 초기

상태의 기울기 $\frac{\partial A'_{k+1}}{\partial \mathbf{W}^F}$, $\frac{\partial A'_{k+1}}{\partial \mathbf{W}^B}$, $\frac{\partial f'_{E,k+1}(0)}{\partial \mathbf{W}^F}$,

$\frac{\partial f'_{E,k+1}(0)}{\partial \mathbf{W}^B}$ 부터 다음과 같이 전개해본다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial A'_{k+1}}{\partial \mathbf{W}^F} &= \frac{k^2}{(k+1)^2} \frac{\partial A'_k}{\partial \mathbf{W}^F} \\ &+ \frac{1}{(k+1)^2} \sum_{i=1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_{k+1} - e_i)^2}{4\sigma^2}\right] \\ &\cdot \frac{(e_{k+1} - e_i)(\mathbf{X}_{k+1} - \mathbf{X}_i)}{\sigma^2} \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial A'_{k+1}}{\partial \mathbf{W}^B} &= \frac{k^2}{(k+1)^2} \frac{\partial A'_k}{\partial \mathbf{W}^B} \\ &+ \frac{1}{(k+1)^2} \sum_{i=1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_{k+1} - e_i)^2}{4\sigma^2}\right] \\ &\cdot \frac{(e_{k+1} - e_i)(\hat{\mathbf{D}}_k - \hat{\mathbf{D}}_{i-1})}{\sigma^2} \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial f'_{E,k+1}(0)}{\partial \mathbf{W}^F} &= \frac{k}{k+1} \cdot \frac{\partial f'_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^F} + \frac{1}{k+1} \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-e_{k+1}^2}{2\sigma^2}\right) \\ &\cdot \frac{e_{k+1} \mathbf{X}_{k+1}}{\sigma^2} \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial f'_{E,k+1}(0)}{\partial \mathbf{W}^B} &= \frac{k}{k+1} \cdot \frac{\partial f'_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^B} + \frac{1}{k+1} \cdot \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-e_{k+1}^2}{2\sigma^2}\right) \\ &\cdot \frac{e_{k+1} \hat{\mathbf{D}}_k}{\sigma^2} \end{aligned} \quad (28)$$

마찬가지로, 정상상태에 대해 전개하면

$$\begin{aligned} \frac{\partial A_k^S}{\partial \mathbf{W}^F} &= \frac{\partial A_k^S}{\partial \mathbf{W}^F} \\ &+ \frac{2}{N^2} \sum_{j=k-N+1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_i - e_{k+1})^2}{4\sigma^2}\right] \\ &\cdot \frac{2(e_i - e_{k+1})(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_{k+1})}{4\sigma^2} \\ &- \frac{2}{N^2} \sum_{j=k-N+1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_i - e_{k-N+1})^2}{4\sigma^2}\right] \\ &\cdot \frac{2(e_i - e_{k-N+1})(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_{k-N+1})}{4\sigma^2} \\ &- \frac{2}{N^2} \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_{k+1} - e_{k-N+1})^2}{4\sigma^2}\right] \\ &\cdot \frac{2(e_{k+1} - e_{k-N+1})(\mathbf{X}_{k+1} - \mathbf{X}_{k-N+1})}{4\sigma^2} \end{aligned} \quad (29)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial f'_{E,k+1}(0)}{\partial \mathbf{W}^F} &= \frac{\partial f'_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^F} + \frac{1}{N} \left[\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \frac{\partial}{\partial \mathbf{W}^F} \exp\left(\frac{-e_{k+1}^2}{2\sigma^2}\right) \right. \\ &- \left. \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \frac{\partial}{\partial \mathbf{W}^F} \exp\left(\frac{-e_{k-N+1}^2}{2\sigma^2}\right) \right] \\ &= \frac{\partial f'_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^F} + \frac{1}{N} \left[\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-e_{k+1}^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{e_{k+1} \mathbf{X}_{k+1}}{\sigma^2} \right. \\ &- \left. \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-e_{k-N+1}^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{e_{k-N+1} \mathbf{X}_{k-N+1}}{\sigma^2} \right] \end{aligned} \quad (30)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial A_{k+1}^S}{\partial \mathbf{W}^B} &= \frac{\partial A_k^S}{\partial \mathbf{W}^B} \\ &+ \frac{2}{N^2} \sum_{j=k-N+1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_i - e_{k+1})^2}{4\sigma^2}\right] \\ &\cdot \frac{2(e_i - e_{k+1})(\hat{\mathbf{D}}_{i-1} - \hat{\mathbf{D}}_k)}{4\sigma^2} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & -\frac{2}{N^2} \sum_{j=k-N+1}^k \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_i - e_{k-N+1})^2}{4\sigma^2}\right] \\
 & \quad \cdot \frac{2(e_i - e_{k-N+1})}{4\sigma^2} (\hat{\mathbf{D}}_{i-1} - \hat{\mathbf{D}}_{k-N}) \\
 & -\frac{2}{N^2} \frac{1}{2\sigma\sqrt{\pi}} \exp\left[-\frac{(e_{k+1} - e_{k-N+1})^2}{4\sigma^2}\right] \\
 & \quad \cdot \frac{2(e_{k+1} - e_{k-N+1})}{4\sigma^2} (\hat{\mathbf{D}}_k - \hat{\mathbf{D}}_{k-N}) \quad (31) \\
 & \frac{\partial f_{E,k+1}^S(0)}{\partial \mathbf{W}^B} = \frac{\partial f_{E,k}^S(0)}{\partial \mathbf{W}^B} + \frac{1}{N} \left[\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{e_{k+1}^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{e_{k+1} \hat{\mathbf{D}}_k}{\sigma^2} \right. \\
 & \quad \left. - \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{e_{k-N+1}^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{e_{k-N+1} \hat{\mathbf{D}}_{k-N}}{\sigma^2} \right] \quad (32)
 \end{aligned}$$

반복적 기울기 추정에 의한 MEDE-DF 알고리즘은 더 이상 이중합산 과정이 없다. 기존 방식의 MEDE-DF 알고리즘이 $O(N^2)$ 의 계산량을 가지고 있다고 할 때, 제안한 MEDE-DF 알고리즘은 계산량이 단지 $O(N)$ 로 표현 가능함을 알 수 있다.

4. 시뮬레이션 결과 및 성능비교

먼저, 반복적 기울기 추정에 의한 MEDE-DF 알고리즘의 효율향상을 보기위해 곱셈 계산량을 비교 분석하였다. 두 알고리즘에 공통으로 사용되는 $G_o(e_i)$ 과 $\frac{1}{2N^2\sigma^3\sqrt{\pi}}$ 을 편의상 상수로 취급하고 각 샘플시간마다, 전방필터 영역의 $\frac{\partial A_k}{\partial \mathbf{W}^F}$ 와 $\frac{\partial f_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^F}$, 그리고 후방필터 영역의 $\frac{\partial A_k}{\partial \mathbf{W}^B}$ 와 $\frac{\partial f_{E,k}(0)}{\partial \mathbf{W}^B}$ 의 계산에서 곱셈수를 비교한다. 기존 MEDE-DF는 식(21) - (24)로부터 $2(3N^2 + 3N)$ 의 곱셈수를 필요로 함을 알 수 있다. 반면에, 반복적 기울기 추정식인 (29) - (32)는 그 곱셈 계산량이 단지 $2(9N + 4)$ 에 불과하다. 커널 밀도 추정방식에 의해 신뢰할 만한 확률분포를 구하려면 필요한 샘플 사이즈가 충분히 커야함을 고려하면 제안한 DF 방식은 계산상의 비용을 크게 감소시키는 것을 알 수 있다.

아래 그림 1은 샘플 사이즈 N 이 커질 때 곱셈 계산량의 차이가 현격하게 증가함을 잘 보여주고 있다.

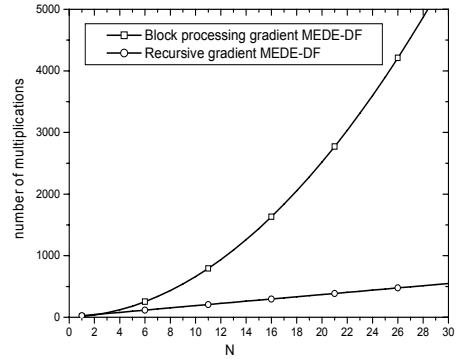


Fig. 1. Number of multiplications with respect to sample size N.

MSE 학습 곡선 비교를 위한 모의실험에서는 수중통신 시스템의 실측 채널 모델에 대해 등화 성능을 평가하였다. 천해역의 가장 열악한 환경으로 관찰된 1.4 km 거리 채널 충격성 응답을 사용하였다 [8]. 유효한 경로가 3개, 지연 시간 0, 2T, 4T에 대해 응답 탭 값이 0.798, 0.543, 0.259인 채널에 대해 등화 성능을 실험 하였다. 충격성 잡음은 발생률 $\varepsilon = 0.03$, 배경 백색잡음의 분산 $\sigma_1^2 = \sigma_{GN}^2 = 0.001$ 로 하였다 [7].

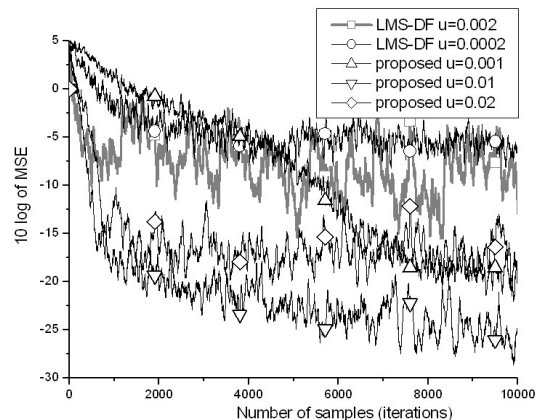


Fig. 2. The comparison of MSE learning curves for the underwater communication channel environment with impulsive noise.

선형 등화기의 탭 수는 15, 결정 계환 등화기의 전방 탭 수 $A=11$, 후방 탭 수 $B=4$ 로 하였으며 LMS와 LMS-DF의 수렴상수는 0.0002, 0.002 두 가지로 시행하였다. EDEP-DF의 커널 사이즈는 1.0 이고 샘플 사이즈 $N=20$, EDEP-DF의 수렴상수는 0.001, 0.01, 0.02로 하였다. 그림 2에 평균제곱오차 수렴 성능을 비교하였다.

수렴상수 0.002의 LMS-DF는 안정된 수렴을 보이고 있으나 느린 수렴과 함께 -4 dB 정도의 MSE를 보이고 있다. 반면에 수렴상수는 0.01의 제안한 방식은 빠른 수렴속도 뿐 아니라 정상상태에서 -27 dB를 보이며 LMS-DF보다 20 dB 향상된 성능을 나타낸다.

5. 결론

결정계환의 MEDE-DF 알고리즘은 전후방 필터 영역 모두에 매 샘플 시간마다 이중 합산의 많은 계산량이 요구되어 이 논문에서는 반복적 ED 추정 방식을 적용하고 미분하여 전후방 필터 가중치 갱신에 필요한 기울기 계산을 제안하였다. 블록 프로세싱 방법에 의한 기존의 MEDE-DF는 $2(3N^2 + 3N)$ 의 곱셈량을 가지나 제안한 방식은 $2(9N + 4)$ 에 불과하다. 특히 샘플 사이즈 N 이 충분히 커야함을 고려하면 제안한 DF 방식은 크게 감소한 계산비용을 보인다. 계산량 분석 결과와 시뮬레이션에서 얻은 MSE 수렴성능 결과로부터, 제안한 방식은 충격성 잡음이나 열악한 채널환경, 낮은 소비전력이 요구되는 유무선 통신 환경에서 적합한 등화 알고리즘으로 판단된다.

References

[1] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, Prentice Hall, Upper Saddle River, 4th edition, 2001.
 [2] B. Widrow, Adaptive Signal processing, Prentice - Hall, New Jersey, 1985.
 [3] J. Proakis, Digital Communications, McGraw - Hill, 2nd edition, 1989.
 [4] J. Principe, D. Xu and J. Fisher, Information Theoretic Learning in: S. Haykin, Unsupervised Adaptive Filtering, Wiley, (New York, USA), pp. 265-319, 2000.
 [5] K. Jeong, J. Xu, D. Erdogmus, and J. Principe, "A new

classifier based on information theoretic learning with unlabeled data," Neural Networks, Vol. 18, pp. 719-726, 2005.

DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neunet.2005.06.018>

[6] N. Kim, K. Jung, and L. Yang, "Maximization of zero-error probability for adaptive channel equalization," JCN, Vol. 12, pp. 459-465, Oct. 2010.
 DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/jcn.2010.6388491>
 [7] N. Kim and Y. Hwang, "Communication equalizer algorithms with decision feedback based on error probability," Journal of the Korea Academia -Industrial cooperation society, Vol. 12, pp. 2390-2395, May, 2011.
 DOI: <http://dx.doi.org/10.5762/KAIS.2011.12.5.2390>
 [8] S. Kim, S. Kim, C. Yun, Y. Lim, "Performance analysis of receiver for underwater acoustic communications using acquisition data in shallow water," The Journal of the Acoustical Society of Korea, Vol. 29, pp. 303-313, June 2010.
 [9] E. Parzen, "On the estimation of a probability density function and the mode," Ann. Math. Stat. Vol. 33, p.1065, 1962.
 DOI: <http://dx.doi.org/10.1214/aoms/1177704472>
 [10] Han X and C. C, "Nonlinear filter based decision feedback equalizer for optical communication systems," Opt Express, pp. 8712-8719, Apr. 2014.

김 남 용(Namyong Kim)

[정회원]



- 1988년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
- 1991년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)
- 1992년 3월 ~ 1998년 2월 : 관동대학교 전자통신공학과 부교수
- 1998년 3월 ~ 현재 : 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수

<관심분야>

Adaptive Equalization, RBFN, Odour Sensing Systems