ISSN 1598-0170 (Print)
ISSN 2287-1136 (Online)
http://www.jksii.or.kr

최소 오차 엔트로피 알고리듬의 최적해

Optimum Solutions of Minimum Error Entropy Algorithm

김 남 용[1*] 이 규 영[1]
Namyong Kim Gyoo-yeong Lee

요 약

최소오차 엔트로피 알고리듬(MEE)은 충격성 잡음 환경에서 성능이 우수한 것으로 알려져 있다. 이 논문에서는 충격성 잡음에 대한 강인성의 견지에서 MEE 알고리듬의 최적해와 특성을 연구하였다. 큰 오차 값의 영향을 경감하는 요인들과 최적 가중치의 움직임에 대한 분석을 통하여 MEE의 최적해가 충격성 잡음으로부터 안정적으로 유지되도록 하는 주된 역할은 크기 조정된 입력 엔트로피가 담당하고 있음이 밝혀졌다. 시뮬레이션 결과에서, MEE의 최적해는 MSE 성능기준의 최적해와 같은 값을 가짐을 보였다.

☞ 주제어 : MEE, MSE, optimum, weight, impulsive, noise.

ABSTRACT

The minimum error entropy (MEE) algorithm is known to be superior in impulsive noise environment. In this paper, the optimum solutions and properties of the MEE algorithm are studied in regard to the robustness against impulsive noise. From the analysis of the behavior of optimum weight and factors related with mitigation of influence from large errors, it is revealed that the magnitude controlled input entropy plays the main role of keeping optimum weight of MEE undisturbed from impulsive noise. In the simulation, the optimum weight of MEE is shown to be the same as that of MSE criterion.

☞ keyword : MEE, MSE, optimum, weight, impulsive, noise.

1. 서 론

유무선 통신 채널은 다중 경로 페이딩과 여러 출처로부터 나오는 충격성 잡음의 영향을 받기도 한다[1][2]. 충격성 잡음은 큰 순시 오차를 유발하여 시스템을 오작동하게 하므로 이러한 문제를 극복하도록 하는 신호처리 알고리듬이 요구된다. 최소 평균 자승 (least mean square, LMS) 알고리듬 같이 최소 자승 오차 (mean square error, MSE) 기준에 맞추어 설계된 대부분의 알고리듬들은 이러한 충격성 잡음에서 제 기능을 발휘하지 못한다[3]. MSE 성능기준과 달리 정보 이론적 학습법에 근거한 비용함수의 하나로 최소 오차 엔트로피(minimum error entropy, MEE)가 Erdogmus에 의해 개발되었다[4]. 이 MEE 알고리듬을 비선형 구조로 바꾼 결정 궤환 MEE 알고리듬이 제안되어 보다 심각한 채널 왜곡과 충격성 잡음 환경에서 우수한 성능을 보였다[5]. 또한 천해역 실측을 통해 얻은 채널 응답에 적용된 연구에서 결정 궤환 MEE 알고리듬의 강인성이 입증되었을 뿐 아니라 커널 사이즈의 조정에 의해 보다 향상된 성능이 가능함을 보였다[6].

한편, 비용함수의 기울기 계산에 이중 합산 (double summations)이 필요하여 계산 복잡도가 크다는 점이 MEE 방식의 문제점 중 하나로 지적되었다. 이에 반복적 추정에 의한 기울기 계산 방식을 결정 궤환 MEE 알고리듬에 적용하여 크게 계산량을 줄일 수 있다는 것이 논문[7]에서 제안되었다.

결정궤환 및 반복적 추정 방식을 통해 현실적 어려움이 많이 제거되었으나 MEE의 최적해의 행동양태에 대한 깊이 있는 이론적 분석이 지금까지 이루어지지 않고 있는 실정이다. 따라서 이 논문에서는 충격성 잡음의 강인성에 초점을 맞추어, MEE 알고리듬의 성능향상의 기초가 될 수 있는 최적해와 그 움직임에 대해 연구하였다.

[1] Division of Electronics, Information & Communication Engineering, Kangwon National Unversity, Samcheok, Gangwon-Do, 245-711, Korea
* Corresponding author (namyong@kangwon.ac.kr)
[Received 3 November 2015, Reviewed 10 November 2015, Accepted 21 April 2016]

2. MSE 성능기준과 LMS 알고리듬

시간 k에서 전송된 랜덤 심볼 d_k는 통신 채널 $H(z)=\sum h_i z^{-i}$을 통과하면서 채널의 다중 경로에 의한 심볼간 간섭(intersymbol interference, ISI)를 받으며 부가 잡음 n_k가 더해져 수신된다. 수신된 신호 x_k는 다음과 같다[8].

$$x_k = \sum h_i d_{k-i} + n_k \tag{1}$$

TDL 구조의 수신 필터에 구성된 L 개의 가중치를 $\mathbf{W}_k=[w_{0,k}, w_{1,k},.., w_{j,k},..., w_{L-1,k}]^T$라 하고 입력된 신호 벡터를 $\mathbf{X}_k=[x_k, x_{k-1},..., x_{k-j},..., x_{k-L+1}]^T$라 했을 때, 필터의 출력 y_k와 오차 신호 e_k는 다음과 같이 표현된다.

$$y_k = \mathbf{W}_k^T \mathbf{X}_k \tag{2}$$

$$e_k = d_k - y_k = d_k - \mathbf{W}_k^T \mathbf{X}_k \tag{3}$$

MSE 성능기준은 오차의 제곱 e_k^2에 통계적 평균 $E[\cdot]$을 취하여 $E[e_k^2]$로 정의된다. 현실적 이유에서 오차의 순시 전력 e_k^2가 $E[e_k^2]$ 대신에 사용될 수 있으며 이 경우 LMS (least mean square) 알고리듬이 된다 [8]. 순시 오차 전력 e_k^2를 최소화하기 위해 가중치에 대하여 기울기를 구하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial e_k^2}{\partial \mathbf{W}} = -2 e_k \mathbf{X}_k \tag{4}$$

이 기울기에 스텝 사이즈 μ_{LMS}를 도입하고 가중치 갱신 방정식을 만들면 다음과 같은 LMS 알고리듬이 된다.

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + 2\mu_{LMS} \cdot e_k \mathbf{X}_k \tag{5}$$

한편, 기울기 $\frac{\partial e_k^2}{\partial \mathbf{W}}$가 0 인 경우를 LMS 알고리듬의 최적해 조건으로 볼 때, 다음과 같은 조건을 얻는다.

$$e_k \mathbf{X}_k = 0 \tag{6}$$

식(6)에 통계적 평균 $E[\cdot]$을 취하면 MSE 기준의 최적 조건을 얻게 된다.

$$E[e_k \mathbf{X}_k] = 0 \tag{7}$$

이 때, 식 (3)을 식 (6)에 대입하고 정리하면 LMS 알고리듬의 최적해 $\mathbf{W}_{LMS}^{opt}$를 얻는다.

$$\mathbf{W}_{LMS}^{opt} = \frac{d_k \mathbf{X}_k}{\mathbf{X}_k \mathbf{X}_k^T} \tag{8}$$

식(8)의 최적 가중치 $\mathbf{W}_{LMS}^{opt}$는 충격성 잡음에 노출될 경우, 분자 분모의 $\mathbf{X}_k$에 존재하는 충격파들을 막아 낼 아무런 보호조치가 없으므로 심하게 요동칠 수 있다.

3. MEE 알고리듬과 그 최적 가중치 분석

N 개 의 오차 샘플 (샘플 사이즈 N) $\{e_k, e_{k-1},..., e_{k-N+1}\}$로 커널 밀도 추정법[9]에 의해 확률밀도함수 $f_E(e)$를 구성하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} f_E(e) &= \frac{1}{N}\sum_{i=k-N+1}^{k} G_\sigma(e-e_i) \\ &= \frac{1}{N}\sum_{i=k-N+1}^{k} \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp[\frac{-(e-e_i)^2}{2\sigma^2}] \end{aligned} \tag{9}$$

식(9)를 기반으로 오차 샘플에 대한 정보 포텐셜 IP_e는 다음과 같이 정의된다[4].

$$IP_e = \frac{1}{N^2}\sum_{i=k-N+1}^{k}\sum_{j=k-N+1}^{k} G_{\sigma\sqrt{2}}(e_j - e_i) \tag{10}$$

IP_e를 최대화 하도록 식(10)의 기울기를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial IP_e}{\partial \mathbf{W}} = \frac{1}{2\sigma^2 N^2} &\sum_{i=k-N+1}^{k}\sum_{j=k-N+1}^{k} (e_j - e_i) \\ &\cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(e_j - e_i)\cdot(\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i) \end{aligned} \tag{11}$$

현실적 제한에 의해 통계적 평균 $E[\cdot]$과 식(11)의 샘플 평균 $\frac{1}{N}\sum_{i=k-N+1}^{k}(\cdot)$이 서로 대치될 수 있다고 가정하면, 식(11)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial IP_e}{\partial \mathbf{W}} = \frac{1}{2\sigma^2 N^2} E[&\sum_{j=k-N+1}^{k} (e_j - e_k)\cdot \\ &\cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(e_j - e_k)\cdot(\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_k)] \end{aligned} \tag{12}$$

기울기 $\frac{\partial IP_e}{\partial \mathbf{W}}$가 0 인 경우의 최적해 조건은 다음과 같다.

$$E[\sum_{j=k-N+1}^{k}(e_j - e_k)\cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(e_j - e_k)\cdot(\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_k)] = 0 \quad (13)$$

여기서 오차샘플간 거리를 나타내는 $(e_j - e_k)$ 항을 $e_{j,k}$ 로 정의하면, $e_{j,k}$ 는 현재 오차 e_k 와 다른 오차 샘플들간에 서로 떨어져 퍼져있는 정도에 대한 정보, 즉 오차 엔트로피(error entropy, EE) 정보를 지니게 된다. 마찬가지로, 입력 벡터들 사이의 거리를 의미하는 $(\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_k)$ 항은 현재 입력 $\mathbf{X}_k$ 과 다른 입력 벡터들 $\mathbf{X}_j$ 사이의 떨어져 놓인 정도에 대한 정보를 지닌다. 이 간격을 다음과 같이 정의하면

$$\mathbf{X}_{j,k} = (\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_k) \quad (14)$$

$\mathbf{X}_{j,k}$ 는 입력 엔트로피 (input entropy, IE)에 대한 정보를 지니게 되므로, EE 정보를 지닌 $e_{j,k}$ 와 IE 정보를 지닌 $\mathbf{X}_{j,k}$ 로 최적 조건 (13)을 다시 정리할 수 있다.

$$E[\sum_{j=k-N+1}^{k} e_{j,k}\cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})\mathbf{X}_{j,k}] = 0 \quad (15)$$

여기서 MSE 최적 조건식 (7)의 $E[e_k\mathbf{X}_k] = 0$ 와 MEE의 최적 조건식 (15)에서 발견된 유사점은 다음과 같다. 오차 엔트로피 정보를 지닌 $e_{j,k}$ 가 MSE 최적조건의 오차 e_k 와 대응된다고 보면, 식(15)의 $G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})\mathbf{X}_{j,k}$ 는 $\mathbf{X}_k$ 와 대응된다고 볼 수 있다. 이 경우, MEE의 $G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})\mathbf{X}_{j,k}$ 는 $G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})$ 에 의해 크기 조절된 $\mathbf{X}_{j,k}$ 이며, 크기 조절 기능은 오차 엔트로피가 클수록 작은 값이 되게 한다. 오차 엔트로피 정보를 지닌 샘플 $e_{j,k}$ 가 큰 값을 가질 때 (현재 오차 e_k 가 이전 오차들 e_j 에서 멀리 위치할 때) 는 현재 오차 e_k 가 이전 오차들 e_j 에서 멀리 위치하며 주로 강한 충격 펄스가 유입된 경우로 볼 수 있다. 이 경우 $G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})$ 은 아주 작은 값을 내게 된다($e_{j,k}^2$ 의 a decay function). 따라서 $G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})\mathbf{X}_{j,k}$ 는 입력 $\mathbf{X}_{j,k}$ 가 감소 되도록 조절된 벡터가 된다. 따라서 $G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})\mathbf{X}_{j,k}$ 는 충격성 잡음에 강인성을 유발하는 인자로서 작용한다고 볼 수 있다. 이 크기 조절된 입력 엔트로피 (magnitude-controlled input entropy, MCIE) 정보를 $\mathbf{X}_{j,k}^{MCIE}$ 로 정의하면 다음과 같다.

$$\mathbf{X}_{j,k}^{MCIE} = G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})\mathbf{X}_{j,k} \quad (16)$$

여기서 벡터 $\mathbf{X}_{j,k}^{MCIE}$ 의 요소 $x_{j,k}^{MCIE}$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$x_{j,k}^{MCIE} = G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})x_{j,k} = G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})(x_j - x_k) \quad (17)$$

식 (16)의 $\mathbf{X}_{j,k}^{MCIE}$ 와 $e_{j,k}$ 를 식 (15)에 대입하여 MEE 최적 조건을 다시 쓰면,

$$E[\sum_{j=k-N+1}^{k} e_{j,k}\cdot\mathbf{X}_{j,k}^{MCIE}] = 0 \quad (18)$$

또한, 기울기 $\frac{\partial IP_e}{\partial\mathbf{W}}$ 에 $\mathbf{X}_{j,k}^{MCIE}$ 와 $e_{j,k}$ 를 도입하여 MEE 알고리듬을 정리하면 다음과 같다.

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + \frac{\mu_{MEE}}{2\sigma^2N^2}\sum_{i=k-N+1}^{k}\sum_{j=k-N+1}^{k} e_{j,i}\mathbf{X}_{j,i}^{MCIE} \quad (19)$$

식(19)의 MEE 알고리듬과 식(5)의 LMS 알고리듬을 비교하면 오차항과 입력항에서 유사점을 발견할 수 있다. 다른 점이라면, LMS 알고리듬이 오차 샘플과 입력 벡터 그 자체가 쓰이고 있는 반면, MEE 알고리듬은 오차 엔트로피 관련 값과 입력 엔트로피 관련 벡터들의 합으로 구성되어있다는 점이다. 그 외 LMS 와 다른 점으로 합산과정(summation process)이 있다. $e_{j,i}\mathbf{X}_{j,i}^{MCIE}$ 에 대한 합산과정이 충격파의 영향력을 경감시킬 수 있을 것으로 보이나, 큰 충격파 하나로도 합산 또는 평균과정을 무력화 시킬 수 있으므로 충격성 잡음의 영향을 경감시키는 실제 역할은 MICE $\mathbf{X}_{j,i}^{MCIE}$ 에 있다고 볼 수 있다.

다음은 MICE $\mathbf{X}_{j,i}^{MCIE}$ 가 포함된 MEE 최적해를 유도하기로 한다. 필터 출력 $y_k = \mathbf{X}_k^T\mathbf{W}^{opt}$ 과 식(11)을 최적 조건 $\frac{\partial IP_e}{\partial\mathbf{W}} = 0$ 에 대입하고 정리하면

$$\sum_{i=k-N+1}^{k}\sum_{j=k-N+1}^{k}(e_j - e_i)\mathbf{X}_{j,i}^{MCIE} = 0 \quad (20)$$

즉,

$$\sum_{i=k-N+1}^{k}\sum_{j=k-N+1}^{k}(d_j - d_i)\mathbf{X}_{j,i}^{MCIE} = \sum_{i=k-N+1}^{k}\sum_{j=k-N+1}^{k}(\mathbf{X}_j^T - \mathbf{X}_i^T)\mathbf{W}^{opt}\mathbf{X}_{j,i}^{MCIE} \quad (21)$$

앞서 오차샘플간 거리, 즉 오차 엔트로피 정보를 나타내는 $(e_j - e_k)$ 항을 $e_{j,k}$ 로 정의하였듯이, 전송 심볼간 거리 $(d_j - d_i)$ 를 심볼간 벌어진 정도, 즉, 심볼 엔트로피 정보 $d_{j,i}$ 로 정의하기로 한다. 식(21)에 $d_{j,i}$ 를 대치한 후 정리하면 다음과 같은 MEE의 최적해 $\mathbf{W}^{opt}$ 를 얻을 수 있다.

$$\mathbf{W}^{opt} = \frac{\sum_{i=k-N+1}^{k} \sum_{j=k-N+1}^{k} d_{j,i} \mathbf{X}_{j,i}^{MCIE}}{\sum_{i=k-N+1}^{k} \sum_{j=k-N+1}^{k} \mathbf{X}_{j,i}^{T} \mathbf{X}_{j,i}^{MCIE}} \quad (22)$$

MEE의 최적해 (22) 는 식(8)의 $\mathbf{W}_{LMS}^{opt}$ 와 유사함을 발견할 수 있다. 다른 점으로 MEE 의 $\mathbf{W}^{opt}$ 는 엔트로피 관련 값들이 크기 조정되고 합산되어 표현된 반면, $\mathbf{W}_{LMS}^{opt}$ 는 샘플 값 자체로 이루어져 있다는 점이다. 정상상태에서, 입력이 충격성 잡음으로 오염되어 필터에 들어올 경우, $G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{j,k})$ 에 의해 크기 조절된 MCIE $\mathbf{X}_{j,k}^{MCIE}$ 가 최적해 (23)의 분자 분모에 적용되므로 충격성 잡음 하에서도 최적해 $\mathbf{W}^{opt}$ 는 흔들림 없이 안정적인 값을 유지할 수 있음을 알 수 있다. 반면에 샘플 값 자체로 이루어져 있는 $\mathbf{W}_{LMS}^{opt}$ 는 충격성 잡음의 직접적인 영향을 받은 $\mathbf{X}_k$ 를 포함하므로 $\mathbf{W}_{LMS}^{opt}$ 가 심하게 변동할 수 있음을 예상할 수 있다.

충격성 잡음 환경에서 정상상태의 $\mathbf{W}_{LMS}^{opt}$ 와 $\mathbf{W}^{opt}$ 의 행동양태를 다음절에서 살펴보기로 한다.

4. 결과 및 토론

MEE 알고리듬의 최적해에 대한 움직임을 관찰하기 위해 채널 $H(z) = 0.26 + 0.93z^{-1} + 0.26z^{-2}$ [10] 의 다중 경로 채널에 대해 시뮬레이션을 시행하였다. 전송된 심볼 d_k 는 심볼 집합 $\{d_1 = -3, d_2 = -1, d_3 = 1, d_4 = 3\}$ $(M = 4)$ 에서 무작위로 선택된다. 그림 1의 백색 가우시안 배경잡음(AWGN)은 전 시간 영역에서 인가되고 충격 잡음은 수신 필터의 수렴 뒤 정상상태에서 인가되도록 채널 출력의 5000 샘플 이후부터 충격성 잡음이 나타난다. 이 충격성 잡음은 논문 [9]에 나타난 방법에 의해 생성되었으며 AWGN 배경잡음의 분산은 0.001, 충격파 잡음의 분산은 50, 그리고 발생률은 0.01로 하였다.

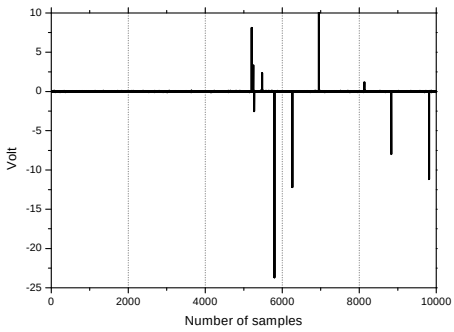

그림 1. 최적 가중치의 움직임에 대한 시뮬레이션의 충격잡음 및 배경 잡음

Fig. 1. The impulse and background noise used in the simulation for the behavior of optimum weight.

수신단의 횡단 필터 (tapped delay line, TDL)는 11개의 탭 가중치를 가지고 있다$(L = 11)$. MEE 알고리듬의 파라메터인 샘플사이즈 N, 커널 사이즈 σ 그리고 스텝 사이즈 μ_{MEE} 는 각각 20, 0.7, 그리고 0.01로 하였다. 한편 LMS의 스텝 사이즈 μ_{LMS} 는 0.001이며 이 모든 파라메터 값들은 이 시뮬레이션에서 가장 낮은 정상상태 오차를 나타낼 때의 값으로 하였다.

그림 2는 LMS 와 MEE 두 알고리듬의 가중치의 움직임을 나타내고 있다. 약 5000 샘플부터 두 알고리듬은 최적 가중치 상태에 완전히 이르고 있으며 그림 1 에 나타낸 충격성잡음의 영향을 받고 있다. 페이지 제약상, 가운데 탭의 가중치 $w_{5,k}$ 와 인접 가중치 $w_{4,k}$ 의 궤적을 관찰 하고자 한다. 그림 2에서 관찰되는 사항으로, LMS와 MEE 모두 같은 정상상태 MSE 값을 유지한다는 점이 있다. 둘째, 정상상태에서 MEE 알고리듬의 각 가중치 궤적에서는 강한 충격성 잡음에서도 변동을 보이지 않는다는 점이 관찰된다. 반면 LMS 알고리듬의 가중치들은 각 충격파 시점 마다 가파르게 요동치고 느리게 서서히 되돌아오는 현상을 보이고 있다.

이 정상상태 가중치의 움직임에 대한 실험결과와 수식상 역할을 비교해보자. 최적 가중치 (8)과 달리 MEE의 최적 가중치 표현 (22)는 합산 과정과 MCIE 를 차이점으로 가진다. 한 순간의 큰 충격파 잡음 샘플 하나에도 합산에 의한 평균과정은 그 평균기능을 상실하여 충격파의 영향을 경감시킬 수 없으므로, MEE의 충격성 잡음에 대한 강인성은 MICE 가 그 주된 역할을 한다는 것을 알 수 있다.

5. 결 론

MEE 알고리듬은 충격성 잡음 환경하에서 MSE 기반의 알고리듬보다 성능이 우월하다고 알려져 있다. 그러나 충격성 잡음에 대한 강인성과 관련한 MEE 알고리듬의 성질 및 최적해에 대한 연구는 이루어지지 않고 있다. 이 논문에서는 최적해에 대한 이론적 분석과 실험적 행태 분석을 통해 충격성 잡음 상황과 같이 큰 오차 발생의 영향을 경감시키면서 최적해를 안정적으로 유지하는 요인으로 MICE 가 주된 역할을 함을 밝혔다. 또한 MEE의 최적해는 MSE 최적해와 같음을 실험을 통해 보였다. 향후 MEE 알고리듬의 성능향상을 위한 연구 과제로서 MICE 에 대한 심도 있는 연구가 필요하다고 본다.

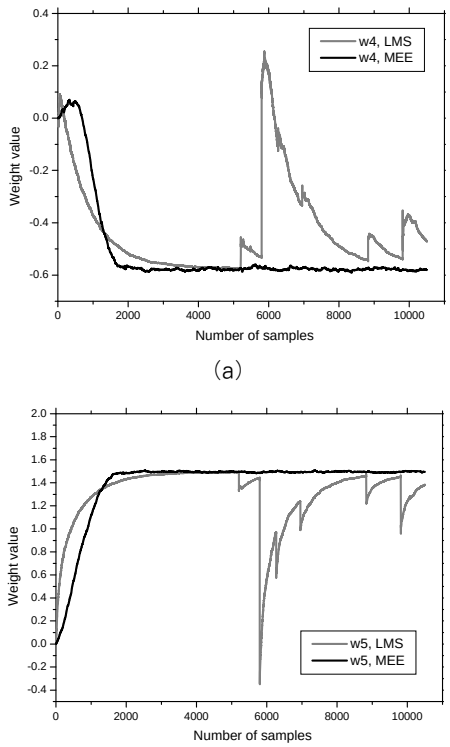

그림 2. 정상상태에서 인가된 충격성 잡음에 대해 가중치 $w_{4,k}$: (a) 와 $w_{5,k}$: (b) 의 궤적 (적색: LMS, 청색: MEE).

Fig. 2. The behavior of weight values of $w_{4,k}$ in (a) and $w_{5,k}$ in (b) with impulsive noise being added in the steady state (gray line: LMS, black line: MEE).

참 고 문 헌 (Reference)

[1] N. Kim, H. Byun, Y. You and K. Kwon, “Blind signal processing for impulsive noise channels”, JCN, vol. 14, pp. 27-33, Feb. 2012. DOI: http://dx.doi.org/10.1109/JCN.2012.6184548

[2] J. Armstrong, J. Shentu, C. Chai, and H. Suraweera, “Analysis of impulse noise mitigation techniques for digital television systems”, Proceedings of InOWo ’03, pp. 172-176. 2003. http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.399.3297&rep=rep1&type=pdf

[3] I. Santamaria, P. Pokharel, and J. Principe, “Generalized correlation function: Definition, properties, and application to blind equalization”, IEEE Trans. Signal Processing, vol.54, pp. 2187-2197, June 2006. http://dx.doi.org/10.1109/TSP.2006.872524

[4] D. Erdogmus, and J. Principe, “An error-entropy minimization algorithm for supervised training of nonlinear systems”, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 50, pp. 1780-1786, July, 2002. http://ieeexplore.ieee.org/xpl/login.jsp?tp=&arnumber=1011217

[5] N. Kim, “Decision Feedback Equalizer Algorithms based on Error Entropy Criterion”, Journal of Internet Computing and Services, vol. 12, pp. 27-33. Aug. 2011. http://www.jksii.or.kr/upload/1/860_1.pdf

[6] N. Kim, “Performance analysis of entropy-based decision feedback algorithms in wireless shallow-water communications”, Proceedings of KSII summer conference, pp. 185-186, June, 2012. http://www.dbpia.co.kr/Journal/ArticleDetail/NODE01949574

[7] N. Kim and A. Andonova, “Computationally efficient methods for decision feedback algorithms based on minimum error entropy”, Annual Journal of Electronics, ISSN 1314-0078, pp 17-19. 2014. http://ecad.tu-sofia.bg/et/2014/ET2014/AJE_2014/017-A_Andonova.pdf

[8] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, Prentice Hall, Upper Saddle River, 4th ed, 2001. http://tocs.ulb.tu-armstadt.de/110863747.pdf

[9] E. Parzen, “On the estimation of a probability density function and the mode,” Ann. Math. Stat. vol. 33, p.1065, 1962.
http://bayes.wustl.edu/Manual/parzen62.pdf
[10] J. Proakis, Digital Communications, McGraw-Hill, 2nd ed, 1989.
http://www.slideshare.net/hoangphuong2808/digital-communications-by-john-proakis-4th-edition

◐ 저 자 소 개 ◑

김 남 용 (Namyong Kim)
1986년 연세대학교 전자공학과 졸업(학사)
1988년 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)
1991년 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사)
1992-1998년 관동대학교 전자통신공학과 부교수
1998~현재 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수
관심분야 : Adaptive Equalization, ITL
E-mail : namyong@kangwon.ac.kr

이 규 영 (Gyoo-Yeong Lee)
1996년 3월~현재: 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수