

영확률 최대화에 근거한 효율적인 적응 알고리즘

김 남 용[°]

Efficient Adaptive Algorithms Based on Zero-Error Probability Maximization

Namyong Kim[°]

요 약

이 논문에서는, 영확률을 최대화 (maximum zero-error probability, MZEP) 하도록 설계된 알고리즘에서 가중치 갱신에 쓰이는 기존의 블록 처리 방식의 합산 연산을 대신하여, 다음 기울기 계산에 현재 계산된 기울기를 활용할 수 있는 효율적인 가중치 갱신 계산 방식을 제안하였다. 실험 결과로부터, 제안한 방식은 원래의 MZEP 와 동일한 성능을 나타내면서도 오차 버퍼가 불필요하여 시스템의 복잡도를 감소시키며 연산 시간을 현저히 줄일 수 있다. 또한 제안한 알고리즘은 오차 엔트로피 (error-entropy)를 최소화하도록 설계된 알고리즘보다 우수한 수렴 속도를 지닌다.

Key Words : computational complexity, MEE, adaptive algorithm, zero-error probability

ABSTRACT

In this paper, a calculation-efficient method for weight update in the algorithm based on maximization of the zero-error probability (MZEP) is proposed. This method is to utilize the current slope value in calculation of the next slope value, replacing the block processing that requires a summation operation in a sample time period. The simulation results shows that the proposed method yields the same performance as the original MZEP algorithm while significantly reducing the computational time and complexity with no need for a buffer for error samples. Also the proposed algorithm produces faster convergence speed than the algorithm that is based on the error-entropy minimization.

I. 서 론

대부분의 적응 시스템은 평균자승오차 (mean squared error, MSE) 를 주로 사용하며 가중치를 조절하여 오차 전력의 통계적 평균 또는 시평균 값을 최소화하도록 한다^{1,2)}.

그러나 확률과 엔트로피 등을 성능 기준으로 하고 데이터 샘플들로 확률밀도함수를 구하는 커널 밀도 추정법 (kernel density estimation)³⁾을 활용하는 정보 이론적 학습 방법 (information-theoretic learning,

ITL)이 적응 시스템에 많이 사용되고 있는 추세이다⁴⁾. ITL 방법 중 오차 신호에 대한 정보 이론적 학습 방식으로 오차 신호의 엔트로피를 최소화 (minimization of error entropy, MEE) 하도록 하는 MEE 알고리즘이 소개되었고 그 우수한 성능이 발표되었다⁵⁾⁶⁾. 그러나 한 블록의 오차 샘플들로 구해지는 엔트로피 계산에 이중적분 (double summation) 이 필요하며 이 과정은 매 오차 샘플이 들어올 때 마다 수행되어야 하는 과도한 계산량을 가진다.

한편, 오차 신호에 대한 엔트로피를 성능 기준으로

[°] First Author and Corresponding Author : Division of Electronic, Information and Communication Eng. Kangwon National University, namyong@kangwon.ac.kr, 종신회원

논문번호 : KICS2014-01-014, Received January 25, 2014; Revised April 18, 2014; Accepted May 10, 2014

하는 대신 오차 신호의 확률 밀도가 0 에 집중되도록, 정확률 최대화 기준 (maximum zero-error probability, MZEP) 가 제안되었고 결정제한 구조에도 적용되었다^[7,8]. 이 알고리즘의 정확률을 계산하는 데에는 매 샘플시간마다 오직 하나의 합산과정 (single summation) 이 필요하므로 MEE 알고리즘보다 계산량에서 우수하다고 할 수 있다. 이 논문에서는 MZEP 알고리즘의 현실적 구현을 위해 MZEP 알고리즘의 계산량을 더욱 줄일 수 있는 방법을 제안하였다. 또한 MZEP 알고리즘과 MEE 알고리즘은 논문 [7]에서 성능 비교가 이루어져 있지 않으므로 MEE 알고리즘과 MZEP 알고리즘의 수렴 성능도 비교하였다.

제2절에서 정확률 (ZEP) 과 MZEP 알고리즘을 소개하고 3절에서는 MZEP 알고리즘의 기중치 계산에 필요한 ZEP의 기울기가 가지는 특성을 분석하여 계산량을 줄일 수 있는 방법을 제안한다. 그리고 4절에서 제안한 방법이 원래의 MZEP 알고리즘과 동일한 성능을 발휘함을 equalization 환경 에서 시뮬레이션을 통해 입증하고 또한 MEE 알고리즘과 수렴 성능을 비교하였다. 제5절에서 이 논문의 연구 결과에 대한 결론이 기술되었다.

II. 정확률 성능기준과 MZEP 알고리즘

대부분의 적응 시스템은, 오차 값 e_k 에 대한 오차 전력의 통계적 평균 (현실적으로 시평균) 값인 $MSE = \min_{\mathbf{W}} E[e_k^2]$ 가 최소화되도록 기중치 \mathbf{W} 를 조절한다^[1,2]. 한편, 오차 샘플들에 대한 확률밀도함수 $f_E(e)$ 에서 오차 샘플들이 0에 위치할 확률을 최대화하는 방법을 고려할 수 있다. 즉, 정확률 (zero-error probability, ZEP), $f_E(e=0)$ 은 확률밀도함수 $f_E(e)$ 에서 오차 $e=0$ 인 위치에서 확률밀도 값에 해당한다. 샘플 시간 k 에서, N 개의 오차 샘플들 $\{e_{k-N+1}, e_{k-N+2}, \dots, e_1, \dots, e_k\}$ 이 저장된 오차 버퍼를 \mathbf{B}_E 라 할 때, 이 버퍼의 오차 샘플들을 바탕으로 커널 밀도 추정법 (kernel density estimation) 에 의해 확률밀도 함수 $f_E(e)$ 를 추정하면 다음과 같다^[3].

$$f_E(e) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(e - e_i) \tag{1}$$

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

여기서 $G_\sigma(\cdot)$ 는 커널 크기 σ 의 가우시안 커널이다. 이 확률밀도함수에서 오차가 0 되는 원점 위치의 확률밀도 값은 다음과 같다.

$$f_E(e=0) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(0 - e_i) \tag{2}$$

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

오차 전 구간에 대한 확률밀도의 합은 1이므로, $f_E(e=0)$ 을 최대화하도록 적응 시스템이 조절된다면 0 이외의 오차에 대한 확률밀도 값은 최소화된다고 볼 수 있다. 즉, 대부분의 오차 샘플들이 0에 밀집되는 현상을 만들게 된다. 아래 식 (3)에 나타낸 바와 같이, 적응 시스템의 기중치 \mathbf{W} 를 조절하여 오차 신호에 대한 정확률을 최대화하는 성능기준을 MZEP 라고 한다^[7].

$$MZEP = \max_{\mathbf{W}} f_E(e=0) \tag{3}$$

논문 [7]에서 $f_E(e=0)$ 에 steepest ascent 방법으로 최대화하는 알고리즘 (MZEP 알고리즘) 이 다음과 같이 소개되었다.

$$\mathbf{W}_{new} = \mathbf{W}_{old} + \mu_{MZEP} \frac{\partial f_E(e=0)}{\partial \mathbf{W}} \tag{4}$$

여기서 ZEP 의 기울기 $\frac{\partial f_E(e=0)}{\partial \mathbf{W}}$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\frac{\partial f_E(e=0)}{\partial \mathbf{W}} = \frac{1}{\sigma^2 N} \sum_{i=k-N+1}^k e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \frac{\partial y_i}{\partial \mathbf{W}} \tag{5}$$

$$= \frac{1}{\sigma^2 N} \sum_{i=k-N+1}^k e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i$$

MZEP 알고리즘으로 적응 시스템의 기중치를 갱신 하기 위해 필요한 기울기 (5)는 합산 과정 (summation) 에 각각 N 개의 샘플들을 저장해 둔 오차 버퍼 \mathbf{B}_E 와 입력 버퍼 \mathbf{B}_X 가 필요하다. 즉, 슬라이딩 윈도우 방식으로 새 샘플이 버퍼에 들어올 때 마다 블록 처리 방법으로 매 시간 기울기를 계산해야 한다. 이것은 시스템의 복잡도를 크게 증가시킬 뿐 아니라 연산 시간도 과다 하게 소요되어 시스템의 현실적 구현에 문제가 된다.

III. MZEP 알고리즘의 새로운 가중치 계산방식 제안

시스템의 현실적 구현을 용이하게 하기 위해, 기울기 연산에 필요한 과도한 계산량과 시스템의 복잡도를 개선할 수 있는 효과적인 MZEP 알고리즘 개발이 필요하다. MZEP 알고리즘의 기울기 (5) 가 가지는 블록 처리 방식의 합산 연산에서 현재 샘플 시간의 기울기와 다음 샘플 시간의 기울기 사이의 관계를 분석하고 밝혀진 관계로부터 다음 기울기 계산에 현재 계산된 기울기를 활용할 수 있는 방안을 제안하고자 한다. 초기 상태 (initial state), 즉 오차 벡터 \mathbf{B}_E 가 채워지기 전 상태에서는, 시간 k 에서 새 샘플 e_k 가 벡터에 들어오며, 이 때 벡터 \mathbf{B}_E 가 이미 k 개의 샘플 $\{e_1, e_2, \dots, e_i, \dots, e_k\}$ 를 보유하고 있다고 가정하자. 그러면 초기 상태는 $1 \leq k < N$ 에 해당하며 시간 k 에서 기울기 $\nabla_k|_{initail} = \frac{\partial f_E(e=0)}{\partial \mathbf{W}}|_k$ 는 다음과 같이 표현될 수 있다. 이 때, 최초 기울기는 $\nabla_0|_{initail} = \nabla_1|_{initail} = 0$ 으로 한다.

$$\nabla_k|_{initail} = \frac{\partial f_E(e=0)}{\partial \mathbf{W}}|_k = \frac{1}{\sigma^2 k} \sum_{i=1}^k e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i \quad (6)$$

처음 기울기 $\nabla_1|_{initail} = 0$ 으로 하고 다음 샘플 시각 $k+1$ 에서 기울기 $\nabla_{k+1}|_{initail}$ 을 나타내면 다음과 같다.

$$\nabla_{k+1}|_{initail} = \frac{1}{\sigma^2(k+1)} \sum_{i=1}^{k+1} e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i \quad (7)$$

식 (7)의 시각 $k+1$ 에서 기울기 $\nabla_{k+1}|_{initail}$ 의 합산 부분을 다음과 같이 나누어 써보면

$$\begin{aligned} \nabla_{k+1}|_{initail} &= \frac{1}{\sigma^2(k+1)} \left[\sum_{i=1}^k e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i \right. \\ &\quad \left. + e_{k+1} \cdot G_\sigma(-e_{k+1}) \cdot \mathbf{X}_{k+1} \right] \\ &= \frac{1}{\sigma^2(k+1)} \sum_{i=1}^k e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i \\ &\quad + \frac{1}{\sigma^2(k+1)} e_{k+1} \cdot G_\sigma(-e_{k+1}) \cdot \mathbf{X}_{k+1} \end{aligned} \quad (8)$$

(8)의 오른 쪽 첫 항은 식 (6)에 $\frac{k}{k+1}$ 가 곱해진 경우와 일치하게 됨을 발견할 수 있다. 따라서

$$\begin{aligned} \nabla_{k+1}|_{initail} &= \frac{k}{k+1} \nabla_k|_{initail} \\ &\quad + \frac{1}{\sigma^2(k+1)} e_{k+1} \cdot G_\sigma(-e_{k+1}) \cdot \mathbf{X}_{k+1} \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)로부터, 초기상태에서 MZEP 알고리즘의 다음 시간 $k+1$ 에서 기울기는 현재 구해진 기울기 값만 보유하고 있다가 다음 샘플 시간의 오차와 입력 샘플 만으로도 구해짐을 말해준다.

한편, 오차 벡터 \mathbf{B}_E 가 다 채워진 상태, 즉, 샘플시각 $k \geq N$ 에서는 기울기 $\nabla_k|_{full}$ 은 식 (5)로 구해짐을 알 수 있다.

$$\nabla_k|_{full} = \frac{1}{\sigma^2 N} \sum_{i=k-N+1}^k e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i \quad (10)$$

다음 샘플 시각 $k+1$ 에서 기울기 $\nabla_{k+1}|_{full}$ 을 살펴보면

$$\nabla_{k+1}|_{full} = \frac{1}{\sigma^2 N} \sum_{i=k-N+2}^{k+1} e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i \quad (11)$$

마찬가지로 식 (11)의 합산 부분을 다음과 같이 나누어 정리하면

$$\begin{aligned} \nabla_{k+1}|_{full} &= \frac{1}{\sigma^2 N} \sum_{i=k-N+2}^{k+1} e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i \\ &= \frac{1}{\sigma^2 N} \left[\sum_{i=k-N+1}^k e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i \right. \\ &\quad \left. + e_{k+1} \cdot G_\sigma(-e_{k+1}) \cdot \mathbf{X}_{k+1} \right. \\ &\quad \left. - e_{k-N+1} \cdot G_\sigma(-e_{k-N+1}) \cdot \mathbf{X}_{k-N+1} \right] \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 $\frac{1}{\sigma^2 N} \sum_{i=k-N+1}^k e_i \cdot G_\sigma(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i$ 은 식 (10)과 같으므로

$$\begin{aligned} \nabla_{k+1}|_{full} &= \nabla_k|_{full} + e_{k+1} \cdot G_\sigma(-e_{k+1}) \cdot \mathbf{X}_{k+1} \\ &- e_{k-N+1} \cdot G_\sigma(-e_{k-N+1}) \cdot \mathbf{X}_{k-N+1} \end{aligned} \quad (13)$$

식 (13) 은 샘플시간 $k \geq N$ 에서 MZEP 알고리즘의 기울기가 블록 처리 과정을 사용할 필요 없이, 현재 구해진 기울기 값과 다음 샘플 시간의 오차와 입력 샘플, 그리고 샘플시간 $k-N+1$ 의 오차와 입력 샘플만으로, 다음 샘플시간 $k+1$ 의 기울기가 쉽게 구해짐을 의미한다. 식 (9)와 (13)으로 구해지는 효율적 계산 방식의 기울기를 MZEP 알고리즘인 식 (4)에 사용하게 되면 소요되는 과도한 연산 시간도 현저히 줄어들게 되어 여러 현실적 구현 문제가 해결된다.

한편, 성능기준인 명확률이 적정한 기준치에 도달하였는가를 판단할 필요가 있을 때, 매 샘플시간마다 블록 처리 방식으로 계산하는 대신, 이러한 효율적인 기울기 연산 방법을 응용하여 명확률 추정에 적용할 수 있다.

$$f_{E,k}(e=0)|_{initial} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k G_\sigma(-e_i) \quad (14)$$

식 (7), (8), (9) 에서 쓰인 방식을 적용하여 정리하면 다음과 같이 정리된다.

$$\begin{aligned} f_{E,k+1}(e=0)|_{initial} &= \frac{1}{k+1} \sum_{i=1}^{k+1} G_\sigma(-e_i) \\ &= \frac{1}{k+1} \left[\sum_{i=1}^k G_\sigma(-e_i) + G_\sigma(-e_{k+1}) \right] \\ &= \frac{k+1}{k} f_{E,k}(e=0)|_{initial} + \frac{1}{k+1} G_\sigma(-e_{k+1}) \end{aligned} \quad (15)$$

초기상태의 성능기준 ZEP 계산과정인 (15)로부터, 다음 시간 $k+1$ 에서의 ZEP 가 현재 구해진 ZEP 을 보유하고 있다가 다음 샘플 시간의 오차샘플만으로 구해짐을 알 수 있다.

버퍼 \mathbf{B}_E 가 다 채워진 정상상태, 즉 $k \geq N$ 에서 성능기준인 (1)의 ZEP 계산 과정은 다음과 같다.

$$f_{E,k}(e=0)|_{full} = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(-e_i) \quad (16)$$

차기 샘플시간 $k+1$ 에서 ZEP 값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} f_{E,k+1}(e=0)|_{full} &= \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+2}^{k+1} G_\sigma(-e_i) \\ &= \frac{1}{N} \left[\sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(-e_i) + G_\sigma(-e_{k+1}) - G_\sigma(-e_{k-N+1}) \right] \end{aligned} \quad (17)$$

따라서

$$\begin{aligned} f_{E,k+1}(e=0)|_{full} &= f_{E,k}(e=0)|_{full} \\ &+ \frac{1}{N} G_\sigma(-e_{k+1}) - \frac{1}{N} G_\sigma(-e_{k-N+1}) \end{aligned} \quad (18)$$

식 (18) 로 부터, 현재 구해진 ZEP, 다음 샘플 시간의 오차 샘플, 그리고 샘플시간 $k-N+1$ 에서의 오차 샘플만으로 성능기준인 ZEP 값이 구해짐을 알 수 있다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 토론

효율적 계산을 수행하는 제안한 방식이 기존의 MZEP 알고리즘과 동일한 결과를 내는지 살펴보기 위해 논문 [7]에서 시행한 Equalization 시뮬레이션 환경 중에서 다음과 같은 채널 $H(z)$ 을 선택하고 두 알고리즘에 대해 기울기 학습 곡선, 성능 기준의 체적을 비교하였다.

$$H(z) = 0.304 + 0.903z^{-1} + 0.304z^{-2} \quad (19)$$

채널을 통과한 신호는 가우시안 백색잡음과 더해져 적용 시스템에 입력된다. 백색잡음의 평균은 0이고 분산은 0.001이다. 채널에 보내질 송신 심볼점은 $\{-3, -1, 1, 3\}$ 이며 MZEP 알고리즘을 위한 가중치 개수는 11개, 데이터 블록 크기 $N = 20$ 이고 커널 크기는 $\sigma = 0.8$ 로 하였다. 식 (1)의 커널 밀도 추정법은 샘플 데이터 블록 크기 N 이 클수록 신뢰할 만한 확률 밀도 추정이 이루어진다⁹⁾. 또한 커널 크기 σ 를 작게 할 경우 추정된 확률 밀도 함수는 각 데이터 샘플 점마다 위치한 일련의 충격파(spike)들로 구성되어 가우시안 형태의 확률 분포를 형성하지 못한다. 반대로 과도하게 큰 커널 크기 σ 를 선택할 경우 추정된 오차 확률밀도 함수는 양쪽으로 너무 퍼져 나타나므로 오차 신호에 잡음이 과도하게 더해진 것으로 해석될 수 있다. 논문 [7]에서 밝힌 바와 같이, 이 논문의 커널 크기 $\sigma = 0.8$ 은 가장 낮은 정상상태 MSE 를 나타

내는 경우의 파라미터 값이다. 또한 데이터 블록 크기 N 은 클수록 신뢰할 만한 확률밀도함수 추정이 가능하나 이 논문의 $N=20$ 은 어느 정도 계산상의 비용을 고려하여 선택한 값이다. 그림 1은 중앙 가중치의 갱신 과정에 쓰이는 기울기 수렴곡선을 제안한 방식과 비교하여 나타냈고 그림 2는 성능기준인 영확률 $f_{E,K}(e=0)$ 의 추이를 비교하여 나타냈다. 보다 자세한 영확률 추이 관찰을 위해 0에서 50까지 iteration 구간을 확대하여 그림 3에 나타냈다. 기울기 학습 곡선을 비교 분석하기 위해 11개 가중치 모두에 대한 기울기 곡선을 살펴보아야 하나 지면상 중앙 가중치에 대한 기울기 곡선만을 그림 2에 살펴보았다. Iteration 20까지는 초기 상태인 $1 \leq k < N$ 에 해당하며 제안한 방식과 블록 처리 방식의 MZEP는 서로 다른 기울기 곡선을 보이고 있다. 그러나 정상상태, 즉 20 샘플 이후부터 두 방식은 완전히 동일한 기울기 곡선을 보이고 있다. 즉, 제안한 기울기 계산 방식과 기존의 MZEP의 블록 처리 방식은 동일한 결과를 낳는다는 것을 알 수 있다. 또한, 매 샘플시간마다 블록 처리 방식으로 계

산하는 영확률 성능기준 (2) 가 식 (15) 과 (18)에 의한 제안방법과 동일한 결과를 만드는지를 그림 2와 3에서 살펴본다. 예상대로, 버퍼 B_E 가 다 채워진 정상 상태인 iteration 20부터 두 영확률 곡선은 완전히 일치하며 증가하다가 최대값에 머무르는 궤적을 관찰할 수 있다.

한편, 논문 [7]에서는 MZEP 알고리즘의 MSE 성능을 다른 알고리즘과 비교해 놓지 않았다. 따라서 이 논문에서 MZEP 알고리즘의 MSE 수렴 성능을 그림 4에 나타냈다. 제안한 기울기 계산 방식을 채용한 MZEP 알고리즘과 논문 [5]에서 소개한 대표적 ITL 타입 알고리즘인 MEE 알고리즘의 MSE 성능을 각각 최소 MSE 값에 이르도록 한 조건에서 수렴 곡선을 비교하였다. MEE 알고리즘은 거의 1000 샘플에서 수렴한 반면 MZEP 알고리즘은 이미 650 샘플 근방에서 수렴함을 알 수 있다. 주어진 잡음 전력이 0.001이므로 $10 \log 0.001 = -30$ 을 최소값으로 하여 두 알고리즘이 수렴함을 관찰 할 수 있다. 또한, 신호 집합이 $\{1, -1, 3, -3\}$ 인 PAM 신호의 평균 전력이 5임을 고

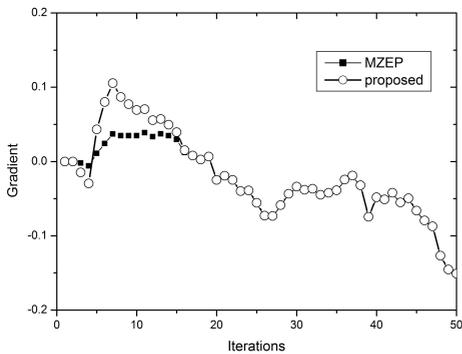


그림 1. 첫 가중치의 기울기 학습 곡선.
Fig. 1. Gradient learning curves for the center weight.

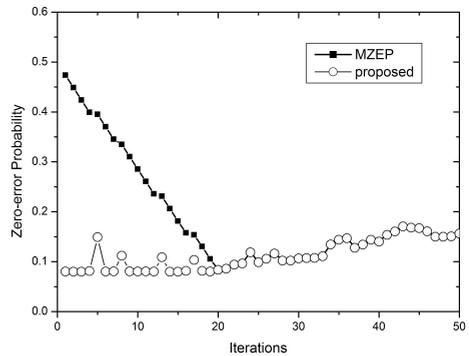


그림 3. 0부터 50 샘플까지 ZEP 성능 기준의 궤적.
Fig. 3. The trace of the ZEP criterion from sample number 0 to 50.

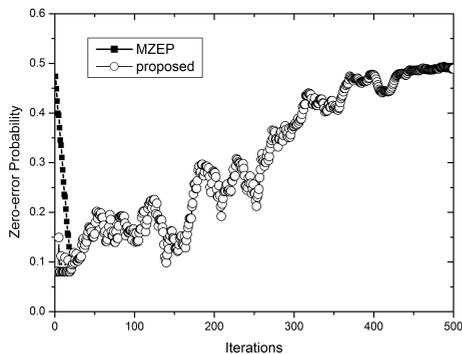


그림 2. ZEP 성능 기준의 궤적.
Fig. 2. The trace of the ZEP criterion.

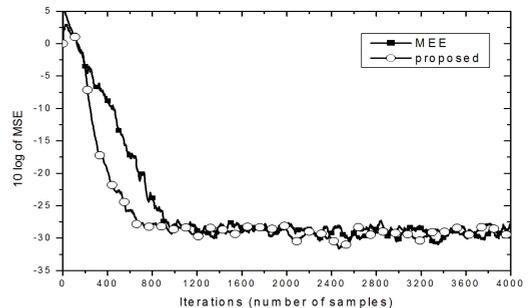


그림 4. 4PAM에 대한 MEE 알고리즘과 MZEP 알고리즘의 MSE 학습 곡선.
Fig. 4. MSE learning curves of the MEE and MZEP algorithm for 4PAM.

려하면 SNR이 거의 37dB에 이르므로 보다 더 현실적인 상황을 고려한 추가적인 모의실험을 위해 신호 집합이 {1, -1}인 이진신호에 대한 수렴 궤적을 그림 5에 비교하였다. 역시 -30을 도달할 최소값으로 하여 MEE 알고리즘은 거의 3500 샘플에서 수렴한 반면 MZEP 알고리즘은 이미 700 샘플 근방에서 수렴함을 보였다.

이러한 실험 결과로부터, ZEP를 성능 기준으로 하여 최대화하도록 하는 적응 알고리즘은 Error entropy를 성능기준으로 하고 최소화하도록 하는 적응 알고리즘보다 우수한 성능을 지님을 알 수 있었다. 또한, ZEP를 최대화하도록 알고리즘을 설계할 때, 기울기 계산 효율을 높인 제안한 방식은 원래의 MZEP와 동일한 성능을 나타내면서도 계산량을 현저히 줄일 수 있었다.

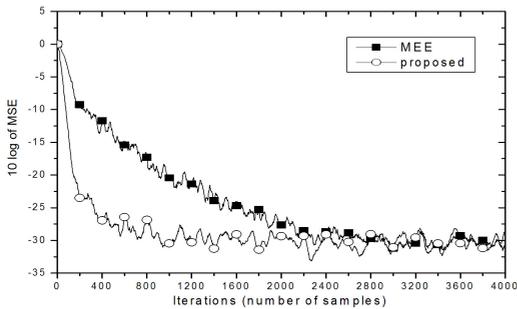


그림 5. 2진 심볼점에 대한 MEE 알고리즘과 MZEP 알고리즘의 MSE 학습 곡선.
Fig. 5. MSE learning curves of the MEE and MZEP algorithm for binary symbol points.

V. 결 론

영확률을 성능기준으로 하는 MZEP 알고리즘은 적응 시스템의 가중치 갱신을 위해 한 블록의 샘플들을 저장해 둔 오차 버퍼가 필요하며, 새 샘플이 버퍼에 들어올 때 마다 블록 데이터의 합산과정을 수행하여야 매 샘플 시간의 가중치 갱신이 가능하다. 이것은 시스템의 복잡도를 크게 증가시킬 뿐 아니라 소모되는 과도한 연산 시간도 시스템의 현실적 구현에 문제가 된다. 이 논문에서는 MZEP 알고리즘의 기울기 계산에 필요한 블록 처리 방식의 합산 연산 대신, 다음 기울기 계산에 현재 계산된 기울기를 활용할 수 있는 효율적인 기울기 계산 방식을 제안하였다.

실험 결과로부터, ZEP를 최대화하도록 알고리즘을 설계할 때, 기울기 계산 효율을 높인 제안한 방식

은 원래의 MZEP와 동일한 성능을 나타내면서도 오차 버퍼가 불필요하여 시스템의 복잡도를 감소시키며 연산 시간을 현저히 줄일 수 있음을 보였다. 또한 ZEP를 최대화하도록 하는 적응 알고리즘은 Error entropy를 성능기준으로 하고 최소화하도록 하는 적응 알고리즘보다 우수한 수렴 성능을 지님을 알 수 있다.

References

- [1] J. Proakis, *Digital Communications*, 2nd edition, NY: McGraw-Hill, 1989.
- [2] J. Joung, "MSE-based power saving method for relay systems," *J. KICS*, vol. 34, pp. 562-567, Jul. 2009.
- [3] E. Parzen, "On the estimation of a probability density function and the mode," *Ann. Math. Stat.*, vol. 33, no. 3, pp. 1065-1076, Sept. 1962.
- [4] J. Principe, D. Xu, and J. W. Fisher III, *Information Theoretic Learning* in: S. Haykin, Unsupervised Adaptive Filtering, NY: Wiley, pp. 265-319, 2000.
- [5] D. Erdogmus and J. Principe, "An entropy minimization algorithm for supervised training of nonlinear systems," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 50, pp. 1780-1786, Jul. 2002.
- [6] I. Santamaria, D. Erdogmus, and J. Principe, "Entropy minimization for supervised digital communications channel equalization," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 50, pp. 1184-1192, May 2002.
- [7] N. Kim, K. Jung, and L. Yang, "Maximization of zero-error probability for adaptive channel equalization," *JCN*, vol. 12, pp. 459-465, Oct. 2010.
- [8] N. Kim, "Decision feedback equalizer based on maximization of zero-error probability," *J. KICS*, vol. 36, pp. 516-521, Aug. 2011.
- [9] M. Girolami and C. He, "Probability density estimation from optimally condensed data samples," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intelligence*, vol. 25, pp. 1253-1264, Oct. 2003.

김 남 용 (Namyong Kim)



1986년 2월 : 연세대학교 전자
공학과 졸업

1988년 2월 : 연세대학교 전자
공학과 석사

1991년 8월 : 연세대학교 전자
공학과 박사

1992년 8월~1998년 2월 : 관동
대학교 전자통신공학과 부교수

1998년 3월~현재 : 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수

<관심분야> Adaptive equalization algorithms, ITL algorithms, Odor-sensing signal processing.