

상호정보 에너지와 델타함수 기반의 알고리즘에서 크기 조절된 입력의 전력변화에 대한 연구[☆]

A Study on Power Variations of Magnitude Controlled Input of Algorithms based on Cross-Information Potential and Delta Functions

김 남 용*
Namyong Kim

요 약

이 논문에서는 충격성 잡음환경에서 탁월한 성능을 보이는 CIPD 알고리즘에 대해, 오차에 대한 가우시안 커널로 입력이 보정된 MCI의 전력 추이를 가중치 갱신 방정식에 반영한 새로운 방식을 제안하였다. 제안한 알고리즘이 기존의 CIPD 알고리즘보다 우수한 성능을 가지는지 평가하기 위해, 각 알고리즘의 가중치 벡터 변화량이 얼마나 충격성 잡음에 강인한가를 충격성 잡음하에서 비교하였으며, 실험 결과에서 2배 이상의 정상상태 안정성 향상, 약 1.8배 빠른 수렴속도와 약 2dB 정도 더 낮은 최소 MSE 값을 나타냈다.

☞ 주제어 : 상호정보 포텐셜, CIPD, 크기 조절된 입력, MCI, 충격성 잡음, 입력전력변동.

ABSTRACT

For the algorithm of cross-information potential with delta functions (CIPD) which has superior performance in impulsive noise environments, a new method of employing the information of power variations of magnitude controlled input (MCI) in the weight update equation of the CIPD is proposed in this paper where the input of CIPD is modified by the Gaussian kernel of error. To prove its effectiveness compared to the conventional CIPD algorithm, the distance between the current weight vector and its previous one is analyzed and compared under impulsive noise. In the simulation results the proposed method shows a two-fold improvement in steady state stability, faster convergence speed by 1.8 times, and 2 dB - lower minimum MSE in the impulsive noise situation

☞ keyword : Cross-information potential, CIPD, Magnitude controlled input, MCI, Impulsive noise, Input power variation .

1. 서 론

대부분의 신호처리 성능기준인 MSE (mean squared error)는 효율성으로 인해 널리 사용 되고 있고 특히 LMS (least mean square)는 순시 오차 전력을 최소화하도록 설계되었다 [1-3]. 또한 NLMS (normalized LMS)는 입력신호의 전력정보가 반영되도록 설계되어 보다 향상된 학습 성능을 가진다[1,4,5].

한편, MSE는 충격성 잡음의 영향에서 열악한 성능을 보이지만 상호정보에너지와 델타 함수 를 사용한 CIPD (cross-information potential and delta function) 성능기준은 이를 극복하며 이에 기반한 blind 학습 알고리즘 이 개발 되었다[6]. 단점으로 과도한 계산량이 문제되었으나 반복 적 기율기계산법이 적용된 후 상당한 계산량 감소를 이 루었다[7]. 또한 오차에 대한 가우시안 커널 값으로 보정 된 입력신호 MCI (magnitude controlled input)가 충격성 잡음에 대해 강인한 역할을 하는 것으로 분석되었다[8].

이 논문에서는, 입력전력의 통계적 특성을 활용하는 NLMS의 접근법과 같이 MCI의 전력이 가지는 통계적 변 화를 반영하는 새로운 CIPD 알고리즘을 제안하고자 한 다. 또한 다경로 채널과 충격성 잡음하에서 시뮬레이션 하고 그 성능을 비교 분석하였다.

* Division of Electronics, Information & Communication Engineering, Kangwon National University, Samcheok, Gangwon-Do, 245-711.

* Corresponding author (namyong@kangwon.ac.kr)

[Received 4 July 2017, Reviewed 5 July 2017(R2 18 September 2017), Accepted 19 October 2017]

☆ 2016년도 강원대학교 대학회계 학술연구조성비로 연구하였 음(관리번호-620160057)

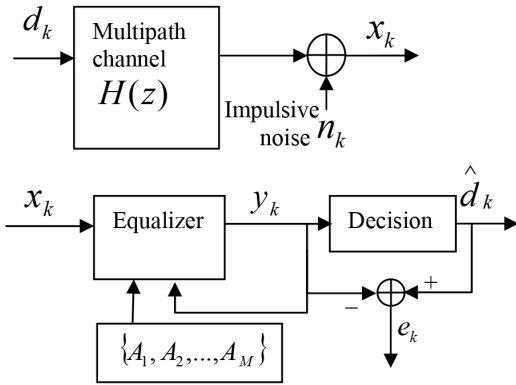
☆ This study is supported by 2016Research Grant from Kangwon National University(No. 620160057)

2. MSE 기준 및 NLMS 알고리즘

그림 1에 시간k에서 송신심볼 d_k , 다경로 채널 $H(z) = \sum h_i z^{-i}$, 잡음이 더해져 들어오는 수신신호 $x_k = \sum h_i d_{k-i} + n_k$ 를 입력으로 하여 출력 y_k 를 내는 기저대역 통신 시스템 모델을 나타냈다. 입력 $\mathbf{X}_k = [x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-L+1}]^T$ 과 가중치 $\mathbf{W}_k = [w_{0,k}, w_{1,k}, \dots, w_{L-1,k}]^T$ 의 선형 합성기는 입력력관계 $y_k = \mathbf{W}_k^T \mathbf{X}_k$ 를 가진다. 오차는 $e_k = d_k - y_k = d_k - \mathbf{W}_k^T \mathbf{X}_k$ 로 정의한다. 성능기준 MSE는 오차전력의 통계적 평균인 $E[e_k^2]$ 로 정의되며, 순시오차전력 e_k^2 를 최소화하도록 설계된 LMS 알고리즘과 NLMS는 다음 (1), (2)와 같다 [1][3]. 여기서 μ 는 수렴속도와 안정도를 위한 수렴상수이다.

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k - \mu \cdot \frac{\partial e_k^2}{\partial \mathbf{W}} = \mathbf{W}_k + 2\mu \cdot e_k \cdot \mathbf{X}_k \quad (1)$$

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + \mu_{NLMS} \frac{1}{\sum_{m=0}^{L-1} x_{k-m}^2} \cdot e_k \cdot \mathbf{X}_k \quad (2)$$



(그림 1) 기저대역 통신시스템 모델

여기서 분모 $\sum_{m=0}^{L-1} x_{k-m}^2$ 는 입력 벡터의 norm $\mathbf{X}_k^T \mathbf{X}_k = \|\mathbf{X}_k\|^2$ 과 같다.

2. CIPD 알고리즘과 세기 조절된 입력

시간 k의 d_k 는 심볼 집합 $\{A_1, A_2, \dots, A_M\}$ 에서 선택된 한 심볼이며 발생확률 $f_A(a)$ 은 다음과 같은 확률밀도함

수를 가진다고 가정한다.

$$f_A(a) = \frac{1}{M} [\delta(a - A_1) + \dots + \delta(a - A_M)] \quad (3)$$

N 개 출력 샘플들 $\{y_k, y_{k-1}, \dots, y_{k-N+1}\}$ 을 버퍼에 저장하고 (샘플 사이즈 N), 이 출력 샘플들이 가지는 확률밀도 함수 $f_Y(y)$ 를 구하고자 다음 (4)와 같은 커널밀도추정법 (kernel density estimation)을 적용한다 [9].

$$\begin{aligned} f_Y(y) &= \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(y-y_i)^2}{2\sigma^2}\right] \\ &= \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(y-y_i) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 커널 사이즈 σ 의 가우시안 커널 $G_\sigma(y-y_i) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(y-y_i)^2}{2\sigma^2}\right]$ 가 사용되고 있다. 두 확률밀도함수 $f_A(a)$ 와 $f_Y(y)$ 를 바탕으로 정의된 $CIPD_{AY}$ 는 다음과 같다 [6].

$$\begin{aligned} CIPD_{AY} &= \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(A_m - y_i) \\ &= \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(e_{m,i}) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 $e_{m,i}$ 는 출력샘플들이 각 심볼점에서 얼마나 멀리 위치하는지를 나타내는 오차 샘플의 개념을 지니고 있다.

$CIPD_{AY}$ 가 최대화될 때, 오차 $e_{m,i}$ 는 작아지며 출력 샘플 y_i 들이 송신 심볼점 A_m 에 가까이 모이게 된다. 기울기 $\frac{\partial CIPD_{AY}}{\partial \mathbf{W}}$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial CIPD_{AY}}{\partial \mathbf{W}} &= \frac{1}{MN} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{m=1}^M \frac{\partial G_\sigma(e_{m,i})}{\partial \mathbf{W}} \\ &= \frac{-1}{MN} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{m=1}^M \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(e_{m,i})^2}{2\sigma^2}\right] \frac{e_{m,i}}{\sigma^2} \frac{\partial e_{m,i}}{\partial \mathbf{W}} \\ &= \frac{-1}{MN\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{m=1}^M e_{m,i} G_\sigma(e_{m,i}) \frac{\partial (A_m - y_i)}{\partial \mathbf{W}} \\ &= \frac{1}{MN\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{m=1}^M e_{m,i} G_\sigma(e_{m,i}) \mathbf{X}_i \end{aligned} \quad (6)$$

MCI인 $G_\sigma(e_{m,k}) \cdot \mathbf{X}_k$ 를 식(6)에서 $\mathbf{X}_{m,k}^{MCI}$ 로 정의한다. 이 MCI 가 충격성 잡음에 인한 큰 오차 값 발생시 시스템 안정화에 기여하는 역할을 하는 것으로 알려져 있다[8].

$$\mathbf{X}_{m,k}^{MCI} = G_\sigma(e_{m,k}) \mathbf{X}_k \quad (7)$$

입력 \mathbf{X}_k 와 MCI 입력 $\mathbf{X}_{m,k}^{MCI}$ 에 미치는 충격성 잡음의 영향을 비교한 연구 [8]의 결과에 의하면, \mathbf{X}_k 의 입력 샘플 x_k 는 충격성 잡음의 전압 레벨을 그대로 지니고 있는 반면 MCI 입력샘플 중 $x_{0,k}^{MCI}$ 또는 $x_{1,k}^{MCI}$ 어느 샘플도 백색 배경 잡음의 전압 범위 안에 유지됨으로써 충격성 잡음에 면역성을 지니는 특성이 있음을 알 수 있다.

이 보정입력 $\mathbf{X}_{m,k}^{MCI}$ 로 표현되는 CIPD 알고리즘은 다음과 같다.

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + \frac{\mu}{MN\sigma^2} \sum_{i=k-N+1, m=1}^k \sum_{m=1}^M e_{m,i} \cdot \mathbf{X}_{m,i}^{MCI} \quad (8)$$

식 (1)과 비교해보면 식(8)은 오차 신호와 입력 신호의 곱이 사용되고 있다는 점에서 유사성을 가진다. 다음 절에서는 보정입력 $\mathbf{X}_{m,k}^{MCI}$ 의 전력에 대한 통계적 추이를 시스템에 반영하여 보다 향상된 성능을 얻을 수 있는 방식을 제안하고자 한다.

3. 입력 전력의 변동을 고려한 새로운 CIPD 알고리즘

NLMS 알고리즘을 다시 쓰면

$$\mathbf{W}_{k+1} - \mathbf{W}_k = \mu_{NLMS} \cdot \frac{1}{\sum_{m=0}^{L-1} x_{k-m}^2} \cdot e_k \mathbf{X}_k \quad (10)$$

이 절에서는, 식(10)과 같은 전력 추이 반영 방식을 CIPD 알고리즘에 적용하고자 한다. 즉, 현재 보정입력

$\mathbf{X}_k^{MCI} = [x_{1,k}^{MCI}, x_{2,k}^{MCI}, \dots, x_{M,k}^{MCI}]^T$ 의 norm $\|\mathbf{X}_k^{MCI}\| = \sum_{m=1}^M (x_{m,k}^{MCI})^2$ 을 반영한 새로운 CIPD 알고리즘을 다음과 같이 제안한다.

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + \mu_{CIPD} \cdot \frac{1}{\sum_{m=1}^M (x_{m,k}^{MCI})^2} \sum_{i=k-N+1, m=1}^k \sum_{m=1}^M e_{m,i} \cdot \mathbf{X}_{m,i}^{MCI} \quad (11)$$

보다 안정적인 통계적 추이를 구하고자, 현재 $\|\mathbf{X}_k^{MCI}\|$ 과 과거 $Norm(k-1)$ 을 비율 상수 β ($0 < \beta < 1$) 로 배분하여 $Norm(k)$ 을 사용하며 β 는 실험적으로 구할 수 있다.

$$Norm(k) = \beta \cdot Norm(k-1) + (1-\beta) \sum_{m=1}^M (x_{m,k}^{MCI})^2 \quad (12)$$

식 (12)를 활용한 갱신 방정식은 다음과 같다.

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k + \mu_{CIPD} \frac{1}{Norm(k)} \sum_{i=k-N+1, m=1}^k \sum_{m=1}^M e_{m,i} \cdot \mathbf{X}_{m,i}^{MCI} \quad (13)$$

3. 제안한 알고리즘의 가중치 변동량과 수렴 속도 분석

한편, 식(10)의 NLMS 는 $\|\mathbf{W}_{k+1} - \mathbf{W}_k\|^2$ 을 최소화하는 특징이 있다[1]. 식(13)의 제안한 알고리즘이 기존의 CIPD 알고리즘보다 우수한 성능을 가지는지 평가하기 위해, 가중치 벡터 변화량을 비교하고자 한다.

CIPD 알고리즘의 가중치 벡터 변화량을

$\Delta W_{CIPD} = \|\mathbf{W}_{k+1} - \mathbf{W}_k\|_{CIPD}^2$ 로 정의하면,

$$\Delta W_{CIPD} = \mu_{CIPD}^2 \left\| \sum_{i=k-N+1, m=1}^k \sum_{m=1}^M e_{m,i} \cdot \mathbf{X}_{m,i}^{MCI} \right\|^2 \quad (14)$$

제안한 알고리즘의 $\Delta W_{proposed}$ 는 $\left(\frac{1}{Norm(k)}\right)^2$ 이 포함된 형태가 되므로

$$\begin{aligned} \Delta W_{proposed} &= \mu_{CIPD}^2 \left(\frac{1}{Norm(k)}\right)^2 \cdot \left\| \sum_{i=k-N+1, m=1}^k \sum_{m=1}^M e_{m,i} \cdot \mathbf{X}_{m,i}^{MCI} \right\|^2 \\ &= \mu_{CIPD}^2 \left\| \sum_{i=k-N+1, m=1}^k \sum_{m=1}^M e_{m,i} \cdot \frac{\mathbf{X}_{m,i}^{MCI}}{Norm(k)} \right\|^2 \end{aligned} \quad (15)$$

식 (15)는 현재 전력으로 정규화되어 있는 $\Delta W_{proposed}$ 를 나타내며, 이는 강한 충격성 잡음에 의한 입력 전압의 급격한 변동에도 더욱 안정화된 가중치 유지를 의미한다고 볼 수 있다.

한편, 제안한 방식이 수렴속도에 미치는 영향을 분석하기 위해 최적 가중치를 \mathbf{W}_0 로 정의하고 $\overline{\mathbf{W}}_k = \mathbf{W}_k - \mathbf{W}_0$

에 대해 식(13)을 다시 정리하면 다음과 같다.

$$\overline{\mathbf{W}}_{k+1} = \overline{\mathbf{W}}_k + \mu_{CIPD} \frac{1}{Norm(k)} \frac{\partial CIPD_{AY}}{\partial \mathbf{W}_k} \quad (16)$$

연구 [10]과 유사한 접근 방식을 사용하여, $\frac{\partial CIPD_{AY}}{\partial \mathbf{W}_k}$ 에 Taylor series expansion 하고 2차항까지 근사치로 남겨서 정리하면

$$\begin{aligned} & \frac{\partial CIPD_{AY}(\mathbf{W}_k)}{\partial \mathbf{W}_k} \\ &= \frac{\partial CIPD_{AY}(\mathbf{W}_o)}{\partial \mathbf{W}_k} + \frac{\partial^2 CIPD_{AY}(\mathbf{W}_o)}{\partial \mathbf{W}_k^2} \overline{\mathbf{W}}_k \end{aligned} \quad (17)$$

식 (17)에서 이차항은 최적 가중치 근방에서 Hessian 행렬 \mathbf{H} 로 표현된다 [10]. 따라서

$$\begin{aligned} \overline{\mathbf{W}}_{k+1} &= \overline{\mathbf{W}}_k \\ &+ \mu_{CIPD} \frac{1}{Norm(k)} [\mathbf{H} \overline{\mathbf{W}}_k + \frac{\partial CIPD_{AY}(\mathbf{W}_o)}{\partial \mathbf{W}_k}] \end{aligned} \quad (18)$$

한편, 최적 가중치 근방에서는 기울기를 $\frac{\partial CIPD_{AY}(\mathbf{W}_o)}{\partial \mathbf{W}_k} \rightarrow 0$ 로 볼 수 있으므로 식(18)은 다음과 같이 된다.

$$\overline{\mathbf{W}}_{k+1} = \left[I + \mu_{CIPD} \frac{1}{Norm(k)} \mathbf{H} \right] \overline{\mathbf{W}}_k \quad (19)$$

\mathbf{H} 의 고유치 벡터로 이루어진 행렬을 \mathbf{G} 라 하고 Λ 를 \mathbf{G} 의 대각 고유치 행렬로 정의할 때, \mathbf{G} 로 벡터공간을 회전시키는 $\overline{\mathbf{W}}_k^R = \mathbf{G}^T \overline{\mathbf{W}}_k$ 의 관계에 의해 다음을 얻는다.

$$\overline{\mathbf{W}}_{k+1}^R = \left[I + \mu_{CIPD} \frac{1}{Norm(k)} \Lambda \right] \overline{\mathbf{W}}_k^R \quad (20)$$

$CIPD_{AY}$ 의 최대치를 향해 가중치가 조절되므로 Λ 속의 고유치 λ_n 들은 음의 값을 지닌다. i 번째 가중치에 대한 수렴 시상수를 $\tau_{proposed}$ 라고 정의하면, 식 (20)로부터

$$e^{-1/\tau_{proposed}} = 1 + \mu_{CIPD} \frac{1}{Norm(k)} \lambda_i \quad (21)$$

$$\tau_{proposed} = \frac{1}{-\ln \mu_{CIPD} - \ln \lambda_i + \ln Norm(k)} \quad (22)$$

한편, 기존 CIPD 알고리즘에 대해 같은 접근방식을 적용하면

$$\overline{\mathbf{W}}_{k+1}^R = [I + \mu_{CIPD} \Lambda] \overline{\mathbf{W}}_k^R \quad (23)$$

따라서 기존 CIPD 알고리즘의 시상수는

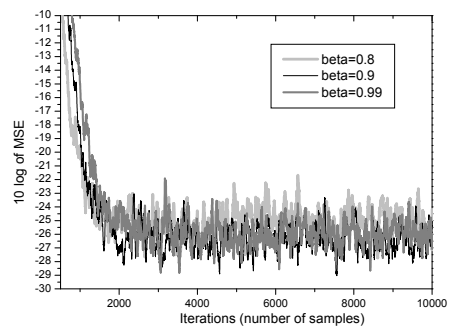
$$\tau_{CIPD} = \frac{1}{-\ln \mu_{CIPD} - \ln \lambda_i} \quad (24)$$

평균 전력에 해당하는 $Norm(k)$ 가 항상 양의 값을 가지므로 식(23)의 분모는 기존 CIPD 알고리즘에 대한 식 (24)의 분모보다 항상 크다. 따라서

$$\tau_{proposed} \leq \tau_{CIPD} \quad (25)$$

5. 시뮬레이션 결과 및 토론

이 절에서는 [11]과 동일한 환경으로 실험하고 ΔW_{CIPD} 와 $\Delta W_{proposed}$, 수렴속도와 정상상태 MSE를 비교 분석한다. $\{d_1 = -3, d_2 = -1, d_3 = 1, d_4 = 3\}$ 에서 전송된 d_k 는 채널 $H(z) = \sum h_i z^{-i} = 0.26 + 0.93z^{-1} + 0.26z^{-2}$ 을 통과한다. 잡음 n_k 는 분산 σ_{GN}^2 의 배경잡음에 분산 σ_N^2 , 발생율 ϵ 의 충격잡음이 poisson과정에 따라 발생하고 더해진다[5]. 수신단 입력 x_k 를 받는 Equalizer는 $L=11, N=2, \sigma=0.6, \mu_{CIPD}=0.005$ 로 하였고, 초기 norm 값은 1로 하였다.



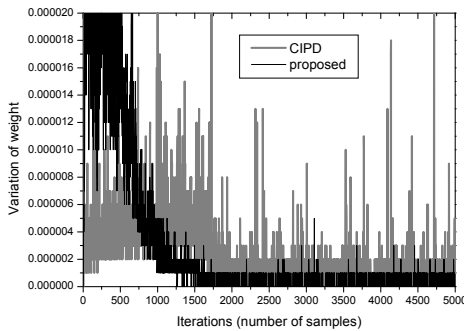
(그림 2) 비율상수 β 값에 따른 MSE 성능차이.
(Figure 2) MSE comparison for various values of the ratio constant β .

β 값에 따른 성능차이를 그림 2에 나타냈으며, 가장

낮은 정상상태 오차전력을 보인 0.9를 최적값으로 사용한다.

그림 3에 두 알고리즘에 대한 ΔW_{CIPD} 와 $\Delta W_{proposed}$ 의 수렴 곡선을 나타냈다. 수렴 후에 측정된 $\Delta W_{proposed}$ 의 평균은 $6e^{-11}$ 을, ΔW_{CIPD} 의 평균은 $1.5e^{-10}$ 을 나타냈다. 이것은 수렴 후 $\Delta W_{proposed}$ 가 2배 이상의 성능향상을 가짐을 알 수 있다.

MSE 수렴곡선을 그림 5에 나타냈다. 기존 CIPD 알고리즘이 2000 샘플에서 수렴하고 제안한 방식은 1200 샘플 시간에서 수렴하여 약 1.8배 빠르며 5절의 수렴 속도 분석에서 나타난 분석 결과와 부합한다고 할 수 있다. 또한 안정된 가중치 벡터 변화량에 의해 약 2dB 정도 더 낮은 MSE값을 나타냈다.

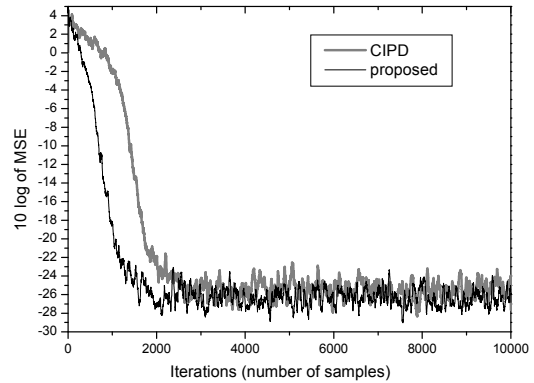


(그림 4) 가중치 벡터 변화량에 대한 수렴곡선.

(Figure 4) convergence curves with respect to weight vector difference.

5. 결 론

충격성 잡음과 다경로 채널 환경에서 CIPD 알고리즘은 입력보정된 MCI가 충격성 잡음의 큰 입력 또는 이로 인한 큰 오차 값 발생에 시스템 안정화에 기여한다. 이 논문에서는 보정입력 MCI의 현재 전력에 대한 통계적 추이를 가중치 갱신 방식에 반영한 새로운 방식을 제안하여 성능향상을 이루어냈다. 제안 알고리즘의 가중치 벡터 변화량은 2배 이상의 정상상태 안정성 향상을 나타냈다. 또한 제안한 방식은 약 1.8배 빠른 수렴속도와 약 2dB 정도 더 낮은 정상상태 MSE 값을 나타낸다. 따라서 MCI의 통계적 추이를 반영하는 것은 성능향상을 위해 충분히 타당한 방식이다.



(그림 5) MSE 수렴성능 비교 ($\beta = 0.9$).

(Figure 5) Comparison of MSE convergence ($\beta = 0.9$).

참 고 문 헌

- [1] S. Haykin, Adaptive Filter Theory, Prentice Hall, Upper Saddle River, 4th edition, 2001.
- [2] B. Gwun, O. Lee, and K. Kim, "A Study on the Sparse Channel Estimation Technique in Underwater Acoustic Channel," Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering vol. 18, Issue5, pp. 1061-1066, May 2014.
- [3] Y. Cho, H. Yu, B. Kim, J. Cho, J. Kim, J. Lee, and H. Park, "Proposal of optimum equalizer hardware architecture for cable modem and analysis of various LMS algorithms," The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, vol. 27, pp. 150-159, Feb. 2002.
- [4] L. Bharani, P. Radhika, "FPGAimplementation of optimal step size nlms algorithm and its performance analysis," IJRET, vol. 2, pp. 885-890, July 2013. <http://esatjournals.net/ijret/2013v02/i05/IJRET20130205027.pdf>
- [5] R. Chinaboina, D. Ramkiran, H. Khan, M. Usha, B. Madhav, K. Srinivas and G. Ganesh, "Adaptive algorithms for acoustic echo cancellation in speech processing," IJRRAS, vol. 7, pp. 38-42, April 2011.
- [6] N. Kim, "A new constant modulus algorithm based on minimum Euclidian distance criterion for blind channel equalization," Journal of Korean Society for Internet Information, vol. 10, pp. 19-26, Dec. 2009.

- [7] N. Kim, "Complexity Reduction of Blind Algorithms based on Cross-Information Potential and Delta Functions," *Journal of Internet Computing and Services (JICS)*, vol. 15, pp. 71-77, Jun. 2014.
- [8] N. Kim, "Robustness to Impulsive Noise of Algorithms based on Cross-Information Potential and Delta Functions," *Journal of Internet Computing and Services (JICS)*, vol.17, pp. 11-17, April 2016.
- [9] E. Parzen, "On the estimation of a probability density function and the mode," *Ann. Math. Stat.* vol. 33, p.1065, 1962.
- [10] D. Erdogmus, and J. Principe, "Convergence analysis of the information potential criterion in adaline training," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 50, pp. 1780-1786, July, 2002.

● 저 자 소 개 ●



김 남 용

1986년 연세대학교 전자공학과 졸업(학사)
1988년 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)
1991년 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사)
1992-1998년 카톨릭관동대학교 전자통신공학과 부교수
1998~현재 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수
관심분야 : ITL learning