

간소화된 최소 오차 엔트로피 학습법과 적응 등화 알고리즘

김 남 용*, 권 기 현^o

A Simplified Minimum Error Entropy Criterion and Related Adaptive Equalizer Algorithms

Namyong Kim*, Kihyeon Kwon^o

요 약

최소오차엔트로피(MEE)는 비가우시안 잡음하의 채널등화, 신호처리, 분류, 상태추정, 그리고 머신러닝 등에 성공적으로 적용되어왔다. 그러나 MEE를 구현하기에는 MEE자체가 지닌 이중합산 과정의 과도한 계산량이 어려움으로 작용한다. 이 문제를 해결하기 위해 통계적 기대치 또는 샘플 평균 과정 대신 순시값 자체를 활용하여 더 이상 이중합산 과정이 없는 새로운 MEE 성능기준을 제안하였다. 또한, 제안한 MEE 성능기준을 TDL 등화기 구조에 적용한 가중치 갱신 알고리즘을 소개하였다. 그리고 충격성 잡음하의 다중 경로 페이딩 채널을 위한 적응 등화 실험을 통해, 제안한 MEE 성능기준 및 가중치 갱신 알고리즘의 효능을 입증하였다.

키워드 : 오차 엔트로피, MEE, 계산량, 이중 합산, 충격성 잡음

Key Words : Error Entropy, MEE, Computation, Double Summation, Impulsive Noise

ABSTRACT

The minimum error entropy (MEE) has been successfully applied to equalization, signal processing, classification, state estimation and machine learning under non-Gaussian noise environments. However, the implementation of MEE faces heavy computation caused by double summation operations inherited in the original MEE. To this end, we utilize the fact that statistical expectations or sample means can be replaced with its instant values and propose a new MEE criterion that has no double summations. We also introduce related algorithms for the weight update in the tapped delay line (TDL) filter structure. Experimental results with adaptive equalization for multi-path fading channels with impulsive noise are presented to verify the effectiveness in calculation and performance of the proposed MEE.

* 본 과제(결과물)는 2022년도 교육부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된지자체-대학 협력기반 지역혁신 사업의 결과입니다. (2022RIS-005)

• First Author : Kangwon National University Electronics, Information and Communication Engineering, namyong@kangwon.ac.kr, 종신회원

^o Corresponding Author : Kangwon National University Electronics, Information and Communication Engineering, kweon@kangwon.ac.kr, 정회원

논문번호 : 202210-238-A-RN, Received October 4, 2022; Revised December 5, 2022; Accepted December 26, 2022

I. 서 론

통신 채널상에 발생하는 심볼간 간섭을 극복하기 위해 여러 다양한 적응 equalizer의 구조 및 그에 따른 가중치 조절 알고리즘들이 개발되었는데 주로 최소자승오차 MSE (minimum squared error)를 성능기준(performance criterion)으로 하여 설계되고 발전되어 왔다. MSE의 통계적 평균 또는 기대값 대신 MSE의 순시값을 채용하여 그 기울기를 적용한 LMS (least mean square)가 여러 분야에서 활발하게 적용되고 효과적인 성능을 발휘하고 있다^[1]. 그러나 MSE에 기본을 두고 발전된 모든 알고리즘은 가우시안 잡음(white Gaussian noise) 조건에서 설계되었기에 비가우시안(non-Gaussian) 잡음, 특히 충격성 잡음이 혼재하는 환경에서는 그 성능이 매우 열악한 것으로 알려져 있다^[2].

한편, 오차 샘플의 엔트로피 (error entropy)를 성능 기준으로 하고 이를 최소화하도록 설계된 최소오차엔트로피 MEE (minimum error entropy) 성능 기준은 채널 왜곡과 비가우시안 잡음 환경에서 우수한 채널 등화 성능을 지닌 것으로 알려져 있다^{[3][4][5]}. 비가우시안 잡음하의 통신 채널 등화 외에도 MEE 학습법은 최근 여러 분야에서 응용되고 있다. 머신 러닝^{[6][7][8]}, 전력 시스템 상태 추정^[9], 우주선 상태 추정^[10], 다중안테나 레이더(MIMO Radar)^[11] 등 비가우시안 잡음하의 신호 및 정보처리 응용에 활발하게 적용되고 있다. 그러나 문제점으로 비용함수가 이중 합산(double summations)를 지니고 있어 계산 복잡도가 크고 현실적 구현의 어려움을 지니고 있다. 논문^[12]에서 MEE의 계산량을 개선하려는 시도가 있으나 이중 합산과 정은 여전히 남아있는 상태이다.

이 논문에서는 성능상의 유의미한 차이가 없으면서 이중 합산을 없앨 수 있는 새로운 MEE 성능 기준과 이에 따른 가중치 갱신 알고리즘을 제안한다.

II. Renyi 엔트로피와 MEE 성능 기준

MEE 학습 알고리즘의 성능 기준을 간단히 살펴보면 다음과 같다. 오차 e 와 오차확률밀도 $f_E(e)$ 에 대한 오차 엔트로피 $H(e)$ 는 다음과 같이 정의된다^[13].

$$H(e) = -\log\left(\int f_E(e)^2 de\right) \quad (1)$$

샘플 시간 k 에서 오차 e_k 와 커널 사이즈 σ 의 가우

시안 커널 $G_\sigma(e_k)$ 을 $G_\sigma(e_k) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{e_k^2}{2\sigma^2}\right]$ 라고 정의할 때, 샘플 사이즈 N 의 오차샘플들에 대해 추정 오차확률밀도 $\hat{f}_E(e)$ 는 다음과 같이 구해질 수 있다^[13,14].

$$\hat{f}_E(e) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(e - e_i) \quad (2)$$

이 추정 오차확률밀도에 엔트로피를 적용한 Renyi 엔트로피 $H_R(e)$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} H_R(e) &= -\log\left(\int \hat{f}_E(e)^2 de\right) \\ &= -\log\left[\frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k G_\sigma\sqrt{2}(e_j - e_i)\right] \end{aligned} \quad (3)$$

오차 e_i 또는 e_j 를 만드는 시스템이 가중치 W 를 가진 어떤 구조의 시스템이라 가정하면 이 Renyi 오차 엔트로피 (3)을 성능기준으로 최소화 시키는 시스템 가중치 W 를 찾는 방식이 MEE이며 최소화를 통해 오차 샘플들이 0 값에 집중되는 효과를 발생한다^[3].

$$MEE = \min_W H_R(e) \quad (4)$$

한편, 통계적 기대치에 의해 식(1)과 (3)은 각각 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$H(e) = -\log(E[f_E(e)]) \quad (5)$$

$$\begin{aligned} H_{R(e)} &= -\log(E[\hat{f}_E(e)]) \\ &= -\log\left[E\left[\frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(e_k - e_i)\right]\right] \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 식(6)의 내항을 다음과 정의하면

$$V(e_k) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(e_k - e_i) \quad (7)$$

식(6)에서 Renyi 엔트로피 $H_R(e)$ 를 최소화하는 것은 $E[V(e_k)]$ 를 최대화하는 것과 같으므로

$$\min_W H_R(e) = \max_W E[V(e_k)] \quad (8)$$

또한 MEE 기준은 통계적 평균값 $E[V(e_k)]$ 대신

식(8)의 순시값 $V(e_k)$ 를 최대화하는 것으로 표현 가능하다¹⁵⁾.

$$\min_W H_R(e) \approx \max_W V(e_k) \quad (9)$$

통계적 평균값 $E[\cdot]$ 대신 순시값을 최대 또는 최소화하는 방법에는 $E[e_k^2]$ 대신 e_k^2 을 최소화하는 LMS (least mean squared) 알고리즘 등이 있다¹¹⁾. 순시값을 활용하는 이 간소화 접근법을 MEE에도 적용하고자 한다.

III. 제안한 MEE 성능 기준 간소화

통계적 평균 대신 순시값을 활용하면 학습 알고리즘이 간단해지면서 효율적인 성능을 발휘하는 것에 착안하여, 샘플 평균에도 평균을 없앤 순시값을 적용해 보고자 한다. 식(7)은 $G_\sigma(e_k - e_i)$ 에 샘플 평균 $\frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k$ 이 적용된 것으로 볼 수 있으므로 이 샘플 평균 대신 이 논문에서는 (7)의 두 순시값 $G_\sigma(e_k - e_{k-1})$ 과 $G_\sigma(e_k - e_k)$ 만을 사용하는 비용함수 $\hat{V}(e_k)$ 를 다음과 같이 제안한다.

$$\begin{aligned} \hat{V}(e_k) &= \frac{1}{2} [G_\sigma(e_k - e_{k-1}) + G_\sigma(e_k - e_k)] \\ &= \frac{1}{2} [G_\sigma(e_k - e_{k-1}) + \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}] \end{aligned} \quad (10)$$

최대화에 무관한 상수값을 제거하면 MEE 즉 $\max_W V(e_k)$ 는 블록 합산 \sum 없이 다음과 같은 간단한 식으로 표현될 수 있다.

$$\max_W V(e_k) = \max_W G_\sigma(e_k - e_{k-1}) \quad (11)$$

이 제안된 MEE (11)을 SMEE (simplified MEE)라 하겠다.

IV. 제안한 MEE 성능 기준에 따른 가중치 학습 알고리즘

식(11)의 $G_\sigma(e_k - e_{k-1})$ 를 최대화하기 위해 스텝 사이즈 μ_{SMEE} 와 기울기 $\frac{\delta G_\sigma(e_k - e_{k-1})}{\delta W}$ 로 SMEE

학습법의 가중치 갱신식을 다음과 같이 요약할 수 있다.

$$W_{k+1} = W_k + \mu_{SMEE} \frac{\delta G_\sigma(e_k - e_{k-1})}{\delta W} \quad (12)$$

한편, 입력 벡터를 X_k , 출력을 y_k 라 할 때, L개의 가중치를 갖는 선형 합성기(linear combiner) 또는 TDL (tapped delay line)으로 시스템을 구성할 경우, 출력은 $y_k = W_k^T X_k$ 로 표현되며 오차를 원하는 신호(target or desired signal) d_k 와 차이 $e_k = d_k - y_k$ 로 정의할 때, SMEE의 기울기를 구하면

$$\begin{aligned} \frac{\delta G_\sigma(e_k - e_{k-1})}{\delta W} &= \frac{1}{-\sigma^2} G_\sigma(e_k - e_{k-1}) \\ &\cdot (e_k - e_{k-1}) \cdot \left(\frac{\delta e_k}{\delta W} - \frac{\delta e_{k-1}}{\delta W} \right) \\ &= \frac{1}{\sigma^2} G_\sigma(e_k - e_{k-1}) \cdot (e_k - e_{k-1}) (X_k - X_{k-1}) \end{aligned} \quad (13)$$

이 경우, SMEE 학습 알고리즘은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} W_{k+1} &= W_k + \frac{\mu_{SMEE}}{\sigma^2} G_\sigma(e_k - e_{k-1}) \\ &\cdot (e_k - e_{k-1}) (X_k - X_{k-1}) \end{aligned} \quad (14)$$

한편, 이중 합산과정이 필요한 기존의 MEE 학습 알고리즘은 다음과 같다^{3,12)}.

$$\begin{aligned} W_{k+1} &= W_k + \frac{\mu_{MEE}}{2\sigma^2 N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k (e_j - e_i) \\ &\cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(e_j - e_i) [X_j - X_i] \end{aligned} \quad (15)$$

한편, 식(14)는 [15]에서 제시된 방식에서 샘플 사이즈 N을 2로 놓은 경우와 동일한 결과에 이르게 된다. 논문[15]와 후속 연구에서 N=2 경우를 전혀 다루지 않은 데에는 여러 이유가 있을 수 있겠지만 성능저하를 예상하고 N=2 경우 가질 수 있는 장점을 탐색하지 않은 것으로 생각된다. 즉, 샘플 사이즈가 충분해야 추정 오차확률밀도 $\hat{f}_E(e)$ 가 실제 확률밀도와 근사해지며 MEE의 엔트로피도 Renyi 엔트로피에 가까워지기 때문에 샘플 사이즈가 극히 작은 N=2인 경우는 어느 연구자에 의해서도 성능평가가 이루어지지 않은 것으로 판단된다.

식(14)와 (15)를 비교하면 제안한 SMEE (14)는 큰

계산량 감소를 이루어졌으며 구현시 시스템 복잡성을 크게 낮출 수 있음을 알 수 있다. 다음 절에서는 이중 합산과정이 있는 기존 MEE 알고리즘과 더 이상 합산과정이 필요 없는 단순해진 SMEE 알고리즘이 서로 어떤 성능의 차이를 보이는지 살펴보고자 한다.

V. 결과 및 토론

이 절에서는 제안한 SMEE 학습법과 기존의 MEE 학습법을 다중경로 무선통신채널의 등화 성능을 수렴 곡선과 오차의 확률분포 (probability distribution) 로 비교하고자 한다.

그림 1의 통신 시스템에서 4레벨의 랜덤 심볼 $\{\pm 1, \pm 3\}$ 중 하나가 무작위로 선택되고 송신 심볼로서 채널 $H(z)$ 을 통해 전송된다.

사용된 채널 모델 CH1과 CH2의 전송함수 (transfer function)은 그림 1과 같다¹¹.

$$CH1 : H_1(z) = 0.26 + 0.93z^{-1} + 0.26z^{-2} \quad (16)$$

$$CH2 : H_2(z) = 0.304 + 0.903z^{-1} + 0.304z^{-2} \quad (17)$$

이 채널 모델은 다중경로 무선채널 모델로 심각한 심볼간 간섭을 유발하며 특히 CH2의 경우 주파수 상에서 스펙트럼 널(spectral nulls)을 지니고 있다. 채널을 통과한 신호에 더해질 잡음은 분산 0.001의 백색

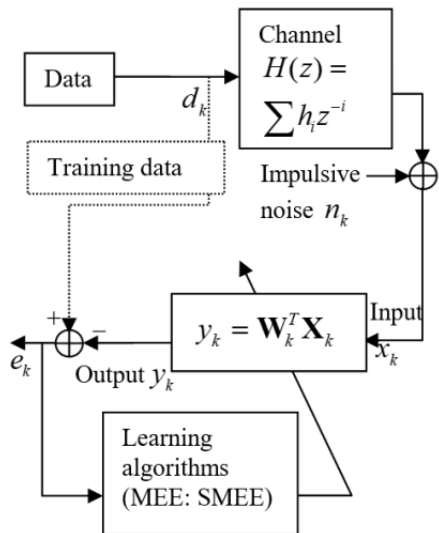


그림 1. 실험에 쓰인 기저대역 통신 시스템
Fig. 1. A Base-band communication system for the experiment.

가우시안 잡음에 분산 50, 발생률 0.03의 랜덤 충격파 (impulses)가 더해져서 만들어진다^{2,16}. 그림 2에 실험에 쓰인 충격성 잡음(impulsive noise)의 한 샘플을 나타냈다.

학습 알고리즘에 사용된 스텝 사이즈는 $\mu_{MEE} = \mu_{SMEE} = 0.02$ 이며 $\sigma = 0.8$, 그리고 MEE를 위한 샘플 사이즈 $N = 20$ 으로 하였다. 채널 모델에 따른 실험 결과 중 MSE 수렴 성능을 그림 3과 4에, 그리고 오차의 확률분포를 그림 5와 6에 각각 나타냈다.

CH1과 CH2 모두에서 MSE 기반 LMS는 -13dB와 -10dB를 중심으로 큰 폭의 변동을 보이고 있으나 MEE와 제안한 SMEE의 정상상태 MSE는 -26dB (CH1)와 -24dB (CH2)에서 서로 유사한 성능을 보이고 있으며 수렴 속도에서는 기존의 MEE 알고리즘이 조금 앞서는 것으로 보인다. 그러나 채널이 열악한 경

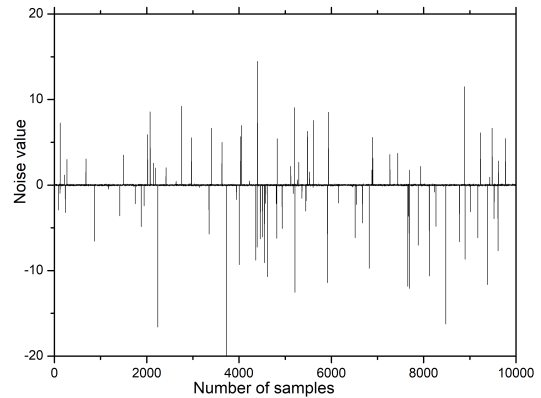


그림 2. 실험에 쓰인 충격성 잡음의 한 샘플
Fig. 2. A sample of impulsive noise used in the experiment.

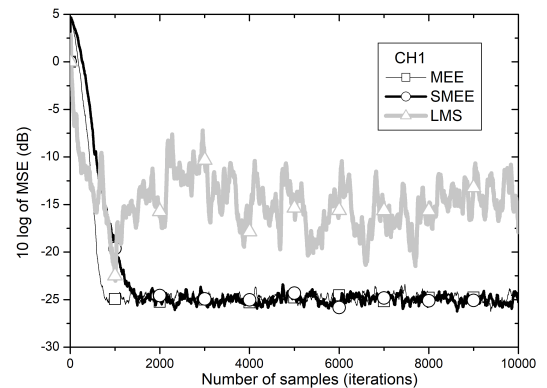


그림 3. 채널 CH1에서 MSE 수렴 성능
Fig. 3. MSE convergence performance in CH1.

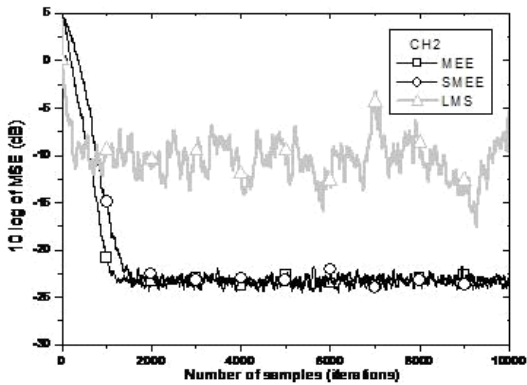


그림 4. 채널 CH2에서 MSE 수렴 성능
Fig. 4. MSE convergence performance in CH2.

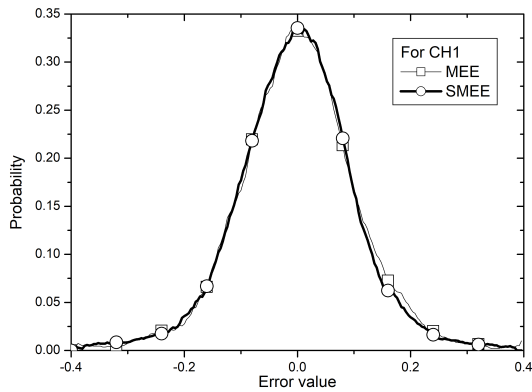


그림 5. 채널 CH1에서 오차의 확률분포
Fig. 5. Probability distribution for errors in CH1.

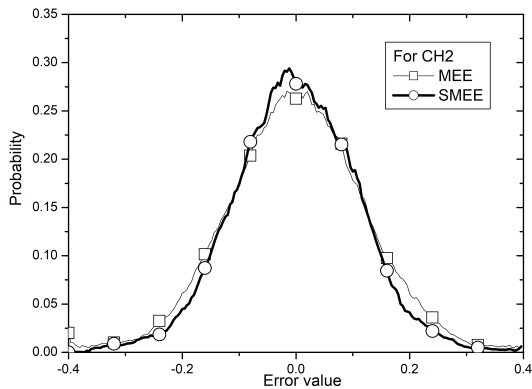


그림 6. 채널 CH2에서 오차의 확률분포
Fig. 6. Probability distribution for errors in CH2.

우일수록 수렴 속도의 차이는 줄어들고 있음을 알 수 있다. 최악의 시나리오로 N개의 잡음 충격파가 가해질 경우, 식(14)에서는 두 오차샘플 e_k 과 e_{k-1} 에 단 2

개의 충격과 잡음이 영향을 미치지만 식(15)에서는 N 개의 충격과 모두의 영향을 받고 있음을 알 수 있다. 이런 상황에 채널이 더 열악할 경우, 가중치 갱신식 (15)는 최적 가중치로 접근이 (14)보다 더 어려울 수 있음을 알 수 있다. 따라서 간소화된 식(14)가 더 나은 성능 결과를 보인다고 판단된다.

비록 제안한 SMEE 알고리즘이 단점으로 수렴 속도의 손실을 보인다고 할 수 있으나 정상상태 MSE는 매우 유사한 성능을 지니고 있어서 이 부분을 더욱 자세히 관찰하기 위해 오차의 확률분포를 그림 5 (CH1) 과 6 (CH2)에 나타냈다. 보다 명확한 성능비교인 BER(bit error rate)관점에서 통신시스템의 성능 비교 평가가 바람직하나 충격성 잡음 하에서는 매 충격과 발생 때마다 시스템은 오류를 낳기에 BER로 비교하는 대신 오차의 확률분포로 성능비교를 하게 된다.

수렴 속도의 손실을 보였던 SMEE는 CH1의 오차 확률분포에서 근소한 우위를, CH2에서는 구별 가능한 우위를 나타낸다고 할 수 있다. 따라서 계산량을 획기적으로 줄인 SMEE가 성능 면에서는 기존 MEE에 뒤진다고 볼 수 없다고 판단된다. 즉 성능은 서로 유사하면서 계산량 감소에서는 제안한 SMEE가 큰 진전을 보였다고 할 수 있다.

한편, SMEE가 채널이 열악할수록 더 나은 성능을 보였지만, 잡음의 열악한 정도에 따라 어떤 결과를 보일 지 성능연구가 추가로 필요하다. 이에 충격과 발생률 0.05의 더 가혹한 충격성 잡음을 Noise2라하고 이 환경에서 실험한 결과에 대해 MSE 수렴 성능을 그림 7에, 오차 확률분포를 그림 8에 각각 나타냈다.

이 결과에서 나타난 특이한 점은 계산량을 획기적으로 줄인 SMEE가 열악한 잡음 환경에서는 MSE 수

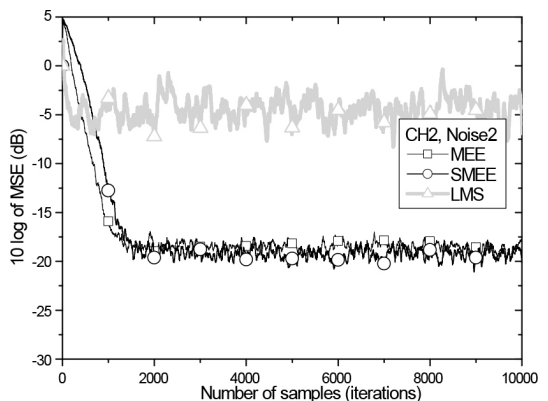


그림 7. 채널 CH2와 잡음 Noise2에서 MSE 수렴 성능
Fig. 7. MSE convergence performance in CH2 and Noise2

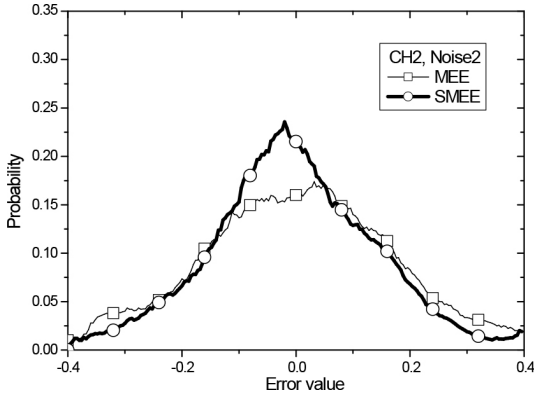


그림 8. 채널 CH2와 잡음 Noise2에서 오차의 확률분포
Fig. 8. Probability distribution for errors in CH2 and Noise2

럼에서도 오차 확률분포에서도 기존 MEE를 증가하는 성능을 지닌다는 점이다. 즉 N=2 경우 불충분한 샘플 사이즈는 추정 오차확률밀도의 부정확성, Renyi 엔트로피에서 멀어진다는 이유로 그동안 외면되었던 성능분석 연구가 이 연구에서 제대로 이루어졌다고 볼 수 있다.

VI. 결 론

최소 오차 엔트로피 성능 기준으로 설계된 MEE 알고리즘은 매 샘플 시간마다 한 블록의 오차 샘플들에 이중 합산과정을 수행하여야 가중치 갱신이 가능하다. 이 문제는 시스템의 복잡도를 크게 증가시킬 뿐 아니라 소요되는 과도한 연산 시간도 시스템의 현실적 구현에 문제가 된다. 이 논문에서는 MEE 알고리즘의 기울기 계산에 필요한 블록 처리 방식의 이중 합산 연산이 필요 없어 효율적인 간소화된 MEE 학습법을 제안하였다. 비록 이전 연구에서 샘플 사이즈를 N=2로 한 경우와 동일한 결과를 갖게 되었지만 충격성 잡음이 존재하는 다중경로 무선통신 채널환경에 대한 실험 결과로부터, 열악한 채널환경 일수록 계산 효율을 높인 방식이 기존의 MEE와 거의 동일한 성능을 나타내면서 시스템의 복잡도 연산량을 현저히 줄일 수 있음을 밝혔다. 이에 제안한 방식은 MEE 학습법이 적용되고 있는 여러 기계학습, 신호처리 응용 분야에서 처리시간, 전력 소모, 복잡도 등 현실적 문제를 고려한 시스템 구현에 MEE 대신 크게 활용될 수 있다고 판단된다.

References

- [1] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 4th Ed., Upper Saddle River: Prentice Hall, 2001.
- [2] N. Kim, G. Byun, Y. You, and K. Kwon, "Blind signal processing for impulsive noise channels," *J. Commun. and Netw.*, vol. 14, no. 1, pp. 27-33, 2012. (<https://doi.org/10.1109/JCN.2012.6184548>)
- [3] J. Principe, *Information theoretic learning: Renyi's entropy and kernel perspectives*, Springer Science & Business Media, 2010. (<https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1570-2>)
- [4] N. Kim, "Performance analysis of entropy-based decision feedback algorithms in wireless shallow-water communications," in *Proc. KSII Summer Conf.*, pp. 185-186, Jun. 2012.
- [5] N. Kim and K. Kwon, "Normalized minimum error entropy algorithm with recursive power estimation," *Entropy*, vol. 18, no. 239, Jun. 2016. (<https://doi.org/10.3390/e18070239>)
- [6] Y. Li, B. Chen, N. Yoshimura, and Y. Koike, "Restricted minimum error entropy criterion for robust classification," *IEEE Trans. Neural Netw. and Learn. Syst.*, pp. 1-14, Jun. 2021. (<https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3082571>)
- [7] X. Guo, T. Hu, and Q. Wu, "Distributed minimum error entropy algorithms," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 21, no. 126, pp. 4968-4998, Jan. 2020.
- [8] S. Huang, Y. Feng, and Q. Wu, "Learning theory of minimum error entropy under weak moment conditions," *Anal. and Appl.*, vol. 20, no. 01, pp. 121-139, 2022. (<https://doi.org/10.1142/S0219530521500044>)
- [9] B. C. Dang, S. Wang, W. Ma, and P. Ren, "Robust power system state estimation with minimum error entropy unscented Kalman filter," *IEEE Trans. Instrumentation and Meas.*, vol. 69, no. 11, pp. 8797-8808, 2020. (<https://doi.org/10.1109/TIM.2020.2999757>)
- [10] B. Yang, H. Huang, and L. Cao, "Centered error entropy-based sigma-point Kalman filter for spacecraft state estimation with

non-Gaussian noise,” *Space: Science & Technol.*, vol. 2022, Article ID 9854601, 2022. (<https://doi.org/10.34133/2022/9854601>)

[11] U. Singh, R. Mitra, V. Bhatia, and A. Mishra, “Kernel minimum error entropy based estimator for MIMO radar in non-Gaussian clutter,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 125320-125330, Sep. 2021. (<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3111103>)

[12] B. Chen, L. Xing, Z. Nanning, and J. Principe, “Quantized minimum error entropy criterion,” *IEEE Trans. Neural Netw. and Learn. Syst.*, vol. 30, no. 5, pp. 1370-1380, 2019. (<https://doi.org/10.1109/TNNLS.2018.2868812>)

[13] E. Parzen, “On estimation of a probability density function and mode,” *The Annals of Math. Statistics*, vol. 33, no. 3, pp. 1065-1076, 1962. (<https://doi.org/10.1214/aoms/1177704472>)

[14] B. Silverman, “Density estimation for statistics and data analysis,” *Technometrics*, vol. 29, no. 4, pp. 495-495, 1986. (<https://doi.org/10.1201/9781315140919>)

[15] Y. Liu, A. Wang, L. Guo, and H. Wang, “An error-entropy minimization algorithm for tracking control of nonlinear stochastic systems with non-Gaussian variables,” *IFAC papersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 10407-10412, 2017. (<https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.1720>)

[16] I. Santamaria, P. Pokharel, and J. Principe, “Generalized correlation function: definition, properties, and application to blind equalization,” *IEEE Trans. Sign. Process.*, vol. 54, no. 6, pp. 2187-2197, 2006. (<https://doi.org/10.1109/TSP.2006.872524>)

김 남 용 (Namyong Kim)



1986년: 연세대학교 전자공학과 졸업
 1988년: 연세대학교 전자공학과 석사
 1991년: 연세대학교 전자공학과 박사
 1998년~현재: 강원대학교 교수
 <관심분야> 통신 신호처리, 정보이론적 학습

권 기 현 (Kihyeon Kwon)



1993년: 강원대학교 컴퓨터과 학과 졸업
 1995년: 강원대학교 대학원 컴퓨터과학과 석사
 2000년: 강원대학교 대학원 컴퓨터과학과 박사
 2002년~현재: 강원대학교 교수
 <관심분야> 패턴인식, 사물인터넷 응용