

랜덤 심볼열의 바이어스된 분포를 이용한 정보 포텐셜과 블라인드 알고리즘

김 남 용*

Information Potential and Blind Algorithms Using a Biased Distribution of Random-Order Symbols

Namyong Kim*

요 약

출력 샘플과 수신단에서 랜덤한 순서로 발생된 심볼의 정보 포텐셜을 기반으로 한 블라인드 알고리즘은, 바이어스된 충격성 잡음이 채널에 더해질 때, 정보 포텐셜을 바탕으로 한 비용함수에 바이어스된 신호를 처리할 변수가 포함되어 있지 않아 성능저하를 겪게 된다. 이러한 바이어스된 충격성 잡음에 대한 강건성을 목표로, 이 논문에서는 수정된 정보 포텐셜을 제안하고, 이 제안된 정보 포텐셜에 기반하여 증강된 필터 구조와 랜덤 심볼을 사용한 새로운 블라인드 알고리즘을 도출하였다. 다중 경로 채널의 블라인드 등화에 대한 시뮬레이션 결과로부터, 제안된 정보 포텐셜에 기반한 블라인드 알고리즘이 바이어스된 강한 충격성 잡음 환경에서 탁월한 수렴 성능을 나타냈다.

Key Words : equalization, information, potential, biased, impulsive, random symbols, blind.

ABSTRACT

Blind algorithms based on Information potential of output samples and a set of symbols generated in random order at the receiver go through performance degradation when biased impulsive noise is added to the channel since the cost function composed of information potentials has no variable to deal with biased signal. Aiming at the robustness against biased impulsive noise, we propose, in this paper, a modified information potential, and derived related blind algorithms based on augmented filter structures and a set of random-order symbols. From the simulation results of blind equalization for multipath channels, the blind algorithm based on the proposed information potential produced superior convergence performance in the environments of strong biased impulsive noise.

I. 서 론

다중 경로에 의한 채널의 페이딩과 인가되는 잡음은 통신 채널을 왜곡되게 만들며 심볼간 간섭을 일으켜서 통신 시스템의 신뢰성을 크게 떨어뜨리게 된다^[1]. 다중 경로를 겪는 대표적인 건물내 통신이나 수중 통신에서는 충격성 잡음이 함께 존재하며 차량내 신호 전송, 디지털 TV 시스템에서도 바이어

스된 비정규 충격성 잡음이 발생하여 심볼간 간섭을 적절히 제거해야 하는 등화 알고리즘을 무력화시킨다^[2-5].

최근, 심볼간 간섭과 충격성 잡음을 다루기 위해, 수신단에서 랜덤한 순서로 발생된 심볼과 등화기 출력 샘플이 생성하는 정보 포텐셜 (information potential, IP)이 성능기준으로 제안되었다^[6]. 이 방식은, 수신단의 블라인드 등화기는 비록 훈련열을

* 주저자 : 강원대학교 전자정보통신공학부, namyong@kangwon.ac.kr, 중신회원
논문번호 : KICS2012-10-498, 접수일자 : 2012년 10월 16일, 최종논문접수일자 : 2012년 12월 24일

가지고 있지 않으나, 송신단의 변조 기법이 주어지므로 송신 심볼점이 가지는 확률 분포 정보를 이용하고 있다. 즉 송신 심볼의 확률 분포에 맞추어 수신단에서 랜덤한 순서로 한 블록의 심볼을 발생하고 이 랜덤 심볼과 출력 샘플들이 만드는 정보 포텐셜을 성능기준으로 하여 최대화한다. 정보 포텐셜의 최대화는 엔트로피를 최소화하는 것이 되며 출력 샘플들이 송신 심볼점에 가까이 접근하도록 하는 힘을 최대화하게 된다. 블라인드 등화기의 가중치들에 대해 이 정보 포텐셜의 기울기를 구하고 steepest ascent 방식으로 최대화하면 이 성능기준의 블라인드 등화 알고리즘이 도출된다. 이 알고리즘에 내재하는 가우시안 커널은, 출력이 심볼점과 과도한 차이를 가질 때 자체적으로 제거되는 특성을 가지고 있어서 충격성 잡음에 대한 강건성을 지니며 심볼간 간섭을 제어한다¹⁶⁾.

그러나 바이어스된 충격성 잡음 (biased impulsive noise)이 채널에 더해질 때, 이 정보 포텐셜은 바이어스된 신호를 처리할 변수를 포함하고 있지 않아 불안정해지며 심각한 성능저하를 겪게 됨이 이 연구에서 밝혀졌다. 이에 이 논문에서는 바이어스된 충격성 잡음에 대한 강건성을 목표로, 수정된 정보 포텐셜을 제안하고, 이 제안된 정보 포텐셜에 기반하여 증강된 필터 구조와 랜덤 심볼을 사용한 새로운 블라인드 알고리즘을 제안하고자 한다.

II. 엔트로피와 정보 포텐셜

$G_{\sigma}(\cdot)$ 를 평균 0, 커널 크기 σ 의 가우시안 커널이라 할 때, N 개의 데이터 샘플 $\{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 에 대해 Reny의 이차 엔트로피는 다음과 같이 정의된다⁷⁾.

$$H_{\text{Reny}}(y) = -\log\left(\frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i)\right) \quad (1)$$

엔트로피를 다루는 정보이론적 학습이론에 따르면, 두 데이터 샘플값을 공간상 위치로 보고 물리적 입자가 그 위치에 놓여있어 샘플 하나하나를 정보 입자로 부른다⁸⁾. 엔트로피 (1)의 두 입자 s_j, s_i 에 취해진 가우시안 커널 $G_{\sigma\sqrt{2}}(s_j - s_i)$ 는 두 입자 거리에 제곱에 지수적으로 감소하는 양이 되어 두 입자 사이의 상호 작용을 야기하는 포텐셜 장으로 해석될 수 있다.

$\sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i)$ 는 정보 입자 s_i 에 가해지는 다른 입자들의 상호 작용을 모두 더한 양이 되고, 모든 입자 쌍들 사이에 상호 작용을 합한 양은 다음과 같이 정보 포텐셜, IP로 정의된다⁸⁾.

$$IP(y, y) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \quad (2)$$

한편, 수신단에서 랜덤한 순서로 발생된 심볼들 s_i 과 등화기 출력 샘플들 y_i 사이에 생성되는 정보 포텐셜은 다음과 같다.

$$IP(s, y) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(s_j - y_i) \quad (3)$$

이 정보 포텐셜이 성능기준으로 최대화되어 충격성 잡음하의 다중 경로 채널에 블라인드 등화에 적용되었다⁶⁾. 이 방식은, 수신단의 블라인드 등화기는 비록 훈련열을 가지고 있지 않으나, 송신단의 변조 기법이 주어지므로 송신 심볼점이 가지는 확률 분포 정보를 이용하고 있다. 즉 송신 심볼의 확률 분포에 맞추어 수신단에서 랜덤한 순서로 한 블록의 심볼을 발생하고 이 랜덤 심볼과 출력 샘플들이 만드는 정보 포텐셜을 성능기준으로 하여 최대화한다. 이 정보 포텐셜의 증가는 엔트로피 (1)을 감소시켜 출력 샘플들이 송신 심볼점에 가까이 접근하도록 하는 힘을 얻게 된다. 블라인드 등화기의 가중치들에 대해 이 정보 포텐셜의 기울기를 구하고 steepest ascent 방식으로 최대화하면 이 성능기준의 블라인드 등화 알고리즘이 도출된다⁶⁾. 이 알고리즘에 내재하는 가우시안 커널은, 출력이 심볼점과 과도한 차이를 가질 때 자체적으로 제거되는 특성을 가지고 있어서 충격성 잡음에 대한 강건성을 지니며 심볼간 간섭을 제어한다.

III. 제안된 정보 포텐셜

블라인드 등화를 위해 수신단에서 랜덤한 순서로 발생된 심볼들 s_i 은 송신 심볼점이 갖는 확률분포의 모양과 같도록 발생된다. 예를 들어, M 개의 심볼점으로 변조 방식이 구성되고 각 발생 확률이 $1/M$ 이며 다음과 같은 값 s_i 를 가진다고 할 때,

$$S_i = 2i - 1 - M, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

수신단에서 발생하는 N 개의 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 중 N/M 개는 s_1 값을 발생하고, 또 다른 N/M 개의 심볼은 s_2 값을, 같은 방식으로 계속하여 마지막 N/M 개는 심볼 s_M 값을 발생하면 전체 N 개의 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 는 순서가 랜덤하지만 각 발생 확률이 $1/M$ 인 송신단 심볼 점 확률 분포와 같은 분포를 형성한다. 따라서 변조 방식이 알려지면 블라인드 등화기는 같은 확률 분포를 갖도록 랜덤 심볼을 생성하여 사용한다.

한편, 바이어스된 충격성 잡음하에서는 이에 대한 보상 기능을 갖추지 못한 시스템에서는 바이어스된 출력을 발생한다. 정보 포텐셜 (3)에 기반한 적응 시스템은 출력 분포가 송신 심볼 근방에 모이도록 힘을 발생하기 어렵게 된다. 이를 도식화하면 다음과 같다. 아래 그림 1. (a)의 점선의 큰 원은 가운데 심볼점을 기준으로 본, 가우시안 커널에 의한 정보 포텐셜의 등고선이고, 주변의 점들은 출력 샘플들이다. 맨 아래 놓인 샘플은 충격성 잡음에 의해 멀리 위치하여 정보 포텐셜의 영역에서 벗어난다.

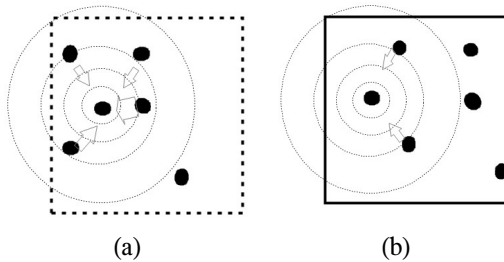


그림 1. 송신 심볼점에 대한 정보 포텐셜과 바이어스된 충격성 잡음에 의한 출력 이동.
Fig. 1. Information potential for a symbol point and output-sample movement by biased impulsive noise.

한편, 그림 1. (b)에서 바이어스된 충격성 잡음의 영향으로 이동된 출력 샘플들을 볼 수 있는데 많은 경우가 심볼점의 정보 포텐셜 인력을 받지 못하고 있음을 알 수 있다. 즉, 많은 출력 샘플의 정보를 잃어버리게 됨에 따라, 블라인드 알고리즘은 심각한 성능 저하를 겪게 됨을 알 수 있다.

따라서, 이 절에서는 출력샘플들이 바이어스된 충격성 잡음을 받아 이동되더라도 송신 심볼점의 정보

포텐셜의 영향력을 다시 받을 수 있도록, 송신 심볼점 위치를 상황에 따라 적절히 이동 시킬 수 있는 변수 τ 를 정보 포텐셜 (3)에 포함시킨, 다음과 같은 수정된 정보 포텐셜을 제안하고자 한다. 여기서 송신 심볼점의 이동정도인 변수 τ 는 복소 심볼점이 송신될 경우 복소수로 변수로 사용될 수 있다.

$$IP_{shifted}(s, y) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}((s_j - \tau) - y_i) \quad (5)$$

N 개의 랜덤 심볼 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 과 출력 샘플 $\{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 는 정보 포텐셜 (5)를 생성하고 이 정보 포텐셜을 최대화, 즉 그 엔트로피를 최소화하여, 바이어스된 충격성잡음과 같은 매우 열악한 환경에서도 출력샘플들을 송신 심볼점에 집결 시킬 수 있게 된다.

IV. 제안된 정보 포텐셜과 확장 시스템에 의한 블라인드 등화 알고리즘

랜덤 생성된 심볼열 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 은 변수 τ 만큼 이동하게 되므로 편의상, 이동된 심볼열을 다음과 같이 $s_{j, shifted}$ 로 정의하면

$$s_{j, shifted} = s_j - \tau \quad (6)$$

(6)을 정보 포텐셜 (5)에 대입하여 다시 쓰면

$$IP_{shifted}(s, y) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(s_{j, shifted} - y_i) \quad (7)$$

이 수정된 정보 포텐셜은 어떤 구조의 적응 시스템에나 모두 적용될 수 있으나, 이 논문에서는 적응 시스템의 구조로서 선형 횡단 필터를 채용하고 이 정보 포텐셜이 적절히 기능을 발휘하도록 필터의 구조를 확장하도록 한다.

횡단 필터의 가중치 벡터를 $\mathbf{W} = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T$ 라 하고 입력 벡터를 $\mathbf{X}_i = [x_i, x_{i-1}, \dots, x_{i-L+1}]^T$ 라 할 때, 횡단 필터의 출력 y_i 는 $y_i = \mathbf{W}^T \mathbf{X}_i$ 이다.

이 구조에 또 하나의 가중치 w_L 을 \mathbf{W} 에 추가하여 $\mathbf{W}_{aug} = [w_0, w_1, w_2, \dots, w_L]^T$ 로 하고, 입력

벡터 \mathbf{X}_i 에 상수 c 를 추가하여

$\mathbf{X}_{i,aug} = [x_i, x_{i-1}, \dots, x_{i-L+1}, c]^T$ 로 하면, 확장된 (augmented) 필터구조의 출력은 $y_{i,aug}$ 는 다음과 같이 정리될 수 있다.

$$\begin{aligned} y_{i,aug} &= \mathbf{W}_{aug}^T \mathbf{X}_{i,aug} = \mathbf{W}^T \mathbf{X}_i + w_L \cdot c \\ &= y_i + w_L \cdot c \end{aligned} \quad (8)$$

따라서

$$y_i = y_{i,aug} - w_L \cdot c \quad (9)$$

수정된 정보 포텐셜 (7)의 $s_{j,shifted} - y_i$ 는 다음과 같아진다.

$$s_{j,shifted} - y_i = s_j - y_{i,aug} - \tau + w_L \cdot c \quad (10)$$

식(10)의 우변을 수정된 정보 포텐셜에 대입하고 최대화 시키면, 가우시안 커널 $G_{\sigma\sqrt{2}}(s_{j,shifted} - y_i)$ 는 충격성 잡음에 의한 지나치게 큰 차이 값을 낳는

$s_{j,shifted} - y_i$ 를 제거하며 $y_i \rightarrow s_{j,shifted}$ 하고 동시에 $-\tau + w_L \cdot c$ 의 값을 줄여 $w_L \cdot c \rightarrow \tau$ 로 만듦에 따라, 이동 변수 τ 를 제어 할 수 있다. 이 분석에서 알 수 있는 것은 수정된 정보 포텐셜이 적절한 필터 구조에 적용될 경우 심볼간 간섭을 제거할 뿐만 아니라 바이어스된 충격성 잡음에 대해서도 알고리즘의 강건성을 보유했다는 점이다.

제안된 정보 포텐셜에 기초한 적응 알고리즘이 수렴한 상태를 가정하면 $w_L \cdot c = \tau$ 이고 이 때, 식 (10)을 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$s_{j,shifted} - y_i = s_j - y_{i,aug} \quad (11)$$

또한

$$y_j - y_i = y_{j,aug} - y_{i,aug} \quad (12)$$

수정된 정보 포텐셜을 최대화 하기 위하여 식(11)와 (12)를 이용하고 확장 필터의 가중치에 대한 기울기

$\partial IP_{shifted}(s, y) / \partial \mathbf{W}_{aug}$ 를 심볼 시간 k 에 대해 계산하면 다음과 같다.

$$\partial IP_{shifted}(s, y) / \partial \mathbf{W}_{aug}$$

$$\begin{aligned} &= \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N \frac{\partial G_{\sigma\sqrt{2}}(s_j - y_{i,aug})}{\partial (s_j - y_{i,aug})} \frac{\partial (s_j - y_{i,aug})}{\partial \mathbf{W}_{aug}} \\ &= \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(s_j - y_{i,aug})(s_j - y_{i,aug}) \mathbf{X}_{i,aug} \end{aligned} \quad (13)$$

이 기울기를 사용하는 Steepest ascent 방법으로 가중치를 갱신하는 식을 얻게 된다.

$$\mathbf{W}_{k+1,aug} = \mathbf{W}_{k,aug} + \mu \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(s_j - y_{i,aug})(s_j - y_{i,aug}) \mathbf{X}_{i,aug} \quad (14)$$

여기서 $\{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 는 변조 방식에 맞추어 수신단에서 랜덤 순서로 발생시킨 심볼점이며, μ 는 수렴의 안정성과 속도를 제어하는 수렴상수이다. 이 제안된 알고리즘 (14)를 편의상 이 논문에서는 수정된 정보 포텐셜 알고리즘 (modified IP algorithm, MIPA) 으로 부르기로 한다.

V. 시뮬레이션 결과 및 토론

이 시뮬레이션에서는 논문 [6]의 정보 포텐셜 (3)에 기초한 블라인드 알고리즘을 편의상 정보 포텐셜 알고리즘 (IP algorithm, IPA)로 부르고, 제안된 MIPA와 성능을 비교한다. 공정한 성능비교를 위해 다중 경로 페이딩 채널 모델과 충격성 잡음은 논문 [6]과 같은 상황으로 하고, 충격성 잡음은 바이어스된 잡음으로 하였다. 송신 심볼점은 $\{ \pm 3, \pm 1 \}$ 이고 동일한 확률로 전송된다. 다음과 같이 사용된 채널 모델 $H_1(z)$ 의 고유치 분포비는 11이며 $H_2(z)$ 의 고유치 분포비는 21이다^[1].

$$H_1(z) = 0.26 + 0.93z^{-1} + 0.26z^{-2} \quad (15)$$

$$H_2(z) = 0.304 + 0.903z^{-1} + 0.304z^{-2} \quad (16)$$

일반적인 충격성 잡음은 배경잡음과 충격과잡음으로 구성되며 모두 백색 가우시안 잡음이고 배경 잡음의 분산을 σ_{GN}^2 , 충격과잡음의 분산을 σ_{IN}^2 , 포아송 과정으로 발생하는 충격과의 심볼 주기당 평균 발생 수를 ε 라고 할 때, 충격성 잡음 n_m 의 분포는 다음과 같다^[6,9].

$$f_{IM}(n_{im}) = \frac{1-\varepsilon}{\sigma_{GN}\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{n_{im}^2}{2\sigma_{GN}^2}\right] + \frac{\varepsilon}{\sqrt{2\pi(\sigma_{GN}^2 + \sigma_{IN}^2)}} \exp\left[-\frac{n_{im}^2}{2(\sigma_{GN}^2 + \sigma_{IN}^2)}\right] \quad (17)$$

한편, 크기 A 만큼 바이어스된 충격성 잡음 n 의 분포는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$f(n) = \frac{1-\varepsilon}{\sigma_{GN}\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(n-A)^2}{2\sigma_{GN}^2}\right] + \frac{\varepsilon}{\sqrt{2\pi(\sigma_{GN}^2 + \sigma_{IN}^2)}} \exp\left[-\frac{(n-A)^2}{2(\sigma_{GN}^2 + \sigma_{IN}^2)}\right] \quad (18)$$

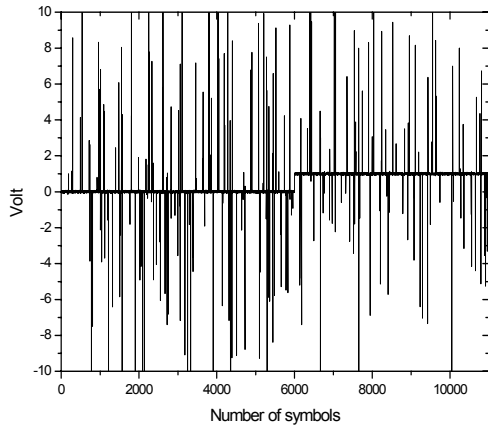


그림 2. 바이어스된 충격성 잡음.
Fig. 2. Biased impulsive noise.

이 논문에서는 바이어스 크기를 $A=1$ 로 하고, 알고리즘의 유용성 평가를 위해 모든 알고리즘이 수렴한 심볼 시간 6000에서 인가되도록 하였다. 이 경우 이동 변수 τ 는 잡음의 바이어스 크기 $A=1$ 에 해당한다. 그림 2에서 배경 잡음의 크기에 비하여 얼마나 큰 전압의 충격파들이 존재하는지 (20 V 넘는 충격파도 많으나 해상도를 위해 진폭 10 V까지 나타냄), 얼마나 자주 충격파가 발생하는지, 바이어스된 충격성 잡음의 형태 등을 알 수 있다. 횡단 필터의 가중치 수는 $L=11$ 로 하였고, 확장 필터의 상수 c 는 2 로 하였다. 두 알고리즘 모두에 공통으로 데이터 블록의 샘플 수는 $N=20$ 로 하였고 커널 크기 σ 와 수렴 파라미터 μ 는 각각 0.5, 0.007 로 하였다. 이 모든 파라미터 값은 오차 분포 성능 비교를 위해 최저 안정상태 지승평

균오차 (MSE)를 갖는 경우로 하였다.

그림 3에서, 채널 $H_1(z)$ 에 대한 두 알고리즘의 MSE 곡선은 이미 심볼 수 2000에서 거의 -25 dB로 수렴하여 배경 잡음의 분산이 -30 dB인 점을 감안하면 충격성 잡음을 효과적으로 극복하며 심볼간 간섭을 충분히 제거하고 있다.

그러나 바이어스된 충격성 잡음이 인가되기 시작한 6000 샘플부터 기존의 IPA의 MSE 는 -10 dB에서 정체되어 더 이상 떨어지지 못하고 있다. 이 현상은 IPA가 바탕으로 하는 정보 포텐셜에 잡음의 바이어스를 제어할 인자가 없음으로 인해 바이어스된 충격성 잡음하에서 성능의 한계를 지니게 됨을 보여준다.

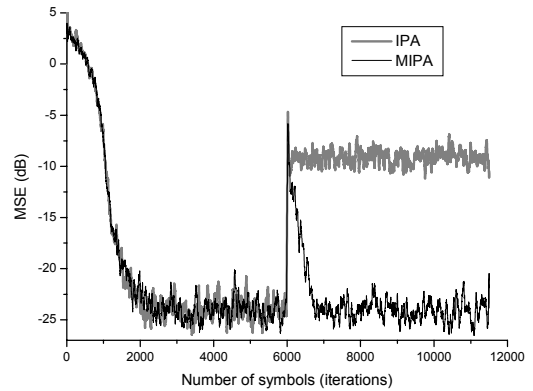


그림 3. 바이어스된 충격성 잡음하의 채널 $H_1(z)$ 에 대한 MSE 성능.

Fig. 3. MSE performance for $H_1(z)$ with biased impulsive noise.

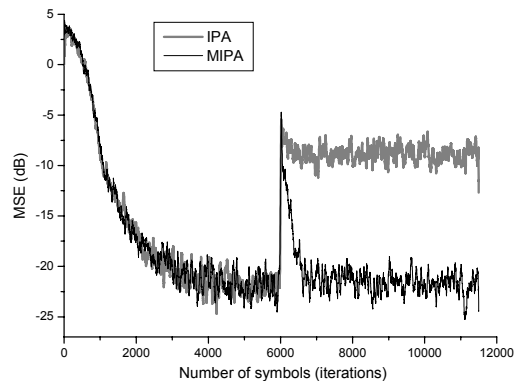


그림 4. 바이어스된 충격성 잡음하의 채널 $H_2(z)$ 에 대한 MSE 성능.

Fig. 4. MSE performance for $H_2(z)$ with biased impulsive noise.

반면에 제안된 MIPA는 바이어스 충격성 잡음이 인가된 순간부터 700 샘플 이내로 빠르게 다시 수렴하여 원래의 정상 상태 MSE 를 유지하고 있다. 보다 열악한 채널인 $H_2(z)$ 에 대해서도 유사한 성능을 보이고 있다. 그림 4에서, 두 알고리즘은 심볼 수 4000 정도에서 -23 dB 정도의 정상상태 MSE 값으로 모두 수렴하였으나 바이어스된 충격성 잡음이 더해진 순간 IPA는 -8 dB 정도의 MSE 로 급격한 MSE 증가와 함께 그 값에 그대로 머물고 있다. 그러나 제안된 MIPA는 채널 $H_1(z)$ 에서와 같이 빠르게 하락하는 MSE 곡선을 보이며 이전 정상상태 MSE 값을 되찾고 있다. 즉, 채널의 열악함 정도가 바이어스된 충격성 잡음에 대한 제안된 알고리즘의 강건성에 큰 영향을 주지 못하고 있음을 알 수 있다.

한편, 기존의 IPA의 정상상태 MSE가 채널 $H_1(z)$ 에서 -10 dB, 채널인 $H_2(z)$ 에서 는 -8 dB 정도에 정체되어 더 이상 오차를 줄이지 못하는 대략적 이유를 다음 그림 5와 6에서 어느 정도 알 수 있다. 두 채널 모두에서 MIPA 는 좁은 종모양의 오차 분포를 나타내고 있어 대부분의 오차 값이 0에 밀집하여 나타나고 있음을 알 수 있다. 그러나 기존의 IPA의 오차 샘플들은 넓은 영역에 대해 퍼져 있고 그나마 중심은 -0.4 근방으로 왼쪽에 치우쳐 나타나고 있다. 이것은 $A=1$ 로 바이어스된 충격성 잡음하에서, 퍼져 나타난 출력 샘플 중에 어느 정도 다수의 출력 샘플이 $y_i = s_i + 0.4$ 임을 나타내고 있으며, 바이어스 $A=1$ 에 의해 $y_i = s_i + 1$ 를 중심으로 하지 않은 것은 IPA가 바이어스 $A=1$ 을 보상해 보려고 가중치를 변경하면서 0.6 정도의 바이어스 보상을 얻는 대신 심볼간 간섭을 제거하는 능력을 잃게 되어 널리 확산된 오차 분포를 가지게 됨을 알 수 있다. 이 경우는 잡음 모형에서의 바이어스를 추정하는 과정에서 바이어스가 실제값과 다르게 추정된 경우이며 MSE 성능평가에서는 -8 dB 정도에 정체 현상, 오차 분포 성능에서는 중심이 -0.4 근방으로 왼쪽에 치우쳐 나타나 추정된 정확도에 따라 성능이 영향을 받게 됨을 알 수 있다. 이것은 기존의 정보 포텐셜 기준에 기본하여 만들어진 알고리즘은 바이어스된 충격성 잡음에 대한 강건성도, 채널 왜곡에 의한 심볼간 간섭 제거능력도 모두 잃게 되지만 제안한 수정된 정보 포텐셜은 심볼간 간섭에 대한 탁월한 제거 능력 뿐 아니라 바이어스된 충격성 잡음에도 강인한 면역성을 지니고 있음을 보여준다.

VI. 결 론

수신단에서 랜덤한 순서로 발생된 심볼과 적응 시스템의 출력 샘플이 형성하는 정보 포텐셜을 기반으로 한 알고리즘은, 바이어스된 충격성 잡음이 채널에 더해질 때, 심각한 성능저하를 겪게 된다.

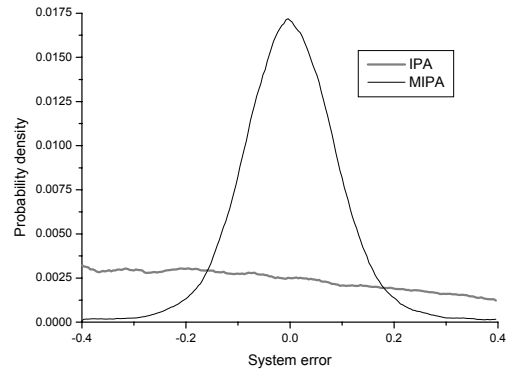


그림 5. 바이어스된 충격성 잡음이 있는 채널 $H_1(z)$ 의 환경에서 오차 분포
Fig. 5. Error distribution in the environment of $H_1(z)$ with biased impulsive noise.

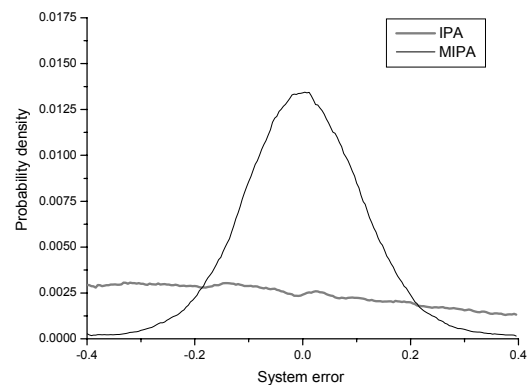


그림 6. 바이어스된 충격성 잡음이 있는 채널 $H_2(z)$ 의 환경에서 오차 분포
Fig. 6. Error distribution in the environment of $H_2(z)$ with biased impulsive noise.

이러한 바이어스된 충격성 잡음에 대한 강건한 적응 시스템을 위해 이 논문에서는 수정된 정보 포텐셜을 제안하였다. 또한 이 제안된 정보 포텐셜을 기반으로 하여 확장된 선형 필터 구조에 적용된 새로운 블라인드 알고리즘을 도출하였다. 바이어스된 충격성 잡음하의 다중 경로 채널 환경에서 실행한

시뮬레이션에서 보인 빠른 회복력과 안정된 수렴 성능, 그리고 오차분포가 0에 매우 밀집된 결과로부터, 기존의 정보 포텐셜 기준에 근거하여 만들어진 알고리즘은 바이어스된 충격성 잡음에 대한 강건성도, 채널 왜곡에 의한 심볼간 간섭 제거능력도 모두 잃게 되지만, 제안된 정보 포텐셜은 심볼간 간섭에 대한 탁월한 제거 능력 뿐 아니라, 바이어스된 충격성 잡음에 강인한 면역성을 지니고 있다고 결론지을 수 있다. 앞으로 보완되어야 할 후속 연구로 수렴상수 μ 에 대한 범위를 구하는 것으로 제안한 알고리즘이 수렴하기 위한 안정성 연구가 있고, 또한 복소 신호에 대한 변수 τ 의 적용 가능성을 타진해 보는 연구가 필요하다.

References

[1] J. Proakis, *Digital Communications*, McGraw-Hill, 2nd ed, 1989.

[2] Z. Daifeng, and Q. Tianshuang, "Underwater sources location in non-Gaussian impulsive noise environments", *Digit. Signal Process.*, vol. 16, no. 2, pp. 149-163, Mar. 2006.

[3] K. Blackard, T. Rappaport, and C. Bostian, "Measurements and models of radio frequency impulsive noise for indoor wireless communications", *IEEE J. Sel. Area Comm.*, vol. 11, no. 7, pp. 991-1001, Sep. 1993.

[4] S. Kim, S. Ahn, Y. Lee, S. Yoo and S. Youn, "DS/SS code acquisition scheme based on signed-rank statistic in non-Gaussian impulsive noise environments", *J. KICS*, vol. 33, no. 2, pp. 200-207, Feb. 2008.

[5] J. Armstrong, J. Shentu, C. Chai, and H. Suraweera, "Analysis of impulse noise mitigation techniques for digital television systems", in *Proc. IEEE Int. OFDM Workshop (InOWo)*, pp. 172-176, Sept. 2003.

[6] N. Kim, and H. Byun, "Blind equalization based on Euclidian distance of information theoretic learning for impulsive noise environments", in *Proc. IEEE Int. conf. on comp. commun. netw.*, pp. 53-56, Jul. 2010.

[7] A. Reny, "On measures of entropy and information", In *Proc. Fourth Berkeley Symp. Math. Stat. Prob.*, 1960, vol. 1, Berkeley, University of California, p. 547, 1961.

[8] J. Principe, D. Xu and J. Fisher, "Information theoretic learning", in: S. Haykin, *Unsupervised Adaptive Filtering*, Wiley, New York, vol. I, pp. 265-319, March, 2000.

[9] I. Santamaria, P. P. Pokharel, and J. C. Principe, "Generalized correlation function: definition, properties, and application to blind equalization", *IEEE Trans. Sig. Proces.*, vol. 54, no. 6, pp. 2187-2197, Jun. 2006.

김 남 용 (Namyong Kim)



1986년 2월 연세대학교 전자공학과 졸업
 1988년 2월 연세대학교 전자공학과 석사
 1991년 8월 연세대학교 전자공학과 박사
 1992년 8월~1998년 2월 관동대학교 전자통신공학과 부교수

1998년 3월~현재 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수
 <관심분야> Adaptive equalization algorithms, ITL algorithms, Odor sensing systems.