

Decision-Directed 모드와 유클리드 거리 알고리즘을 사용한 복소채널의 블라인드 등화

김 남 용*

Complex-Channel Blind Equalization using Euclidean-Distance Algorithms with Decision-Directed Modes

Namyong Kim*

요 약

상수 모듈러스 오차와 두확률 밀도 함수의 유클리드 거리에 기반을 둔 블라인드 알고리즘은 정보 이론적 학습 방법의 장점에도 불구하고 복소 채널의 위상 회전을 극복하지 못해 열악한 성능을 보인다. 이 논문에서는, 출력 전력이 다중 모듈러스 값의 근방에 있을 때 decision-directed 모드로 동작하는 기법을 정보 이론적 학습에 추가함으로써 복소 채널의 위상 회전 문제를 해결할 수 있음을 보였다. 복소 채널 모델과 16 QAM 방식에 대한 시뮬레이션 결과에서 복소 채널의 위상 회전 문제가 해결되어 현격한 성능 향상을 보였다.

ABSTRACT

Complex-valued blind algorithms which are based on constant modulus error and Euclidian distance (ED) between two probability density functions show relatively poor performance in spite of the advantages of information theoretic learning since the inherent characteristics of the constant modulus error prevent the algorithm from coping with the symbol phase rotation caused by the complex channels. In this paper, we show that the symbol phase rotation problem can be avoided and the advantages of information theoretic learning can be preserved by introducing decision-directed mode to the blind algorithm whenever the equalizer output power lies in the neighborhood of multi-modulus levels. Simulation results through MSE convergence and constellation comparison for severely distorted complex channels show significantly enhanced performance of symbol-point concentration and no phase rotation problems caused by the complex channel models.

Keywords : complex-channel, blind, equalization, Euclidian distance, information theoretic learning, decision-directed, dual mode.

* 교신저자 강원대학교 전자정보통신공학부 교수(namyong@kangwon.ac.kr)
접수일자 : 2010년 7월 22일, 수정일자 : 2010년 8월 2일, 심사완료일자 : 2010년 9월 3일

I. 서 론

훈련 심볼 열의 도움 없이 채널 등화 과정을 수행하는 블라인드 등화 기술은 무선 모바일 네트워크에서 접속이 갑자기 끊어지는 경우 재 접속 과정에서 훈련 심볼 열의 도움 없이 새로 연결된 채널의 상황에 새로이 적용할 수 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. 뿐 만 아니라 복소 채널에서 야기되는 심볼 위상 왜곡에 대해서도 대처할 수 있는 능력이 있어야 한다. 블라인드 알고리즘으로 상수 모듈러스 알고리즘 (CMA, constant modulus algorithm) 이 대표적으로 쓰이고 있으나[3] 이 알고리즘의 비용 함수는 상수 모듈러스 오차 (CME, constant modulus error) 에 대한 자승 평균 오차 (MSE, mean squared error) 방법에 근거하여 만들어졌다. 한편, 오차 전력을 활용하는 MSE 성능 기준과 달리, 정보 이론적 학습 방법 (ITL, information theoretic learning) [4] 은 정보 포텐셜 (IP, information potential) 을 계산하여 그 세기를 조절하는 과정으로 이루어져 있다. 여기에 파전 윈도우 방법 혹은 커널 확률 밀도 함수 구축법 [4] 으로 데이터 자체를 활용한 확률 밀도 함수 (PDF, probability density function) 이 쓰인다. 이러한 ITL 방법에 따라 훈련된 적응 시스템의 오차 샘플 들은 MSE 기준에 의해 훈련된 시스템의 오차 샘플에 비해 집중된 밀도 함수 분포를 보이며, 원하는 신호에 보다 가까운 출력 밀도 함수 분포를 보인다는 것이 입증되었다[5].

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 인식 [6] 또는 실 신호 블라인드 등화 [7] 에 이용되어 탁월한 성능 향상을 보였다.

최근, ITL 계열 블라인드 등화 알고리즘의 하나로, CME 를 바탕으로 한 오차 확률 밀도 함수와 델타 함수 사이의 유클리드 거리 (ED, Euclidean distance) 를 최소화하는 기준이 사용되었다 [8]. 그러나 이 알고리즘은 CME 를 기본으로 하였기 때문에, 위상 왜곡이있는 복소채널의 등화에 대해서는 심볼점의 위상 회전을 막지 못해 열악한 성능을 나타내었다. 이 알고리즘이 가지는 ITL 방법의 장점을 살리면서 위상 회전 문제를 극복할 수 있도록, 이 논문에서는, 출력 전력이 다중 모듈러스 값의 근방에 있을 때 decision-directed (DD) 모드 [9][10][11] 로 시스템 가중치를 갱신하는 기법을 정보 이론적 학습에 추가하여 동작하는 기법을 소개하고자 한다.

II. CME 에 기본을 둔 CMA 알고리즘과 MSE 성능기준

심볼 시간 k 에서 등화 출력 신호 y_k 의 전력과 전송 심볼의 상수 모듈러스 값 (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 찾아 가는 기법이 다음과 같은 CMA 알고리즘이다 [3].

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

III. ED 최소 기준과 CME 에 근거한 복소 블라인드 등화 알고리즘

CME and ITL 에 기본을 둔 복소 블라인드 알고리즘을 전개하기 전에 먼저 시스템 오차 값이 0 에 집중되도록 하는 supervised ED 성능 기준을 소개한다. 두 확률 밀도 함수 분포를 사용하여 시스템 오차 값이 0 에 집중되도록 하는 방법으로 오차 확률 밀도 함수 $f_E(e)$ 의 모양이 델타 함수 형태를 가지도록 할 수 있다. 이 문제 해결을 위해 오차 확률 밀도 함수 $f_E(e)$ 와 델타 함수 $\delta(e)$ 의 유클리드 거리를 최소화 하는 비용함수 $ED[f_E(e), \delta(e)]$ 를 다음과 같이 정할 수 있다.

$$ED[f_E(e), \delta(e)] = \int f_E^2(\xi) d\xi + \int \delta^2(\xi) d\xi - 2 \int f_E(\xi) \delta(\xi) d\xi \quad (3)$$

여기서 오른쪽 첫 항 $\int f_E^2(\xi) d\xi$ 는 오차 신호에 대한 정보 포텐셜 IP_e 로 알려져 있다[5]. 또한 오른쪽 둘째 항은 상수로 취급될 수 있고 시스템 가중치 갱신과는 무관하므로 비용함수에서 제외 할 수 있다.

$$ED[f_E(e), \delta(e)] = IP_e - 2f_E(E=0) \quad (4)$$

이 비용 함수를 블라인드 등화에 적용하기 위해서는 오차값을 CME, $e_{CME} = |y_k|^2 - R_2$ 로 대치한다. 그렇게 되면 이 비용 함수는 CME 값이 0 에 집중되어 그 확률 밀도 분포가 델타 형태를 이루도록 한다. 비용함수

$ED[f_E(e_{CME}), \delta(e_{CME})]$ 를 최소화하게 되

면 CME-오차 정보 포텐셜 IP_{CME} 는 최소화되도록 힘이 가해지고, $f_E(e_{CME}=0)$ 에 작용하는 또 다른 정보 포텐셜 PE 에는 최대화 되도록 하는 힘이 가해져 두 가지 힘의 균형이 최적의 시스템 가중치를 만들게 된다.

이 CME 와 ED 에 근거한 이 비용 함수를 ED_{CME} 라 하면

$$ED_{CME} = IP_{CME} - 2PE \quad (5)$$

이제 N 개의 오차 샘플 값을 이용하여 확률 밀도 함수를 구축하기 위해 가우시안 커널을 사용하는 파전 윈도우 방법 [1]을 다음과 같이 도입한다.

$$f_E(e_{CME}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_\sigma(e_{CME} - e_{CMEi}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(e_{CME} - e_{CMEi})^2}{2\sigma^2}\right] \quad (6)$$

오차값, $e_{CME} = |y_k|^2 - R_2$ 을 파전 윈도우 방법 (6)에 대입하여 구축된 이 확률 밀도 함수를 이용하면 정보 포텐셜 IP_{CME} 와 PE 를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$IP_{CME} = \int f_E^2(\xi) d\xi = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(|y_i|^2 - |y_l|^2) \quad (7)$$

$$PE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_\sigma(|y_i|^2 - R_2) \quad (8)$$

식(6)과 (8)을 식(5)의 비용 함수 ED_{CME} 에 대

입하고 시스템 가중치 W 에 대한 ED_{CME} 의 기
 $\frac{\partial ED_{CME}}{\partial W}$ 에 대해 steepest descent 방법을
 적용하여 가중치 갱신 방정식을 구할 수 있다.

$$W_{k+1} = W_k - \mu_{CME-MED} \frac{\partial ED_{CME}}{\partial W} \quad (9)$$

여기서 $\frac{\partial ED_{CME}}{\partial W}$ 는 실수 값의 기울기와 허수
 값의 기울기로 다음과 같이 따로 표현할 수 있다.
 이 때 아래 첨자 Re 와 Im 은 복소수의 실수 항과
 허수 항을 각각 나타낸다.

$$\frac{\partial ED_{CME}}{\partial W} = \nabla_{IP_{CME,Re}} + j \nabla_{IP_{CME,Im}} - 2(\nabla_{PE,Re} + j \nabla_{PE,Im}) \quad (10)$$

$$\nabla_{IP_{CME,Re}} = \frac{1}{2N^2 \sigma^3 \sqrt{\pi}} \sum_{l=1}^N \sum_{i=1}^N \exp\left[\frac{(|y_i|^2 - |y_l|^2)}{-4\sigma^2}\right] \cdot (|y_i|^2 - |y_l|^2) \cdot [y_{l,Re} \cdot X_{l,Re} + y_{l,Im} \cdot X_{l,Im} - (y_{i,Re} \cdot X_{i,Re} + y_{i,Im} \cdot X_{i,Im})] \quad (11)$$

$$\nabla_{IP_{CME,Im}} = \frac{1}{2N^2 \sigma^3 \sqrt{\pi}} \sum_{l=1}^N \sum_{i=1}^N \exp\left[\frac{(|y_i|^2 - |y_l|^2)}{-4\sigma^2}\right] \cdot (|y_i|^2 - |y_l|^2) \cdot [y_{l,Im} \cdot X_{l,Re} - y_{l,Re} \cdot X_{l,Im} - (y_{i,Im} \cdot X_{i,Re} - y_{i,Re} \cdot X_{i,Im})] \quad (12)$$

$$\nabla_{PE,Re} = \frac{2}{N \sigma^3 \sqrt{2\pi}} \sum_{i=1}^N \exp\left[\frac{(y_{i,Re}^2 + y_{i,Im}^2 - R_2)}{-2\sigma^2}\right] \cdot (y_{i,Re}^2 + y_{i,Im}^2 - R_2) \cdot (y_{i,Re} \cdot X_{i,Re} + y_{i,Im} \cdot X_{i,Im}) \quad (13)$$

$$\nabla_{PE,Im} = \frac{2}{N \sigma^3 \sqrt{2\pi}} \sum_{i=1}^N \exp\left[\frac{(y_{i,Re}^2 + y_{i,Im}^2 - R_2)}{-2\sigma^2}\right] \cdot (y_{i,Re}^2 + y_{i,Im}^2 - R_2) \cdot (y_{i,Im} \cdot X_{i,Re} - y_{i,Re} \cdot X_{i,Im}) \quad (14)$$

식(9)부터 (14)에 이르는 알고리즘에 대해 첨자 i 를 $k-i+1$ 로 대치하여 버퍼에 슬라이딩 윈도우 방식으로 저장한 한 블록의 출력 및 입력 데이터를 활용할 수 있다. 이 알고리즘[8]을 이 논문에서는 편의상 MED라고 칭하겠다.

IV. ED 최소화와 DECISION DIRECTED 모드에 기초한 듀얼 모드 블라인드 등화 알고리즘

CME 를 기본으로 하여 비용 함수를 설계할 경우, 출력 신호에 대해 그 순시 전력 $|y_i|^2 = R_2$ 가 되도록 시스템이 동작하므로 복소 채널의 위상 왜곡에 대한 정보를 잃게 된다. CMA 비용 함수 (1)을 샘플 평균으로 바꾸면 다음과 같이 정리될 수 있다.

$$P_{CMA} = \sum_{i \in R^{(+1+j)}} (R_2 - |y_i|^2)^2 + \sum_{i \in R^{(+1-j)}} (R_2 - |y_i|^2)^2 + \dots + \sum_{i \in R^{(-3+3j)}} (R_2 - |y_i|^2)^2 + \sum_{i \in R^{(-3-3j)}} (R_2 - |y_i|^2)^2 \quad (15)$$

비용 함수 (15)가 최소화될 때, 출력 전력은 모든 심볼 영역 $i \in R^{(+1+j)}, i \in R^{(+1-j)}, \dots,$

$i \in R^{(-3-3j)}$ 에 관계 없이 동일하게 $|y_i|^2 = R_2$ 에서 최소화 됨을 알 수 있다. 즉 심볼 점들이 속한 영역에 대한 정보를 잃게 되므로 위상 회전을 막을 수 없음을 알 수 있다. 따라서 CME를 기본으로 하여 비용 함수가 설계된 MED 알고리즘도 복소 채널에서 발생하는 심볼 점 위상 회전을 막을 수 없다. CMA 와 stop-and-go 알고리즘에서 이러한 위상 회전을 막고 성능을 높이기 위해 듀

알 모드 방식이 채용되었다 [9][10][11]. 신호 전력 이 R_2 에 근접한 영역에 오면 DD 모드로 동작하고 그렇지 않은 경우 블라인드 모드로 동작하도록 설계되었다. 이 논문에서는 이 방식을 DD-1 이라 하겠다. DD 모드에서 오차 값 e_{DD} 는 등화기 출력 값이 결정기를 통과하여 나온 값 $decision(y_k)$ 과 현재 출력 값의 차이 $e_{DD} = decision(y_k) - y_k$ 로 계산된다. 많은 심볼 점을 갖는 QAM 변조 방식에서는 많은 반경이 존재하므로 DD-1 방식은 좋은 성능을 내지 못한다. 이 논문에서 예로 한16QAM에는 심볼 점 (3,3) 에 해당하는 반경 $R_{33} = \sqrt{3^2 + 3^2}$ 과 (3,1) 에 해당하는 반경 $R_{31} = \sqrt{3^2 + 1^2}$, 그리고 (1,1) 에 해당하는 반경 $R_{11} = \sqrt{1^2 + 1^2}$ 이렇게 3가지 반경이 있다 (이 논문에서는 이 방식을 DD-3 이라 하겠다). 반경 근방을 나타내는 상수 값 Th 을 도입하여, 듀얼 모드로서 다음과 같이 MED알고리즘에 DD-1을 채용한 MED-DD-1과, DD3를 채용한 MED-DD-3를 제안하고자 한다.

MED-DD-1:

$$\begin{aligned} & \text{if}(|y_k|^2 - R_2) \leq Th \\ & W_{k+1} = W_k - 2\mu_{DD}e_{DD}X_k^* \\ & \text{else} \\ & W_{k+1} = W_k - \mu_{CME-MED} \frac{\partial ED_{CME}}{\partial W} \end{aligned} \quad (16)$$

MED-DD-3:

$$\begin{aligned} & \text{if}((-Th \leq |y_k|^2 - R_{11}^2) \leq Th), \text{or} \\ & (-Th \leq |y_k|^2 - R_{31}^2) \leq Th), \text{or} \\ & (-Th \leq |y_k|^2 - R_{33}^2) \leq Th)) \\ & W_{k+1} = W_k - 2\mu_{DD}e_{DD}X_k^* \\ & \text{else} \\ & W_{k+1} = W_k - \mu_{CME-MED} \frac{\partial ED_{CME}}{\partial W} \end{aligned} \quad (17)$$

DD 모드로 전환함에 있어 첫 번째 제안된 듀얼 모드 방식 MED-DD-1은 반경 R_2 하나만을 기준으로 하였고, 두 번째 제안된 MED-DD-3은 세 개의 반경 모두를 기준으로 하였다는 점이 다르다.

V. 결과 및 토론

다음과 같은 16개 복소 심볼 점 $\{\pm 1 \pm j, \pm 3 \pm j, \pm 1 \pm 3j, \pm 3 \pm 3j\}$ 으로 구성된 16 QAM 통신 방식을 대상으로 시뮬레이션을 행하였다. 송신 심볼 점들은 서로 독립이며 동일한 발생 확률을 가진다. 위상 왜곡을 일으키는 복소 채널은 다음 $H(z)$ 과 같으며 [10] 채널 통과된 신호에는 분산 0.001의 백색 잡음이 더해진다.

$$\begin{aligned} H_{\text{Re}}(z) &= -0.141z^{-1} + 0.95z^{-2} \\ &\quad + 0.27z^{-3} - 0.078z^{-4} \\ H_{\text{Im}}(z) &= -0.004z^{-1} - 0.919z^{-2} \\ &\quad + 0.37z^{-3} - 0.089z^{-4} \end{aligned} \quad (17)$$

MED 알고리즘을 위한 수렴 상수 값 $\mu_{MED-CME}$ 는 0.005 이고 커널 사이즈는 15.0으로 하였으며 DD 모드의 수렴 상수 μ_{DD} 는 0.005로

하였다. 먼저 수렴 결과를 그림1에 나타내었다.

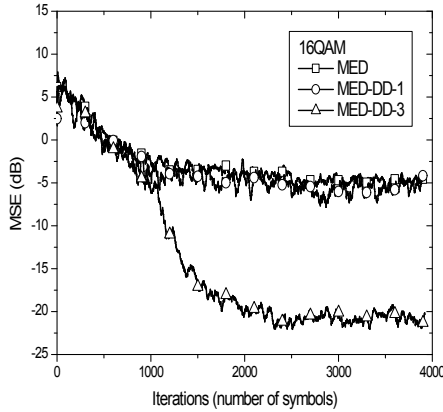


그림 1. MSE 수렴 성능
Fig 1. MSE convergence comparison

MED 알고리즘은 상수 모듈러스에 기반을 두고 있어서 복소 채널의 위상 왜곡을 보상하지 못해 좋은 ITL 특성을 지녔음에도 -5 dB 이하로 수렴하지 못하고 있다. 한 개의 반경을 기준으로 반경 근방에 접근한 출력 전력인 경우 DD 모드로 가중치 갱신을 행하는 MED-DD-1 알고리즘은 어느 정도 성능 향상을 보이고 있으나 1-2 dB 정도의 미미한 것으로 보인다. 그러나 세 개의 반경 모두를 기준으로 출력 전력이 세분화된 반경 근방에 나타났을 때 DD 모드로 갱신하는 MED-DD-3 알고리즘은 -22 dB까지 MSE 가 도달하는 탁월한 성능 향상을 나타내었다.

다음은 복소 채널에서 유기되는 위상 왜곡을 얼마나 잘 극복하는지 보기 위해 수렴을 마친 상태의 등화기 출력에 대한 정상도를 그림 2와 3에 나타내었다. 그림 2는 MED-DD-1에 대한 출력 정상도를 보이고 있다. 듀얼 모드가 없는 기존의 MED 알고리즘의 출력 정상도도 큰 차이가 없이 유사한 형태를 나타내었기에 그림 2에는 MED-DD-1에 대한 출력 정상도만을 나타내었다. 그림 2의 정상도에서는 복소 채널에 의한 위상 회전이 극복되지 못하고 아직 그대로 나타나고 있음을 알 수 있다. 위상 왜곡이 극복되지 못한 상태에서는 MED 알고

리즘이 가지고 있는 우수한 심볼점 집중력이 작용하지 못하고 있음을 관찰 할 수 있다.

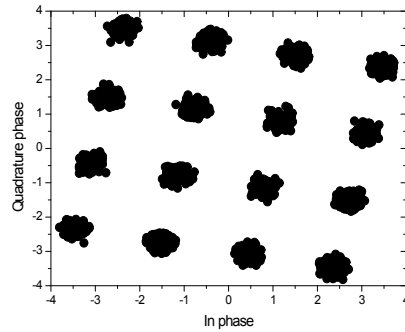


그림 2. MED-DD-1 알고리즘의 정상도 성능
Fig 2. Constellation performance of MED-DD-1.

다음 그림 3에서는 제안한 MED-DD-3알고리즘의 복소 채널 위상 왜곡에 대한 극복 성능을 보기 위해 수렴을 마친 상태의 MED-DD-3 등화기 출력에 대한 정상도를 나타내었다.

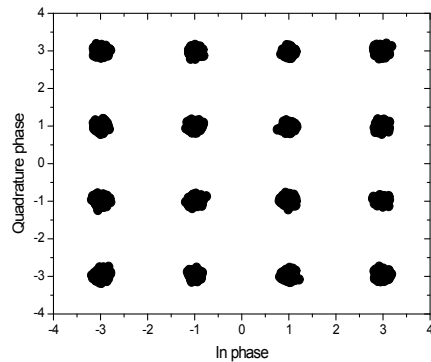


그림 3. MED-DD-3 알고리즘의 정상도 성능
Fig 3. Constellation performance of MED-DD-3.

그림 3의 정상도에서 복소 채널에 의한 위상 회전이 완벽하게 극복되고 있음을 알 수 있다. 특히 위상 왜곡이 극복된 상태에서는 MED 알고리즘이 가지고 있는 우수한 심볼점 집중력이 발휘되어 그림 2와 비교했을 때 출력 신호의 보다 집중된 심볼점들을 관찰 할 수 있다. 결국 상수 모듈러스 오

차에 기반한 ITL 계열의 MED 알고리즘도 다중 반경을 사용하는 DD 방식을 듀얼로 채용하여 위상 회전을 막아준다면 상당한 성능 향상을 도모할 수 있음을 알 수 있다.

VI. 결 론

최근, ITL 계열 블라인드 등화 알고리즘의 하나로, CME 를 바탕으로 한 오차 확률 밀도 함수와 델타 함수 사이의 유클리드 거리 (ED, Euclidean distance) 를 최소화하는 기준에 근거한 MED 알고리즘이 소개되었으나 CME 를 기본으로 하였기 때문에, 위상 왜곡이 있는 복소채널의 등화에 대해서는 심볼점의 위상 회전을 막지 못해 열악한 성능을 나타내었다. 이 알고리즘이 가지는 ITL 방법의 장점을 살리면서 위상 회전 문제를 극복할 수 있도록, 이 논문에서는, 출력 전력이 다중 모듈러스 값의 근방에 있을 때 decision-directed (DD) 모드로 시스템 가중치를 갱신하는 기법을 정보 이론적 학습과 듀얼로 동작하는 기법을 소개하였다. 이 제안된 방식은 복소 채널에 의한 위상 회전이 완벽하게 극복하였고 특히 위상 왜곡이 극복된 상태에서는 MED 알고리즘이 가지고 있는 우수한 심볼점 집중력이 발휘됨을 알 수 있었다. 결국 상수 모듈러스 오차에 기반한 ITL 계열의 MED 알고리즘도 다중 반경을 사용하는 DD 방식을 듀얼로 채용하여 위상 회전을 막아준다면 블라인드 등화기를 채용하는 많은 통신 시스템에서 충분한 성능 향상을 이룰 수 있다고 본다.

참 고 문 헌

- [1] L. M. Garth, "A dynamic convergence analysis of blind equalization algorithms," IEEE Trans. on Comm., vol. 49, pp. 624-634, April. 2001.
- [2] F. Mazzenga, "Channel estimation and equalization for M-QAM transmission with a hidden pilot sequence," IEEE Trans. on Broadcasting, vol. 46, pp. 170-176, June. 2000.
- [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, 18, pp. 719-726, 2005.
- [7] N. Kim, "A Study on the Weighting Effect on Information Potentials in Blind Equalizers for Multipoint Communication," JCN 1, In press, 2010.
- [8] N. Kim, "A Study on the Complex-channel Blind Equalization using ITL Algorithms," The Journal of Korean Information and Communications Society, In press, 2010.
- [9] S. Abrar and R. Axford, "Sliced Multi-modulus Blind Equalization Algorithm," ETRI Journal, 27, pp. 257-265, June 2005.
- [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.
- [11] J. Song, "The Performance Evaluation of Stop-and-go Dual-mode Algorithm for Blind Equalization", Proc. IEEE ICICS, 1, pp. 336-339, Sept. 1997.

저자약력

김 남 용(Namyong Kim) 정회원



1986년 2월 : 연세대학교
전자공학과 학사
1988년 2월 : 연세대학교
전자공학과 석사
1991년 8월 : 연세대학교
전자공학과 박사

1992년 8월~1998년 2월 : 관동대학교 전자통신
공학과 부교수

1998년 3월~현재: 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수

<관심분야> Adaptive equalization, RBFN
algorithms, Odor sensing systems.