

논문 2013-50-2-1

# 심볼점 평행이동 기능을 지닌 정보 포텐셜과 블라인드 등화 알고리즘

(Information Potential with Shifted Symbol Points and Related Blind Equalizer Algorithms)

김 남 용\*

(Namyong Kim)

## 요 약

이 논문에서는 바이어스된 충격성 잡음에 취약한 문제점을 해결하기 위해, 디락 델타함수를 기반으로 만들어진 정보 포텐셜을 수정하여 송신 심볼점을 평행 이동시킬 수 있는 정보 포텐셜을 제안하고, 이 제안된 정보 포텐셜과 증강된 필터 구조에 기반하여 새로운 블라인드 알고리즘을 도출하였다. 시뮬레이션 결과로 부터, 기존의 알고리즘은 바이어스된 충격성 잡음하에서 15 dB 정도 성능 저하를 나타내는 반면 제안된 알고리즘은 채널의 열악 정도에 관계없이 바이어스된 충격성 잡음의 유입에 성능 저하를 보이지 않으며 초기 수렴의 정상상태 MSE 값인 -25 dB 이하를 그대로 유지하였다.

## Abstract

Please In this paper, to cope with biased impulsive noise problems, a new information potential is proposed that can move the transmitted symbol points by modifying the information potential designed with Dirac-delta functions. Based on the proposed information potential a new blind algorithm is derived by employing an augmented filter structure. From the simulation results in the environment of biased impulsive noise, the conventional algorithms yield performance degradation by over 15 dB, but the proposed algorithm shows no performance degradation and holds the same steady state MSE of below -25 dB as after the initial convergence regardless of the channel conditions.

**Keywords :** biased, impulsive, noise, information, potential, blind, equalizer

## I. 서 론

다중 경로가 있는 건물내 통신이나 수중 통신에서는 백색 배경 잡음뿐 아니라 충격성 잡음이 함께 존재하며 케이블 TV, 광통신 시스템 등에서는 바이어스된 충격성 잡음이 발생하여 등화 알고리즘이 심볼간 간섭을 제거하기가 불가능해진다<sup>[1~2]</sup>.

대표적 블라인드 알고리즘인 CMA (constant

modulus algorithm)은 기준 상수와 출력전력의 차이가 만드는 오차를 자승평균오차 (MSE) 성능 지표에 사용하고 MSE의 최소화 과정을 통해 만들어진 알고리즘이다<sup>[3~4]</sup>. MSE 기준 대신 엔트로피를 성능 기준으로 사용할 수 있다. 그러나 샤논의 엔트로피를 계산해내는 알고리즘은 비현실적으로 복잡하다는 문제를 가진다<sup>[5]</sup>.

한편, 이차 함수적으로 정의되는 Reny 엔트로피에 기반을 둔 정보 이론적 학습법 (ITL)은 Parzen 의 가우시안 커널 확률밀도 추정법 (kernel estimation method)을 도입하여, 데이터 샘플로부터 직접 구할 수 있는 엔트로피를 사용한다<sup>[6]</sup>. 이렇게 구축된 엔트로피를 최대 또는 최소화 하여 출력 샘플들을 한 점에 집결시키거나

\* 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부  
(School of Electronics, Information and Communications Eng.)

접수일자: 2012년11월3일, 수정완료일: 2013년1월20일

확산시킴으로써 적응 시스템을 학습하는 방식이다. 또한 이 학습 방식은 엔트로피의 최대화 및 최소화 대신 정보 포텐셜 (information potential) 을 최소화 및 최대화 시키면서 적응 시스템을 학습하기도 한다.

최근, 심볼간 간섭과 충격성 잡음을 다루기 위해 정보 포텐셜에 기반을 둔 새로운 비용함수가 소개되었는데, 이 방식에서는 두 가지 정보 포텐셜을 사용하며, 송신단에서  $M$  개의 심볼점을 동일한 확률로 발생시켜 전송한다고 가정할 때, 송신 심볼점들의 확률분포가 디락 델타함수들의 집합으로 표현된다는 점에 기초를 두고, 송신 심볼점과 출력 샘플을 쌍으로 한 정보 포텐셜, 그리고 출력 샘플간 생성되는 정보 포텐셜을 사용한다<sup>[7]</sup>. 이 두가지 정보 포텐셜을 바탕으로 설계된 알고리즘은 출력이 심볼점과 과다한 차이를 가질 때 자체적으로 제거하는 특성을 가지고 있어서 충격성 잡음에 대한 강건성을 지니고 있다.

그러나 바이어스된 충격성 잡음이 채널에 더해질 때, 이 정보 포텐셜은 바이어스된 신호를 처리할 변수가 포함하고 있지 않아 불안정해지며 심각한 성능저하를 겪게 됨을 이 연구에서 밝혀졌다. 이에 이 논문에서는 바이어스된 충격성 잡음에 대한 강건성을 목표로, 수정된 정보 포텐셜을 제안하고, 이 정보 포텐셜에 기반하여 새로운 블라인드 알고리즘을 제안하고자 한다.

## II. 엔트로피와 정보 포텐셜

평균이 0이고 커널 크기가  $\sigma$ 인 가우시안 커널  $G_\sigma(\cdot)$  와  $N$  개의 데이터 샘플  $\{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 에 대한 엔트로피  $H_{\text{Reny}}(y)$ 는 다음 식 (1)과 같다.

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

엔트로피를 구하는 식 (1) 속의 가우시안 커널에 대해 살펴보기로 한다. 다음 그림 1에 나타낸 바와 같이 세로 축을 가우시안 커널의 세기로 하고 물리적 입자를 가로 축인  $y$  축상에 각 샘플값  $y_i$  위치에 놓을 때, 식 (1)의 가우시안 커널  $G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i)$ 는 입자간 거리에 대한 지수 감수적 량을 만들며 항상 양의 값을 만들어 낸다. 즉, 가우시안 커널  $G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i)$ 는 마치 두 입자 사이의 상호작용을 만드는 포텐셜 장으로 해석될 수

있다.

$i$  번 제입자  $y_i$ 가 주변의 다른 모든 입자들과 가지는 상호작용은  $\sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i)$ 가 되며 이것을 확장하여 모든 입자들 간 상호작용을 다 합하면  $\frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i)$ 가 된다. 이 전체 포텐셜 에너지가 샘플들의 집결 정도 또는 확산 정도를 의미하며 이렇게 정의된 양을 다음과 같이 정보 포텐셜 (information potential, IP)이라 정의한다<sup>[6]</sup>.

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

식 (1)의 엔트로피를 식 (2)의 정보 포텐셜과 비교해보면, ITL에서 다루는 엔트로피  $H_{\text{Reny}}(y)$ 는  $IP(y, y)$ 의 부정 로그함수, 즉  $-\log IP(y, y)$ 가 된다. 따라서 엔트로피  $H_{\text{Reny}}(y)$ 를 최대화하여 출력 샘플들의 확산을 의도한다면 이것은 출력 샘플들간에 형성된 정보 포텐셜  $IP(y, y)$ 를 최소화하는 것과 같다.

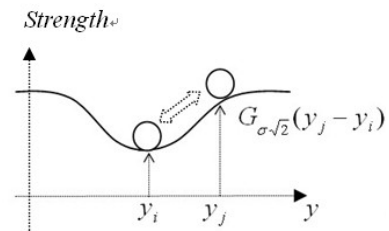


그림 1. 가우시안 커널과 데이터 샘플간 상호 작용.  
Fig. 1. Gaussian kernel and interactions among data samples.

## III. 정보 포텐셜로 구성된 비용함수

동일한 발생확률을 가지는  $M$  개의 심볼점  $(A_1, A_2, \dots, A_m, \dots, A_M)$ 을 서로 독립적으로 발생시켜 송신 데이터로 사용한다고 가정할 때,  $a$  축 상에서 송신 심볼점들의 확률분포  $f_A(a)$ 는 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$f_A(a) = \frac{1}{M} [\delta(a - A_1) + \delta(a - A_2) + \dots + \delta(a - A_m) + \dots + \delta(a - A_M)] \quad (3)$$

식 (3)을 바탕으로 송신 심볼점간 정보 포텐셜  $IP(A,A)$ , 그리고  $a$  축과  $y$  축을 동일한 축으로 놓고 송신 심볼점  $A_m$  과 출력 샘플  $y_i$ 을 쌍으로 한 정보 포텐셜  $IP(A,y)$ 가 다음과 같이 각 각 구해진다<sup>[7]</sup>.

$$IP(A,A) = \frac{1}{M} \quad (4)$$

$$IP(A,y) = \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N G_{\sigma}(A_m - y_i) \quad (5)$$

송신 심볼점과 출력 샘플 사이의 정보 포텐셜  $IP(A,y)$ 를 증가시키면 송신 심볼점과 출력 샘플 사이의 거리가 좁아져 출력 샘플들을 송신 심볼점 주위에 집결시키는 힘을 얻게 됨을 알 수 있다. 그러나 지나치게  $IP(A,y)$ 를 증가시키기만 하면 출력 샘플들이 형성하는 확률 분포가 심볼점들의 확률분포  $f_A(a)$ 와 달라질 수 있으므로 논문 [7]에서는 다음과 같이 비용함수  $C_{MED2}$ 를 정의 하였다.

$$C_{MED2} = IP(A,A)IP(y,y) - 2 \cdot IP(A,y) \\ = \frac{1}{M} + \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) - 2 \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N G_{\sigma}(A_m - y_i) \quad (6)$$

여기서  $IP(A,A) = \frac{1}{M}$ 은 상수이므로 비용함수는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$C_{MED2} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) - 2 \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N G_{\sigma}(A_m - y_i) \quad (7)$$

그림 2에 나타낸 바와 같이 식(7)의 두 종류 정보 포텐셜  $IP(y,y)$ 와  $IP(A,y)$ 는 서로 다른 커널 크기를 가지고

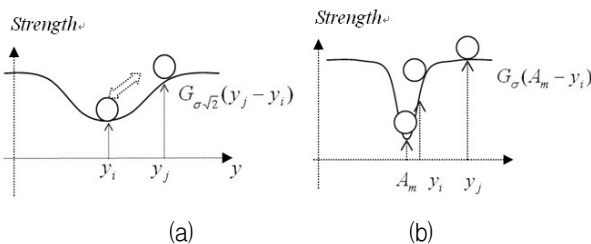


그림 2. 커널 크기에 따른 정보 포텐셜.  
Fig. 2. Information potential according to kernel size.

있음을 주목해야 한다.

즉, 그림 2 (a)의 정보 포텐셜  $IP(y,y)$ 와 비교했을 때, 그림 2 (b)의 정보 포텐셜  $IP(A,y)$ 는 송신 심볼점에 가까이 있는 출력 샘플  $y_i$ 를 보다 강력하게 당기는 힘을 발휘하는 반면, 떨어져 있는 출력 샘플  $y_j$ 에 대해서는 보다 약한 힘을 가하고 있음을 알 수 있다. 그러므로 정보 포텐셜  $IP(y,y)$ 를 최소화는 출력 샘플끼리 적절히 퍼지게 하여 각자 해당되는 심볼점 근처로 움직이게 한다고 해석될 수 있고,  $IP(A,y)$ 의 최대화는 심볼점 근처에 오는 출력샘플을 보다 강한 인력으로 끌어들이는 것으로 해석된다. 즉, 정보 포텐셜로 구성된 비용함수 (7)의 최소화는 출력 샘플의 확산과 집결을 서로 다른 힘으로 적절히 조절하여 시스템을 최적의 상태로 만들게 됨을 알 수 있다.

#### IV. 바이어스된 충격성 잡음 환경을 위한 새로운 비용함수

충격성 잡음이 가해 진 순간의 시스템 출력은 매우 큰 값, 즉 매우 큰 오차 값을 만드는데, CMA 와 같이 MSE 성능지표에 바탕을 둔 알고리즘은 불안정해지고 수렴하지 못하는 단점을 가진다<sup>[7]</sup>. 그러나 가우시안 커널에 기본을 둔 알고리즘은 충격성 잡음이 가해 진 순간의 매우 큰 출력 샘플이 가우시안 커널을 통과하면서 자동으로 제거하는 특징이 있다.

이해를 돕기 위한 그림 3에서, 정보 포텐셜  $IP(A,y)$ 는 송신 심볼점에 가까이 있는 출력 샘플  $y_2, y_1, y_3$ 를 강력하게 당기는 힘을 발휘하나 맨 오른쪽 출력 충격성 잡음에 의해 멀리 위치하게 된 출력 샘플을 나타내는

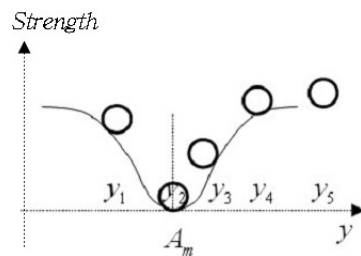


그림 3. 충격성 잡음하의 출력 샘플과  $IP(A,y)$   
Fig. 3. Output samples and  $IP(A,y)$  under impulsive noise.

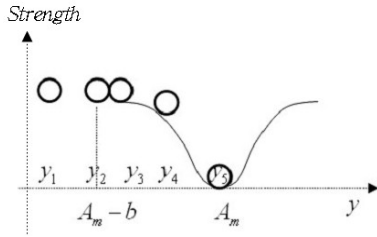


그림 4. 바이어스된 충격성 잡음하의 출력 샘플과  $G_{\sigma}(A_m - y_i)$ .

Fig. 4. Output samples and  $G_{\sigma}(A_m - y_i)$  under biased impulsive noise.

샘플  $y_3$ 는 정보 포텐셜의 영향력 밖에 놓여있다. 따라서 샘플  $y_3$ 와 같은 충격성 잡음에 의한 출력 샘플이 비용함수나 알고리즘에 미치는 영향이 미미하므로 비용함수 (7)은 충격성 잡음에 강한 특징을 자연스럽게 지니고 있다고 볼 수 있다. 그러나 바이어스된 충격성 잡음이 존재하는 환경에서는 비용함수 (7)의 정보 포텐셜에 큰 문제가 발생한다. 그림 4에 바이어스 잡음에 의해 왼쪽으로  $b$ 만큼 이동된 출력 샘플들을 보여주고 있다. 이 경우, 바이어스된 충격성 잡음에 영향을 받은 출력 샘플  $y_3$ 가 오히려 정보 포텐셜의 강한 인력 속에 놓여 비용함수에 악영향을 미치게 되며, 충격성 잡음의 영향이 없던 다른 샘플들  $y_1, y_2, y_4$  등이 정보 포텐셜 영역 밖으로 밀려나 비용함수에 기여하지 못하는 현상을 보여준다.

이 문제에 대한 대책으로 이 절에서는, 바이어스 변수를 도입하여 모든 송신 심볼점을 평행 이동시킬 수 있는 비용함수를 제안하고자 한다. 즉  $IP(A, y)$ 의  $G_{\sigma}(A_m - y_i)$  대신  $G_{\sigma}((A_m - \tau) - y_i)$ 를 사용한  $IP(A - \tau, y)$ 를 도입함으로써 다음 식 (8)과 같은 새로운 비용함수  $Cost(A, y, \tau)$ 를 제안한다.

$$Cost(A, y, \tau) = IP(y, y) - 2 \cdot IP(A - \tau, y) \quad (8)$$

변수  $\tau$ 를  $b$ 에 근접하도록 제어함으로써 송신 심볼점이 평행 이동되고 정보 포텐셜  $IP(A - \tau, y)$ 는 그림 5와 같이 충격성 잡음의 영향을 받지 않은 출력 샘플들  $y_2, y_3, y_4$ 를 강한 영향력에 다시 포함하고 충격성 잡음에 의한 출력 샘플  $y_3$ 를 영향력 밖에 위치시킴으로써 안정된 비용함수가 될 수 있다.

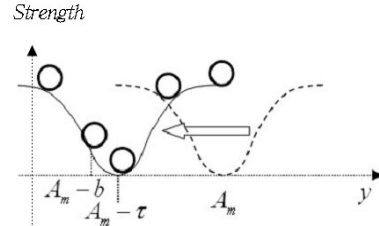


그림 5. 바이어스된 충격성 잡음하의 출력 샘플과 평행 이동된  $G_{\sigma}(A_m - \tau - y_i)$

Fig. 5. Output samples and shifted  $G_{\sigma}(A_m - \tau - y_i)$  under biased impulsive noise.

한편, 적응 시스템의 구조는 어떤 필터형태이든 모두 적용될 수 있으며 출력 샘플은 적응 시스템의 입력과 가중치로 결정되므로 비용함수  $Cost(A, y, \tau)$ 의 제어 가능한 변수는 바이어스 변수와 적응 시스템의 가중치 벡터가 된다. 따라서 비용함수 (8)은 다음과 같이  $C(\tau, \mathbf{W})$ 로 쓸 수 있다. 즉,

$$C(\tau, \mathbf{W}) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) - 2 \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N G_{\sigma}(A_m - \tau - y_i) \quad (9)$$

이 논문에서는 심볼 시간  $i$ 에서 입력벡터  $\mathbf{X}_i = [x_i, x_{i-1}, \dots, x_{i-L+1}]^T$ 와 가중치 벡터  $\mathbf{W} = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T$ 에 대해 선형 시스템의 출력을  $y_i = \mathbf{W}^T \mathbf{X}_i$ 로 하여 비용함수 (9)에 사용하도록 한다.

## V. 시스템 가중치와 바이어스의 동시 제어를 위한 블라인드 알고리즘

$M$  개의 심볼점  $(A_1, A_2, \dots, A_m, \dots, A_M)$ 을  $\tau$ 만큼 평행 이동시킨 경우,  $m$  번 째 송신심볼  $A_m$  대해 평행 이동된  $A_{m,shifted}$ 는 다음과 같다.

$$A_{m,shifted} = A_m - \tau \quad (10)$$

따라서  $C(\tau, \mathbf{W})$ 는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$C(\tau, \mathbf{W}) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) - 2 \frac{1}{M} \frac{1}{N} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N G_{\sigma}(A_{m,shifted} - y_i) \quad (11)$$

선형 시스템의 필터 구조상 가중치 벡터  $\mathbf{W}$  에 가중치 요소  $w_L$  을 하나 더 추가한 가중치 벡터  $\dot{\mathbf{W}} = [w_0, w_1, w_2, \dots, w_L]^T$  가 가능하다고 한다면, 시스템 입력 벡터에도 입력신호와 무관한 상수  $c$  를 추가할 수 있다. 이렇게 한 요소 씩 추가된 벡터를 각각  $\dot{\mathbf{W}}$  와  $\dot{\mathbf{X}}_i = [x_i, x_{i-1}, \dots, x_{i-L+1}, c]^T$  라고 할 때, 확장된 시스템의 출력  $\dot{y}_i$  는  $\dot{y}_i = \dot{\mathbf{W}}^T \dot{\mathbf{X}}_i$  로 표현될 수 있다. 그러면  $\dot{y}_i = \mathbf{W}^T \mathbf{X}_i + w_L c$  로 다시 쓸 수 있고  $\dot{y}_i = y_i + w_L c$  가 된다.

한편, 식 (11)의 가우시안 커널  $G_\sigma(A_{m,shifted} - y_i)$  의  $A_{m,shifted} - y_i$  는  $A_{m,shifted} - \dot{y}_i + w_L c$  와 같아지므로

$$A_{m,shifted} - y_i = A_m - \dot{y}_i + w_L c - \tau \quad (12)$$

식(11)의 비용함수를 최소화될 때, 가우시안 커널  $G_\sigma(A_{m,shifted} - y_i)$  은 최대화되며 충격성 잡음에 영향 받은 매우 큰 값의 출력  $y_i$  는 가우시안 함수의 특성 때문에 제거되고, 충격성 잡음과 무관한 출력  $y_i$  는  $A_{m,shifted}$  에 가장 근접하게 된다. 즉 비용함수 (11)을 확장된 시스템에서 최소화 시키면  $G_\sigma(A_{m,shifted} - y_i) = G_\sigma(A_m - \dot{y}_i + w_L c - \tau)$  는 최대화되며 충격성 잡음에 오염된 출력  $\dot{y}_i$  는 제거되고, 출력  $\dot{y}_i$  는  $A_m$  에 접근한다. 또한  $G_\sigma(A_m - \dot{y}_i + w_L c - \tau)$  의 최대화는  $w_L \cdot c$  를  $\tau$  에 접근하도록 하므로, 바이어스 변수  $\tau$  는  $w_L$  로 제어될 수 있음을 보여준다. 즉, 비용함수(11)과 확장 시스템을 사용하면 바이어스된 충격성 잡음에 대해 강인한 알고리즘을 개발 할 수 있다.

확장된 시스템에 적용한 비용함수  $C(\tau, \dot{\mathbf{W}})$  의 최소화를 위해,  $w_L \cdot c = \tau$  라고 가정하고 기울기를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \partial C(\tau, \dot{\mathbf{W}}) / \partial \dot{\mathbf{W}} &= \frac{1}{2\sigma^2 N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(\dot{y}_j - \dot{y}_i) \cdot (\dot{y}_j - \dot{y}_i) (\dot{\mathbf{X}}_i - \dot{\mathbf{X}}_j) \\ &\quad - \frac{1}{\sigma^2 MN} \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^N G_\sigma(A_m - \dot{y}_i) (A_m - \dot{y}_i) \dot{\mathbf{X}}_i \quad (13) \end{aligned}$$

알고리즘의 안정도와 속도를 관장하는 수렴상수  $\mu$  를 도입하고 steepest descent 방식에 기울기 (13)를 적

용하여 가중치 갱신 알고리즘을 구하면 다음과 같다.

$$\dot{\mathbf{W}}_{new} = \dot{\mathbf{W}}_{new} - \mu \cdot \partial C(\tau, \dot{\mathbf{W}}) / \partial \dot{\mathbf{W}} \quad (14)$$

샘플시간  $k$  에서  $N$  개의 입출력 샘플 블록에 대한 슬라이딩 윈도우 기법을 사용하면 식(14)는 다음과 같이 온라인 알고리즘으로 바꿀 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{W}}_{k+1} &= \dot{\mathbf{W}}_k - \frac{\mu}{\sigma^2} \left[ \frac{1}{2N^2} \sum_{j=k-N+1}^k \sum_{i=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(\dot{y}_j - \dot{y}_i) \cdot (\dot{y}_j - \dot{y}_i) (\dot{\mathbf{X}}_i - \dot{\mathbf{X}}_j) \right. \\ &\quad \left. - \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{i=k-N+1}^N G_\sigma(A_m - \dot{y}_i) (A_m - \dot{y}_i) \dot{\mathbf{X}}_i \right] \quad (15) \end{aligned}$$

확장 시스템에서 비용함수 (11)에 바탕을 두고 제안된 식 (15)는 커널 크기  $\sigma\sqrt{2}$  의  $G_{\sigma\sqrt{2}}(\dot{y}_j - \dot{y}_i)$  에 의해 형성되는 정보 포텐셜을 최소화하며, 커널 크기  $\sigma$  의  $G_\sigma(A_m - \dot{y}_i + w_L c - \tau)$  에 의해 형성되는 보다 강력한 정보 포텐셜을 최대화함으로써, 바이어스된 충격성 잡음을 효과적으로 제거하는 블라인드 알고리즘이라 할 수 있다.

## VI. 시뮬레이션 결과 및 토론

이 논문에서 사용한 바이어스된 충격성 잡음  $n$  의 모델은 논문 [7]의 충격성 잡음 모델에 바이어스 변수를 도입하여 설계하였다. 즉, 전력  $\sigma_{GN}^2$  의 백색 가우시안 분포의 배경잡음에 충격과 발생률  $\varepsilon$ , 전력  $\sigma_{IN}^2$  로 발생하는 가우시안 분포의 충격과가 더해져서 충격성 잡음이 되며 이 충격성 잡음이 직류 바이어스  $B$  를 받아 다음과 같은 확률 밀도 함수  $f(n)$  를 갖는다.

$$f(n) = \frac{1 - \varepsilon}{\sigma_{GN} \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(n-B)^2}{2\sigma_{GN}^2}\right] + \frac{\varepsilon}{\sqrt{2\pi(\sigma_{GN}^2 + \sigma_{IN}^2)}} \exp\left[-\frac{(n-B)^2}{2(\sigma_{GN}^2 + \sigma_{IN}^2)}\right] \quad (16)$$

아래 그림 6 (a)에 바이어스된 충격성 잡음을 나타냈다. 그림 6 (b)는 서서히 변하는 바이어스와 배경 잡음을 볼 수 있도록 확대해 놓은 그림이다. 이 시뮬레이션에서 전력  $\sigma_{GN}^2 = 0.001$  의 배경 잡음을 사용하였고, 충격과 발생률  $\varepsilon = 0.03$ , 충격과 잡음전력  $\sigma_{IN}^2 = 50$ , 그리고 바이어스  $B$  는 5000샘플부터 사인곡선 형태로 서서히 증가하여 1이 되면 1을 유지하도록 하였다. 공정한 비교를 위해 사용한 채널 모델 및 파라미터 값들도 논문

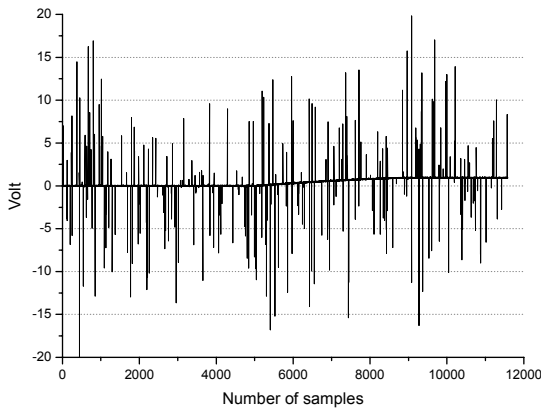


그림 6. 바이어스된 충격성 잡음  
Fig. 6. Biased impulsive noise

[6]에서 사용된 값들을 동일하게 사용하였다. 즉, 동일한 발생확률을 가지는  $M=4$  개의 심볼점 을 서로 독립적으로 발생시켜 ( $A_1=-3, A_2=-1, A_3=1, A_4=3$ ) 송신 데이터로 사용하였고 채널 모델은 다음과 같다<sup>[7-8]</sup>.

$$H_1(z) = 0.26 + 0.93z^{-1} + 0.26z^{-2} \quad (17)$$

$$H_2(z) = 0.304 + 0.903z^{-1} + 0.304z^{-2} \quad (18)$$

$$H_3(z) = \sum_{i=0}^2 \frac{1}{2} [1 + \cos(2\pi(n-1)/BW)] z^{-i}, \quad BW = 3.3 \quad (19)$$

선형 시스템의 가중치 개수는  $L=11$ , 상수  $c$  는 2, 데이터 블록 크기  $N=4$ , 수렴 상수  $\mu_{MED2} = \mu = 0.005$ , 커널 크기  $\sigma = 0.6$  이다. 채널 모델에 대한 MSE 수렴 성능을 그림 7, 8 과 (9)에 나타냈다. 차이는 채널의 열악한 정도에 따라 수렴속도 및 정상상태 오차의 차이를 보이고 있으나 세 알고리즘 모두 동일한 초기 수렴 속도를 보였다.

그러나 충격성 잡음에 바이어스가 가해지는 샘플 수 5000부터 두 알고리즘은 완전히 다른 성능을 보이고 있다. 서서히 1까지 증가하는 바이어스가 충격성 잡음에 가해지자 기존의 MED2 알고리즘은 급격히 증가하여 -10 dB에 이르는 MSE 성능을 보이고 있다.

약 15 dB의 성능 감소는 바이어스된 충격성잡음이 MED2 알고리즘에는 얼마나 열악한 환경변화인지를 말

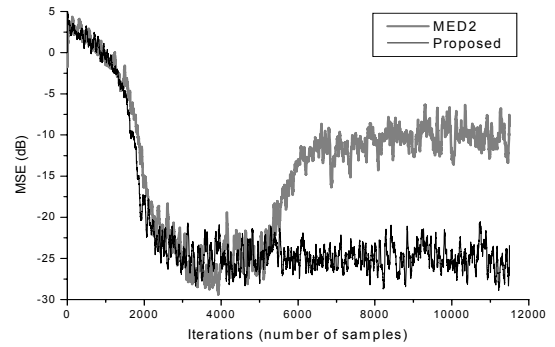


그림 7. 바이어스된 충격성 잡음이 있는 채널  $H_1(z)$  에서 MSE 수렴 성능  
Fig. 7. MSE performance for the channel  $H_1(z)$  with biased impulsive noise.

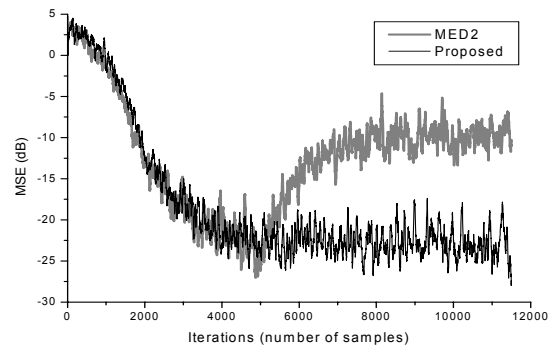


그림 8. 바이어스된 충격성 잡음이 있는 채널  $H_2(z)$  에서 MSE 수렴 성능  
Fig. 8. MSE performance for the channel  $H_2(z)$  with biased impulsive noise.

해준다. 그러나 제안된 알고리즘은 채널의 열악 정도에 관계없이 바이어스된 충격성 잡음의 유입에 전혀 동요를 보이지 않으며 초기 수렴의 정상상태 MSE 값을 그대로 유지하고 있다. 이것은 비용함수 (11)에 근거하여 도출된 알고리즘 (16)이 충격성 잡음에 대한 내성 뿐 아니라 바이어스된 충격성 잡음에도 송신 심볼점을 옮겨 바이어스의 영향을 제거하며 충격성 잡음에 의한 알고리즘의 불안정도 잘 극복하고 있음을 보여준다.

한편, 그림 10에 나타낸 정상상태 오차들의 분포를 살펴보면 성능 차이의 원인을 더 자세히 알 수 있다. 두 채널 모델  $H_1(z), H_2(z)$  와  $H_3(z)$  모두에서 좁은 종 모양의 확률분포를 보인 제안된 알고리즘의 오차 샘플들은 0을 중심으로 매우 밀집되어 있음을 알 수 있다. 즉

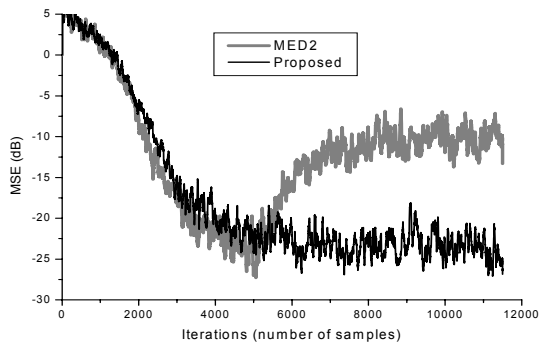


그림 9. 바이어스된 충격성 잡음이 있는 채널  $H_3(z)$ 에서 MSE 수렴 성능  
Fig. 9. MSE performance for the channel  $H_3(z)$  with biased impulsive noise.

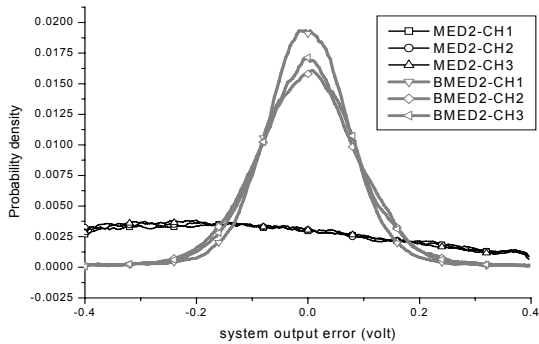


그림 10. 바이어스된 충격성 잡음이 있는 채널 CH1= $H_1(z)$ , CH2= $H_2(z)$ , CH3= $H_3(z)$ 에서 오차의 확률분포  
Fig. 10. Error distribution in the environment of CH1= $H_1(z)$ , CH2= $H_2(z)$ , CH3= $H_3(z)$  with biased impulsive noise.

대부분의 오차는 0임을 나타내는데 기존의 MED2 알고리즘의 경우, 오차 샘플들이 널리 퍼져 있음과 동시에 분포의 평균 값이 -0.3 정도 이다. 이것은 첫째, 평균 값이 -0.3 이 의미하는 것은, MED2 알고리즘이 바이어스 값 1을 완전히 제거하지 못하여 -0.3 정도의 오차 평균을 보이고 있으며 둘째, 널리 퍼져 나타난 오차 분포가 말해 주는 것은, 충격성 잡음에 강인성을 보이며 채널의 심볼간 간섭 제거를 위해 조정되었던 최적의 가중치들이 0.6 정도의 바이어스 제거 성능을 얻기 위해 다시 바뀌면서 심볼간 간섭 제거 능력을 대부분 상실하고 있는 것으로 판단된다. 한편, 수렴성능은 결국 기존의 steepest descent 방법을 사용하고 있으므로 채널의 왜곡 정도에 의존하나 그림 3에서 나타낸 바와 같이 임

펄스성 잡음은 정보 포텐셜  $IP(A,y)$  영역에서 멀리 위치하게 되고 임펄스성 잡음의 빠르게 변하는 정도에 관계없이 가우시안 커널에 의해 제거됨을 알 수 있다.

## VII. 결 론

이 논문에서는 바이어스된 충격성 잡음에 대한 강건성을 가진 블라인드 등화를 목표로, 송신 심볼점을 평행 이동시킬 수 있는 정보 포텐셜을 제안하고, 이 제안된 정보 포텐셜과 증강된 필터 구조에 기반하여 새로운 블라인드 알고리즘을 도출하였다.

바이어스된 충격성 잡음의 유입에 기존의 알고리즘이 15 dB 정도 성능 저하를 나타내는 반면 제안된 알고리즘은 채널의 열악 정도에 관계없이 동요를 보이지 않으며 초기 수렴의 정상상태 MSE 값 -25 dB 이하를 그대로 유지하였다. 이것은 바이어스된 충격성 잡음하에서 송신 심볼점을 적절히 옮겨 바이어스의 영향을 제거하며 충격성 잡음에 의한 야기될 수 있는 알고리즘의 불안정을 잘 극복하고 있음을 보여준다.

따라서 제안된 정보 포텐셜에 기초한 비용함수와 블라인드 알고리즘이 매우 열악하고 다양한 잡음 환경에서 채널의 블라인드 등화를 필요로 하는 통신 시스템에서 보다 신뢰성 있는 통신을 가능케 할 것으로 판단된다.

## 참 고 문 헌

- [1] Z. Daifeng, Q. Tianshuang, "Underwater sources location in non-Gaussian impulsive noise environments", *Digital Signal Processing*, Vol. 16, pp. 149-163, March, 2006.
- [2] J. Armstrong, J. Shentu, C. Chai, and H. Suraweera, "Analysis of impulse noise mitigation techniques for digital television systems", in *Proc. of InOWo'03*, pp. 172-176, 2003.
- [3] J. Treichler and B. Agee, "A new approach to multipath correction of constant modulus signals," *IEEE Trans. ASSP.*, in Proc. of Vol. ASSP-31, Nov. 1983, pp. 349-372.
- [4] 김정수, 정정화, "블라인드 결정 궤환 등화기를 위한 다중 계수 알고리즘," *대한전자공학회논문지 SP편* 제39권 제6호, pp. 145-153, 2002. 11.
- [5] P. Viola, N. Schraudolph, and T. Sejnowski,

- “Empirical entropy manipulation for real-world problems,” in *Proc. of NIPS 8(Neural Infor. Proc. Sys.) Conf.*, 851-857, 1995.
- [6] J. Principe, D. Xu and J. Fisher, “Information Theoretic Learning,” in: S. Haykin, *Unsupervised Adaptive Filtering*, Wiley, New York, Vol. I, pp. 265-319, 2000.
- [7] N. Kim, H. Byun, and Ki-Hyeon Kwon, “Decision Feedback Approach to Blind Algorithms in Impulsive Noise Environments,” in *Proc. of 35th International Conference on Telecommunications and Signal Processing*, pp. 653-657, July, 2012.
- [8] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice Hall, Upper Saddle River, 4th edition, 2001.

---

 저 자 소 개
 

---



김 남 용(정회원)

1986년 연세대학교 전자공학과  
학사 졸업.

1988년 연세대학교 전자공학과  
석사 졸업.

1991년 연세대학교 전자공학과  
박사 졸업.

<주관심분야 : 통신신호처리, 후각센싱알고리즘>