

자가 발생 심볼열과 커널 사이즈 조절을 통한 유클리드 거리 알고리즘의 복소 채널 블라인드 등화

중신회원 김 남 용*

Complex-Channel Blind Equalization using Euclidean Distance Algorithms with a Self-generated Symbol Set and Kernel Size Modification

Namyong Kim* *Lifelong Member*

요 약

랜덤 발생 심볼과 출력 신호에 대해 두 확률 밀도 함수 사이의 유클리드 거리를 최소화하는 복소 채널 등화 알고리즘은 정보 이론적 학습방법의 장점을 살리면서 위상 회전 문제까지 극복할 수 있도록 설계 되었다. 이 논문에서는 이 알고리즘에 대해 확률 밀도 함수 구축에 사용된 커널 사이즈가 성능에 끼치는 영향을 연구하였고 커널 사이즈의 변형에 인한 정보 포텐셜 간의 힘 조절에 변화를 준 Kernel-modified 알고리즘을 제안하였다. 이 제안한 방식은 커널 사이즈 변형이 이루어지지 않은 알고리즘에 대해 약 4 dB 정도의 성능 향상을 만들어 냈다. 성상도 특성에서도 복소 채널에 의한 위상 회전이 완벽하게 극복될 뿐 아니라 보다 집중된 심볼 점을 보였다.

Key Words : Complex channel, Generated symbols, Euclidean distance, Kernel-modified, Blind equalization

ABSTRACT

The complex-valued blind algorithm based on a set of randomly generated symbols and Euclidean distance can take advantage of information theoretic learning and cope with the channel phase rotation problems. On the algorithm, in this paper, the effect of kernel size has been studied and a kernel-modified version of the algorithm that rearranges the forces between the information potentials by kernel-modification has been proposed. In simulation results for 16 QAM and complex-channel models, the proposed algorithm show significantly enhanced performance of symbol-point concentration and no phase rotation problems caused by the complex channel models.

I. 서 론

디지털 통신에서 채널이 야기하는 심볼간 간섭을 제거하기 위해 수신기는 훈련 심볼 열을 이용하여 채널 등화 과정을 거친다. 그러나 훈련 심볼 열을 보내거나 받기가 불가능한 경우 등화기는 훈련 심볼 열의 도움 없이 채널 등화 과정을 수행 할 필요가 있다^[1].

멀티 포인트 네트워크에서도 지류에 해당하는 수신기는 이러한 블라인드 등화 능력을 갖추고 있어야 한다^[2]. 채널의 변화에 빠르게 적응하기 위해 블라인드 등화기는 오류를 줄이는데 있어서 훈련 속도가 중요하다. 뿐만 아니라 복소 채널에서 야기되는 심볼 위상 왜곡에 대해서도 대처할 수 있는 능력이 있어야 한다. 블라인드 알고리즘으로 상수 모듈러스 알고리즘 (CMA,

* 김남용 : 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부(namyong@kangwon.ac.kr)

논문번호 : KICS2010-09-454, 접수일자 : 2010년 9월 17일, 최종논문접수일자 : 2010년 11월 8일

constant modulus algorithm)이 대표적으로 쓰이고 있으며 자승 평균 오차 (MSE, mean squared error) 방법에 근거하여 만들어졌다³⁾. 한편, 오차 전력을 활용하는 MSE 성능 기준과 달리, 정보 이론적 학습 방법 (ITL, information theoretic learning)은 정보 포텐셜 (IP, information potential) 을 계산하여 그 세기를 조절하는 과정으로 이루어져 있다⁴⁾. 여기에 파전 원도우 방법으로 데이터 자체를 활용한 확률 밀도 함수 (PDF, probability density function)가 쓰인다⁴⁾. 이러한 ITL 방법에 따라 훈련된 적응 시스템의 오차 샘플들은 MSE 기준에 의해 훈련된 시스템의 오차 샘플들에 비해 집중된 밀도 함수 분포를 보인다는 것이 입증되었다⁵⁾.

ITL 방법으로 제안된 여러 가지 성능 기준 중에서도 두 확률 밀도 함수 사이의 유클리드 거리 (ED, Euclidean distance) 를 최소화하는 기준은 이차 항으로 구성되어 정보 포텐셜을 다루기에 적합하여 바이오 의학 분야의 질병 인식⁶⁾ 또는 실 신호 블라인드 등화⁷⁾ 에 이용되어 탁월한 성능 향상을 보였다.

최근, ITL 계열 블라인드 등화 알고리즘의 하나로, 랜덤 발생 심볼과 출력 신호에 대해 두 확률 밀도 함수 사이의 유클리드 거리 (ED, Euclidean distance) 를 최소화하는 기준이 복소 채널 등화를 위해 제안되었다⁸⁾. ITL 계열 알고리즘들은 정보 포텐셜을 다룸에 있어 확률 밀도 함수 구축에 쓰이는 커널 사이즈에 의해 그 성능이 많은 영향을 받는다⁹⁾. 이 논문에서는 복소 채널 등화를 위한 ED 알고리즘이 가지는 정보 포텐셜의 커널 사이즈에 대해 연구하고 특정한 modification 과정을 통하여 복소 등화 알고리즘의 성능을 크게 향상시킬 수 있음을 보이고자 한다.

II. CMA알고리즘

심볼 시간 k 에서 등화 출력 신호 y_k 의 전력과 전송 심볼의 상수 모듈러스 (constant modulus) R_2 의 차이로 정의되는 CME는 $e_{CME} = |y_k|^2 - R_2$ 이며, 이 때 최소화 할 비용 함수 P_{CMA} 에 MSE 기준을 사용한다.

$$P_{CMA} = E[(|y_k|^2 - R_2)^2] \quad (1)$$

여기서 $R_2 = E[|d_k|^4] / E[|d_k|^2]^2$ 이다.

L 개 탭으로 구성된 등화기의 입력 벡터 X_k

$= [x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-L+1}]^T$ 와 가중치 벡터 W_k 에 대해 출력 신호는 $y_k = W_k^T X_k$ 로 표현된다. Steepest descent 방법으로 최적의 가중치를 찾아가는 기법이 다음과 같은 CMA 알고리즘이다³⁾.

$$W_{k+1} = W_k - 2\mu_{CMA} X_k^* \cdot y_k \cdot (|y_k|^2 - R_2) \quad (2)$$

III. 자가 발생 심볼열과 유클리드 거리 최소화에 근거한 블라인드 알고리즘

두 확률 밀도 함수 $f_D(\xi)$ 와 $f_Y(\xi)$ 사이의 유클리드 거리는 $ED[f_D(\xi), f_Y(\xi)] = \int (f_D(\xi) - f_Y(\xi))^2 d\xi$ 로 정의되며, 출력 신호끼리의 정보 포텐셜 IP_Y 는 $IP_Y = \int f_Y^2(\xi) d\xi$ 으로 정의되고⁴⁾, 출력 신호와 원신호 샘플들 사이의 정보 포텐셜을 $IP_{DY} = \int f_D(\xi) f_Y(\xi) d\xi$ 로 정의하면, ED는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$ED[f_D, f_Y] = IP_Y + IP_D - 2 \cdot IP_{DY} \quad (3)$$

여기서 IP_D 는 시스템에서 제어 가능한 인자가 되지 못하므로 상수로 취급될 수 있다. 출력 신호 간의 정보 포텐셜 IP_Y 는 N 개의 저장된 출력 신호 값들에 파전 윈도우 방법¹⁴⁾¹⁵⁾ 활용하여 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$IP_Y = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{l=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_i - y_l) \quad (4)$$

그러나 원신호와 출력 신호 샘플들 사이의 정보 포텐셜 IP_{DY} 를 구하기 위해서는 원신호 샘플들이 있어야 하나 대신, 수신단에서 랜덤하게 생성된 심볼 집합을 활용하여 구한다. 랜덤하게 심볼 열을 생성하되 그 분포만큼은 송신 변조 방식과 부합되도록 생성하는 것이다. 16 QAM $\{\pm 1 \pm j, \pm 3 \pm j, \pm 1 \pm 3j, \pm 3 \pm 3j\}$ 을 예로 하고, 각 심볼은 동일 확률로 송신된다고 가정할 때, 랜덤하게 생성된 심볼 집합은 식 (5) 와 표 1과 같다⁸⁾.

$$d_i = d_{i,Re} + jd_{i,Im} \quad (5)$$

이렇게 생성된 랜덤 심볼과 출력 신호 샘플을 활용하여 정보 포텐셜 IP_{DY} 가 다음과 같이 구해진다

표 1. 랜덤하게 생성된 심볼 열

i	$1, \dots, N/4$	$N/4+1, \dots, N/2$	$N/2+1, \dots, 3N/4$	$3N/4, \dots, N$
$d_{i, \text{Re}}$	+ 3	+ 1	- 1	- 3
$d_{i, \text{Im}}$	+ 3	+ 1	- 1	- 3

$$IP_{DY} = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{l=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(d_i - y_l) \quad (6)$$

이제 비용 함수 (3)의 최소화를 위해 복소 기울기를 다음과 같이 구하게 된다.

$$\frac{\partial ED[f_D, f_Y]}{\partial W} = \nabla_{IP_Y, \text{Re}} + j \nabla_{IP_Y, \text{Im}} - 2(\nabla_{IP_{DY}, \text{Re}} + j \nabla_{IP_{DY}, \text{Im}}) \quad (7)$$

여기서 IP_Y 와 IP_{DY} 의 복소 기울기의 실수항들과 허수항들을 각각 정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \nabla_{IP_Y, \text{Re}} = & \frac{1}{4N^2 \sigma^3 \sqrt{\pi}} \cdot \sum_{l=1}^N \sum_{i=1}^N \exp\left[-\frac{(y_{i, \text{Re}} - y_{l, \text{Re}})^2 + (y_{i, \text{Im}} - y_{l, \text{Im}})^2}{4\sigma^2}\right] \\ & \cdot [(y_{i, \text{Re}} - y_{l, \text{Re}}) \cdot (X_{l, \text{Re}} - X_{i, \text{Re}}) \\ & + (y_{i, \text{Im}} - y_{l, \text{Im}}) \cdot (X_{l, \text{Im}} - X_{i, \text{Im}})] \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \nabla_{IP_Y, \text{Im}} = & \frac{1}{4N^2 \sigma^3 \sqrt{\pi}} \cdot \sum_{l=1}^N \sum_{i=1}^N \exp\left[-\frac{(y_{i, \text{Re}} - y_{l, \text{Re}})^2 + (y_{i, \text{Im}} - y_{l, \text{Im}})^2}{4\sigma^2}\right] \\ & \cdot [(y_{i, \text{Im}} - y_{l, \text{Im}}) \cdot (X_{l, \text{Re}} - X_{i, \text{Re}}) \\ & + (y_{i, \text{Re}} - y_{l, \text{Re}}) \cdot (X_{l, \text{Im}} - X_{i, \text{Im}})] \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \nabla_{IP_{DY}, \text{Re}} = & \frac{1}{4N^2 \sigma^3 \sqrt{\pi}} \cdot \sum_{l=1}^N \sum_{i=1}^N \exp\left[-\frac{(d_{i, \text{Re}} - y_{l, \text{Re}})^2 + (d_{i, \text{Im}} - y_{l, \text{Im}})^2}{4\sigma^2}\right] \\ & \cdot [(d_{i, \text{Re}} - y_{l, \text{Re}}) \cdot (X_{l, \text{Re}} - X_{i, \text{Re}}) \\ & + (d_{i, \text{Im}} - y_{l, \text{Im}}) \cdot (X_{l, \text{Im}} - X_{i, \text{Im}})] \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \nabla_{IP_{DY}, \text{Im}} = & \frac{1}{4N^2 \sigma^3 \sqrt{\pi}} \cdot \sum_{l=1}^N \sum_{i=1}^N \exp\left[-\frac{(d_{i, \text{Re}} - y_{l, \text{Re}})^2 + (d_{i, \text{Im}} - y_{l, \text{Im}})^2}{4\sigma^2}\right] \\ & \cdot [(d_{i, \text{Im}} - y_{l, \text{Im}}) \cdot (X_{l, \text{Re}} - X_{i, \text{Re}}) \\ & + (d_{i, \text{Re}} - y_{l, \text{Re}}) \cdot (X_{l, \text{Im}} - X_{i, \text{Im}})] \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 구해진 비용 함수 (3)의 복소 기울기에 steepest descent 방법으로 가중치를 갱신하게 된다.

$$W_{k+1} = W_k - \mu_{MED} \frac{\partial ED[f_D, f_Y]}{\partial W} \quad (12)$$

이 알고리즘^[8]을 편의상 이 논문에서는 MED (Minimum ED) 로 부르기로 한다.

IV. 커널 사이즈 조절에 의한 복소 MED 알고리즘

비용 함수 (3)을 최소화 과정은 IP_Y 를 최소화 하면서 동시에 부호가 반대인 IP_{DY} 를 최대화하는 것으로 해석될 수 있다. 즉, $f_Y(\xi)$ 가 $f_D(\xi)$ 에 가까워지도록 하는 비용 함수(3)의 최소화는, 확률 분포 형성에 두 가지 힘, 가운데로 집중시키는 힘과 옆으로 퍼지게 하는 힘이 상호 균형 있게 작용하는 것으로 보인다. 샘플들을 한 집중시키는 힘은 IP_{DY} 를 최대화시키는 것에서 오고, 샘플들을 퍼트리는 힘은 정보 포텐셜 IP_Y 을 최소화시키는 것에서 온다고 해석될 수 있다^[5]. 두 힘의 균형이 $f_Y(\xi)$ 가 $f_D(\xi)$ 에 가장 가까워지도록 만든다는 것이다. 이제, 샘플들을 퍼트리는 힘이 나오는 정보 포텐셜 IP_Y 에 주목하여 이 힘의 균형에 인위적인 영향력을 가해 보고자 한다.

$f_Y(\xi)$ 가 $f_D(\xi)$ 에 가장 가까워지도록 하는 것이 우리의 목표이기는 하지만, 대부분의 디지털 통신 시스템 또는 QAM 에서는 출력 신호가 퍼져 나타나는 것보다 송신 심볼 점에 최대한 집중되는 것이 바람직하다. 그런데 ED 최소화에 의해 현재 정보 포텐셜 IP_Y 가 최소화되고 있으면서 출력 신호가 퍼져 나타나게 힘이 작용하고 있으니, 우리가 이 힘을 약화시켜서 출력 신호간의 집중을 보다 도모할 수 있다는 아이디어를 가질 수 있다.

한편, 커널 함수에 의한 확률 밀도 함수 구축에서 좁은 커널 사이즈는 보다 정확한 해답을 가져오지만 불안정하고, 반대로 넓은 커널 사이즈는 부정확한 해답을 가져온다^[9]. 우리는 이 커널 사이즈에 의한 영향이 정보 포텐셜의 힘에도 동일한 원리가 작용한다고 가정하고, 정보 포텐셜 IP_Y 를 약화시키자는 의도에서 이 논문에서는 IP_Y 의 커널 사이즈를 보다 큰 값으로 조정하기를 제안한다.

식(4)의 커널 사이즈를 증가 시키는 데에는 많은 접근 방식이 가능할 것이다. 이 논문에서는 여러 커널 사이즈에 대한 실험적 시도에서 얻은 결과를 바탕으로 식(4)의 $G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i)$ 를 $G_{2\sigma}(y_j - y_i)$ 로 대체할 것을 제안한다. 즉,

$$\int f_Y^2(\xi) d\xi = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{2\sigma}(y_j - y_i) \quad (13)$$

이렇게 변형된 커널 사이즈를 채용한 IP_i 에 대한 복소 기울기의 실수항 $\nabla_{IP_i,Re}^*$ 과 허수항 $\nabla_{IP_i,Im}^*$ 을 정리하면 다음과 같다.

$$\nabla_{IP_i,Re}^* = \frac{1}{8N^2\sigma^3\sqrt{\pi}} \cdot \sum_{i=1}^N \sum_{i=1}^N \exp\left[\frac{(y_{i,Re} - y_{i,Re})^2 + (y_{i,Im} - y_{i,Im})^2}{-8\sigma^2}\right] \cdot [(y_{i,Re} - y_{i,Re}) \cdot (X_{i,Re} - X_{i,Re}) + (y_{i,Im} - y_{i,Im}) \cdot (X_{i,Im} - X_{i,Im})] \quad (14)$$

$$\nabla_{IP_i,Im}^* = \frac{1}{8N^2\sigma^3\sqrt{\pi}} \cdot \sum_{i=1}^N \sum_{i=1}^N \exp\left[\frac{(y_{i,Re} - y_{i,Re})^2 + (y_{i,Im} - y_{i,Im})^2}{-8\sigma^2}\right] \cdot [(y_{i,Im} - y_{i,Im}) \cdot (X_{i,Re} - X_{i,Re}) + (y_{i,Re} - y_{i,Re}) \cdot (X_{i,Im} - X_{i,Im})] \quad (15)$$

커널 사이즈가 변형된 포텐셜 기울기에 steepest descent 방법으로 가중치를 다음과 같이 갱신하게 된다.

$$W_{k+1} = W_k - \mu_{MED} [\nabla_{IP_i,Re}^* + j\nabla_{IP_i,Im}^* - 2(\nabla_{IP_i,Re} + j\nabla_{IP_i,Im})] \quad (16)$$

이 제안된 알고리즘을 이 논문에서는 편이상 kernel-modified MED 로 칭하고자 한다.

MED 알고리즘과 kernel-modified MED 의 공통된 문제점으로 많은 계산량을 들 수 있다. N 개 샘플의 한 블록 데이터가 파전 윈도우 계산에 쓰이므로 MED와 kernel-modified MED의 복소 기울기 계산에 $O(N^2)$ 의 계산량이 요구되고 있다.

V. 시뮬레이션 결과 및 토론

시뮬레이션을 위해 다음과 같은 16개 복소 심볼 집 $\{\pm 1 \pm j, \pm 3 \pm j, \pm 1 \pm 3j, \pm 3 \pm 3j\}$ 으로 구성된 16 QAM 통신 방식을 대상으로 하였다. 송신심볼 점들은 서로 독립이며 동일한 발생 확률을 가진다. 위상 왜곡을 일으키는 복소 채널 모델로 사용된 $H_1(z)$ 와 $H_2(z)$ 의 전달 함수는 다음과 같다^[10].

$$\begin{aligned} H_{1,Re}(z) &= -0.005 + 0.009z^{-1} - 0.024z^{-2} \\ &+ 0.854z^{-3} - 0.218z^{-4} - 0.049z^{-5} - 0.016z^{-6} \\ H_{1,Im}(z) &= -0.004 + 0.030z^{-1} - 0.104z^{-2} \\ &+ 0.520z^{-3} + 0.273z^{-4} - 0.074z^{-5} + 0.020z^{-6} \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} H_{2,Re}(z) &= -0.141z^{-1} + 0.95z^{-2} + 0.27z^{-3} - 0.078z^{-4} \\ H_{2,Im}(z) &= -0.004z^{-1} - 0.919z^{-2} + 0.37z^{-3} - 0.089z^{-4} \end{aligned} \quad (18)$$

채널 통과된 신호에는 분산 0.001의 백색 잡음이 더해진다. 세가지 블라인드 알고리즘, CMA, MED, 그리고 Kernel-modified MED에 대해, MSE 수렴 성능과 성장도 성능으로 비교 분석하였다 CMA 를 위한 수렴 상수 μ_{CMA} 은 0.0000005 로 하였고 MED 알고리즘과 제안한 Kernel-modified MED 알고리즘의 수렴 상수 값 μ_{MED} 는 0.001, 블록 데이터 N 은 16.0으로 하였다. 기본 커널 사이즈 σ 는 0.5으로 하였다.

채널 모델 $H_1(z)$ 에 대한 수렴 결과를 그림 1에 채널 모델 $H_2(z)$ 에 대한 수렴 결과를 그림 2에 각각 나타내었다. CMA 알고리즘은 상수 모듈러스에 기반을 두고 있어서 복소 채널의 위상 왜곡을 보상하지 못해 두 채널 모델 모두에서 -5 dB 이하로 수렴하지 못하

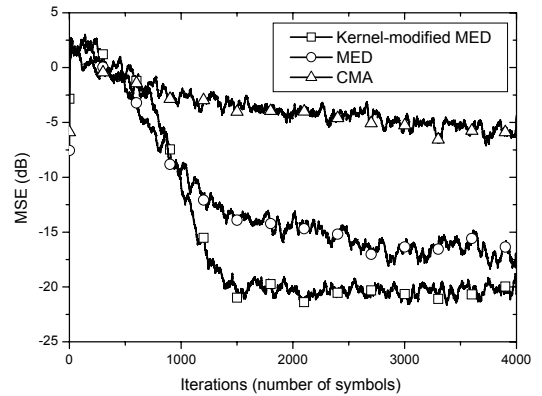


그림 1. 채널 H1에 대한 MSE 수렴 성능 비교

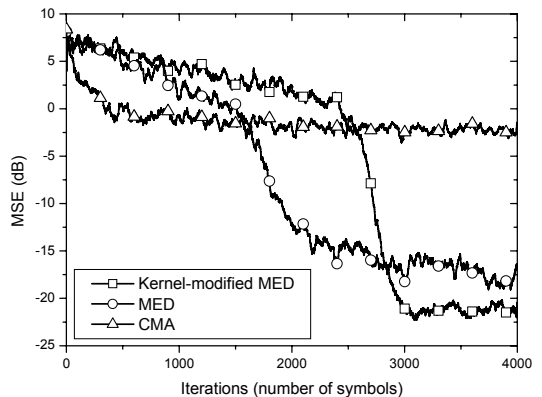


그림 2. 채널 H2에 대한 MSE 수렴 성능 비교

고 있다. 그러나 MED 알고리즘은 두 채널 모델에서 수렴 속도의 차이는 있으나 -17 dB까지 수렴할 수 있음을 보이고 있다. 그런데 Kernel-modified MED의 경우 속도 차이는 있지만 두 채널 모두에 대해 -21 dB 이하까지 수렴하여 3 dB 이상의 성능 향상을 만들어 낼 수 있다. 커널 사이즈의 변형에 인한 정보 포텐셜 간의 힘 조절이 이처럼 상당한 성능 향상을 가져왔음을 알 수 있다.

다음은 복소 채널에서 유기되는 위상 왜곡을 얼마나 잘 극복하는지 보기 위해 보다 열악한 채널 모델인 $H_2(z)$ 에 대해 수렴을 마친 상태의 등화기 출력에 대한 정상도를 그림 3, 4 그리고 5에 나타내었다. 그림 3은 CMA의 출력 정상도 이고, 그림 4는 MED, 그림 5는 Kernel-modified MED의 정상도이다. 그림 3의 정상도에서는 복소 채널에 의한 위상 회전이 극복되지 못하고 그대로 나타나고 있으며 심볼 점 집중 정도도 크지 않음을 알 수 있다. 그러나 그림 4의 정상도

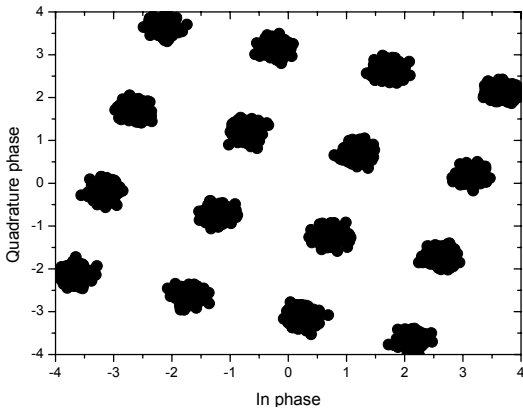


그림 3. CMA 알고리즘의 정상도 성능

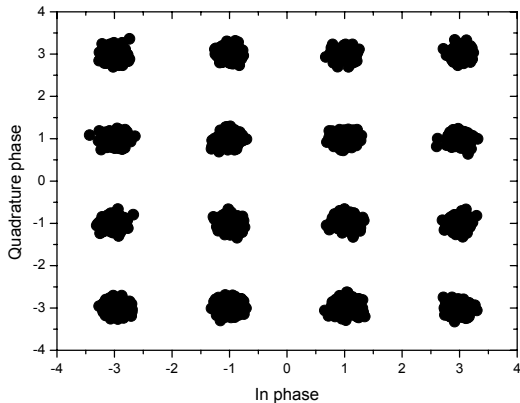


그림 4. MED 알고리즘의 정상도 성능.

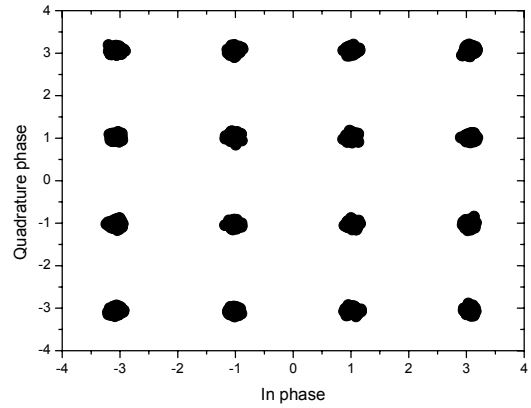


그림 5. Kernel modified MED 알고리즘의 정상도 성능.

에서 MED 알고리즘은 복소 채널에 의한 위상 회전이 완벽하게 극복되고 있음을 알 수 있다. 심볼 점 집중도에 있어서는 CMA 보다는 큰 집중도를 보이고 있으나 보다 강력한 힘이 더 필요함을 알 수 있다. 그림 5에 보여진 Kernel-modified MED 알고리즘의 정상도를 살펴보면, 복소 채널에 의한 위상 회전이 완벽하게 극복되고 있을 뿐 아니라 커널 사이즈 조절에 의한 정보 포텐셜 간의 힘의 재분배에 의해 탁월한 심볼 점 집중정도 관찰 할 수 있다. 결국 자가 발생 랜덤 심볼 생성과 ITL 학습법에 기반한 MED 알고리즘도 정보 포텐셜 간의 힘의 재분배에 의해 충분히 성능이 향상될 수 있음을 알 수 있다. 그러나 MED 뿐 아니라 kernel-modified MED의 복소 기울기 계산에 $O(N^2)$ 의 계산량이 요구되고 있어 계산량을 줄이는 연구가 앞으로 필요하다.

VI. 결 론

ITL 방법의 장점을 살리면서 위상 회전 문제까지 극복할 수 있도록 수신단에서 랜덤 발생 심볼을 발생시키고 두 확률 밀도 함수의 유클리드 거리를 최소화하는 복소 채널 등화 알고리즘 MED에 대해 이 논문에서는 확률 밀도 함수 구축에 사용된 커널 사이즈가 성능에 끼치는 영향을 연구하였고 커널 사이즈의 변형에 인한 정보 포텐셜 간의 힘 조절에 변화를 준 Kernel-modified MED 알고리즘을 제안하여 상당한 성능 향상을 이루었다. 이 제안한 방식은 커널 사이즈 변형이 이루어지지 않은 MED 알고리즘에 대해 3 dB 이상의 성능 향상을 만들어 냈다. 정상도 특성에서도 복소 채널에 의한 위상 회전이 완벽하게 극복될 뿐 아니라 보다 집중된 심볼 점을 보였다. 결국 자가 발생

랜덤 심볼 생성과 ITL 학습법에 기반한 MED 알고리즘도 정보 포텐셜 간의 힘의 재분배에 의해 성능이 충분히 더 향상될 수 있으며 이 힘의 재분배에 커널 사이즈 조절이 효과적임을 알 수 있다.

참 고 문 헌

[1] S. Abrar and R. Axford, "Sliced Multi-modulus Blind Equalization Algorithm," ETRIJ, Vol.27, pp.257-266, June 2005.

[2] J. Yang, J. Werner, and G. Dumont, "The Multi-modulus Blind Equalization for Broadband Access," IEEE Commun. Magazine, Vol.37, pp.87-93, Apr. 1999.

[3] J. R. Treichler and B. Agee, "A new approach to multipath correction of constant modulus signals," IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process, Vol.ASSP-31, pp.349-372, Nov. 1983.

[4] J. C. Principe, D. Xu and J. Fisher, Information Theoretic Learning in: S. Haykin, Unsupervised Adaptive Filtering, Wiley, (New York, USA), pp.265-319, 2000.

[5] D. Erdogmus, and J.C. Principe, "An Entropy Minimization algorithm for Supervised Training of Nonlinear Systems," IEEE Trans. Signal Processing, Vol.50, pp.1780-1786, July, 2002.

[6] K. H. Jeong, J. W. Xu, D. Erdogmus, and J. C. Principe, "A new classifier based on information theoretic learning with unlabeled data," Neural Networks, Vol.18, pp.719-726, 2005,

[7] N. Kim, K. H. Jeong, and Liuqing Yang, "Maximization of Zero-Error Probability for Adaptive Channel Equalization," JCN, Oct. 2010, In press.

[8] N. Kim, "A Study on the Complex-channel Blind Equalization using ITL Algorithms," The Journal of Korean Information and Communications Society, pp.760-767, Aug. 2010.

[9] Larry Wasserman, All of statistics : a concise course in statistical inference, Springer, 2004.

[10] V. Weerackody and S. A. Kassam, "Dual-Mode Type Algorithms for Blind Equalization," IEEE Trans. on Comm., Vol.42, pp.22-28, Jan. 1994.

김 남 용 (Namyong Kim)

중신회원



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, RBFN algorithms, ITL algorithms, Odor sensing systems.