

# 복소 채널의 위상 왜곡 보상을 위한 델타함수 기반의 확률분포거리 최소화 블라인드 알고리즘

김남용<sup>1\*</sup>, 강성진<sup>2</sup>

<sup>1</sup>강원대학교 전자정보통신공학부, <sup>2</sup>한국기술교육대학교 정보기술공학부

## PDF-Distance Minimizing Blind Algorithm based on Delta Functions for Compensation for Complex-Channel Phase Distortions

Namyong Kim<sup>1\*</sup> and Sung-Jin Kang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>School of Electronics, Info. & Comm. Engineering, kangwon National University.

<sup>2</sup>School of Info. Tech. Engineering, Korea University of Tech. and Educ.

**요약** 이 논문은, 델타함수열에 기본을 둔 블라인드 알고리즘을 복소 채널에 적용할 수 있도록 그 복소화 과정을 소개하고 복소 채널의 블라인드 등화에서 채널의 위상왜곡 문제를 해결할 수 있음을 보였다. 또한, 기존의 랜덤 심볼열을 사용한 방식에 비해 가우시안 커널의 폭이 비교적 작은 값을 갖는 것으로 나타나, 출력 신호점을 원하는 심볼점에 끌어오는 정보 포텐셜의 값이 보다 큰 것으로 분석되었다. 16 QAM 시스템에 복소 위상왜곡 채널을 기준으로 하여 자승평균오차 (MSE)의 수렴 성능과 심볼점 집결성능을 평가하였으며 시뮬레이션 결과에서 채널 위상 왜곡이 효과적으로 보상됨을 성능상도 성능에서 보였으며 정상상태 MSE 성능에서는 기존 방식보다 5 dB 이상 개선되었다.

**Abstract** This paper introduces the complex-version of an Euclidean distance minimization algorithm based on a set of delta functions. The algorithm is analyzed to be able to compensate inherently the channel phase distortion caused by inferior complex channels. Also this algorithm has a relatively small size of Gaussian kernel compared to the conventional method of using a randomly generated symbol set. This characteristic implies that the information potential between desired symbol and output is higher so that the algorithm forces output more strongly to gather close to the desired symbol. Based on 16 QAM system and phase distorted complex-channel models, mean squared error (MSE) performance and concentration performance of output symbol points are evaluated. Simulation results show that the algorithm compensates channel phase distortion effectively in constellation performance and about 5 dB enhancement in steady state MSE performance.

**Key Words** : Complex channel, Phase distortion, Delta functions, Blind equalization, PDF-distance minimization.

### 1. 서론

IS-95 같은 이동통신 시스템의 역방향 링크 신호는 파일럿 신호가 없어서 데이터 정보 없이 위상 오프셋을 추정하는 등화기가 필요하다 [1]. 등화기의 훈련 데이터를 필요로 하지 않는 등화 알고리즘을 블라인드 알고리즘이라 하는데, 블라인드 등화 알고리즘에 가장 일반적으로 쓰이고 있는 것이 Constant Modulus Algorithm (CMA)

이며 이것은 출력신호의 전력 정보를 활용하여 등화기의 가중치를 조절한다 [2]. 이 때, 송신 심볼 값들에 의해 결정되는 상수 모듈러스(constant modulus)와 출력신호 전력의 차이를 오차 값으로 하는 자승평균오차 (MSE)가 성능기준으로 쓰인다. 한편, MSE 성능기준보다 우수하다고 알려진 정보 이론적 학습 기법 ITL (Information Theoretic Learning)이 소개 되었다 [3]. 이 ITL 학습 방법에 기본을 두고, 원하는 심볼의 확률분포와 출력신호의

\*교신저자 : 김남용 (namyong@kangwon.ac.kr)

접수일 10년 08월 30일

수정일 (1차 10년 11월 08일, 2차 10년 12월 13일)

게재확정일 10년 12월 17일

확률분포의 차이를 최소화하는 MED (Minimum Euclidean Distance) 성능기준이 소개되어 생물-의학 분야에서 성공적인 패턴 인식능력을 보였다 [4]. 블라인드 등화기에서 원하는 심볼의 확률분포 구축을 위해 먼저 송신단의 변조방식에 근거하여 랜덤하게 발생한 심볼열을 사용하는 방식이 제안되었고 [5], 이 후, 델타 함수열을 이용해 원하는 심볼의 확률분포를 수학적으로 구축한 방법이 제안되었다[6].

한편, 복소 채널은 위상 왜곡 특성에 의한 등화 심볼의 회전(rotation)이 문제된다. 이러한 문제 극복을 위해, 랜덤 심볼열을 사용하여 MED기반의 알고리즘이 최근 복소 형태로 변환된 CMED (Complex-valued Minimum Euclid Distance) 알고리즘이 소개되고 그 우수한 연구결과가 발표되었다 [7]. 그러나 논문 [7]에서는 랜덤 심볼열을 사용한 경우의 복소 블라인드 알고리즘을 소개하고 있으나, 델타함수열을 사용한 알고리즘에 대해서는 복소화 과정 및 복소 채널에 대한 등화 성능이 다루어지지 않았다.

이 논문에서는 델타함수열을 사용하며 복소화된 알고리즘을 소개하고, 복소 채널의 위상 왜곡문제를 어떻게 극복하는지를 분석하며 복소 채널 모델에 대한 시뮬레이션을 통해, MSE 수렴성능과 성상도 상에서 심볼점 집중도 성능을 기존 CMED 알고리즘 [7]과 비교하고 그 원인을 분석하였다.

## 2. 델타함수를 이용한 복소 블라인드 알고리즘

두 확률밀도  $f_D(\xi)$ 와  $f_Y(\xi)$ 에 대한 유클리디안 거리는 다음과 같이 정의된다[3].

$$ED[f_D(\xi), f_Y(\xi)] = \int [f_D(\xi) - f_Y(\xi)]^2 d\xi \quad (1)$$

식(1)을 정리하면 다음과 같다.

$$ED = \int f_D^2(\xi) d\xi - 2 \int f_D(\xi) f_Y(\xi) d\xi + \int f_Y^2(\xi) d\xi \quad (2)$$

출력신호의 확률밀도함수 구성에는, N 개의 저장된 출력 데이터를 한 블록 데이터로 활용하여, 파전 윈도우 확률밀도함수 구축 방법에 의해, 그 확률밀도함수가 다음과 같이 만들어 진다 [8].

$$f_Y(\xi) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k G_{\sigma}(\xi - y_i) \quad (3)$$

식 (3)을 이용하여 식(2)의 세 번째 항을 정리하면 다음과 같이 나타내진다.

$$\int f_Y^2(\xi) d\xi = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \quad (4)$$

이제, 식(2)의 두 번째 항을 위해, 송신 심볼 확률밀도 함수를 만들어낼 필요가 있다. 각 송신 심볼이 서로 독립적이며 동일한 발생확률을 가정하면 송신 심볼의 확률밀도 함수를 수식적으로 구축할 수 있음이 제안되었다 [6].

$$f_D(\xi) = \frac{1}{M} [\delta(\xi - A_1) + \dots + \delta(\xi - A_M)] \quad (5)$$

이 구축된 확률밀도함수 (5)를 식 (2)의 두 번째 항에 대입하여 정리하면,

$$\int f_D(\xi) f_Y(\xi) d\xi = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M f_Y(A_m) \quad (6)$$

식(4)와 (6)을 유클리드 거리 함수 (2)에 대입하고 제어 불가능한 첫 항을 제거하면 다음과 같은 최종 비용함수를 얻게 된다.

$$Cost - function = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{l=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_l - y_i) - 2 \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M f_Y(A_m) \quad (7)$$

비용함수 (7)은 다음과 같이, 두 항 P와 Q 로 구성된 표현으로 다시 정리할 수 있다.

$$Cost - function = P - 2Q \quad (8)$$

$$P = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{l=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_l - y_i), \quad (9)$$

$$Q = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma}(A_i - y_j). \quad (10)$$

여기서 살펴볼 수 있는 특이점은, 정보 포텐셜 P는 랜덤 심볼열을 사용한 CMED 알고리즘 [7]과 동일하나, 정보 포텐셜 Q는 커널 사이즈가  $\sigma$ 로 다르다.

한편, 비용함수의 기울기는 실수 항과 허수 항으로 나눠 구할 수 있다.

$$\frac{\partial Cost - Function}{\partial W} = \nabla_{P,Re} + j \nabla_{P,Im} - 2(\nabla_{Q,Re} + j \nabla_{Q,Im}) \quad (11)$$

여기서 각 항의 기울기,  $\nabla_{P,Re}, \nabla_{P,Im}, \nabla_{Q,Re}, \nabla_{Q,Im}$ 는 각각 다음과 같이 구해진다.

$$\begin{aligned} \nabla_{P,Re} &= \frac{1}{4N^2\sigma^3\sqrt{\pi}} \\ &\cdot \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{l=k-N+1}^k \exp\left[\frac{(y_{i,Re} - y_{l,Re})^2 + (y_{i,Im} - y_{l,Im})^2}{-4\sigma^2}\right] \\ &\cdot [(y_{i,Re} - y_{l,Re}) \cdot (X_{l,Re} - X_{i,Re}) \\ &\quad + (y_{i,Im} - y_{l,Im}) \cdot (X_{l,Im} - X_{i,Im})] \quad (12) \end{aligned}$$

$$\nabla_{P,lm} = \frac{1}{4N^2\sigma^3\sqrt{\pi}} \cdot \sum_{l=k-N+1}^k \sum_{i=k-N+1}^k \exp\left[\frac{(y_{l,Re} - y_{l,Re})^2 + (y_{l,lm} - y_{l,lm})^2}{-4\sigma^2}\right] \cdot [(y_{l,lm} - y_{l,lm}) \cdot (X_{l,Re} - X_{l,Re}) + (y_{l,Re} - y_{l,Re}) \cdot (X_{l,lm} - X_{l,lm})] \quad (13)$$

$$\nabla_{Q,Re} = \frac{1}{NM\sigma^3\sqrt{2\pi}} \cdot \sum_{l=k-N+1}^k \sum_{i=1}^M \exp\left[\frac{(A_{l,Re} - y_{l,Re})^2 + (A_{l,lm} - y_{l,lm})^2}{-2\sigma^2}\right] \cdot [(A_{l,Re} - y_{l,Re}) \cdot X_{l,Re} + (A_{l,lm} - y_{l,lm}) \cdot X_{l,lm}] \quad (14)$$

$$\nabla_{Q,lm} = \frac{1}{4NM\sigma^3\sqrt{2\pi}} \cdot \sum_{l=k-N+1}^k \sum_{i=1}^N \exp\left[\frac{(A_{l,Re} - y_{l,Re})^2 + (A_{l,lm} - y_{l,lm})^2}{-2\sigma^2}\right] \cdot [(A_{l,lm} - y_{l,lm}) \cdot X_{l,Re} - (A_{l,Re} - y_{l,Re}) \cdot X_{l,lm}] \quad (15)$$

steepest descent 방법에 복소 기울기 항들을 적용하여 다음과 같은 복소 등화기 계수의 갱신 방정식을 얻게 된다.

$$W_{new} = W_{old} - \mu_{CDMED} [\nabla_{P,Re} + j\nabla_{P,lm} - 2(\nabla_{Q,Re} + j\nabla_{Q,lm})] \quad (16)$$

여기서  $\nabla_{P,Re}$ ,  $\nabla_{P,lm}$ ,  $\nabla_{Q,Re}$ ,  $\nabla_{Q,lm}$  는 식 (12) - (15)에서 각각 구해진다. 이 논문에서 제안한 식(16)을 CDMED (complex-valued delta minimum ED) 라고 하겠다.

### 3. 복소 채널의 위상왜곡을 위한 CDMED 알고리즘의 성능분석

편의상 16QAM 변조 방식을 예로 들고 각 심볼 점  $A_m = \{\pm 1 \pm j, \pm 3 \pm j, \pm 1 \pm 3j, \pm 3 \pm 3j\}$ 에 대해 분석하고자 한다. 비교 대상으로서 복소 CMA 알고리즘의 비용함수는 다음과 같다.

$$P_{CMA} = E[|y_k|^2 - R_2]^2 \quad (17)$$

여기서  $R_2 = E[|A_k|^4]/E[|A_k|^2]^2$  이다. 이 경우  $R_2 = 13.2$ 가 된다. 분석을 위해 비용함수 (17)을 16개 신호 점 영역으로 분할하고 통계적 기대치 대신 sample mean estimator 로 대체하여 정리하면 다음과 같다.

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

$$+ \dots + \sum_{i \in R^{(-3+j)}} (R_2 - |y_i|^2)^2 + \sum_{i \in R^{(-3-j)}} (R_2 - |y_i|^2)^2 \quad (18)$$

식(18)의 각 항은 모든 심볼점 영역  $i \in R^{(+1+j)}, i \in R^{(+1-j)}, \dots, i \in R^{(-3-j)}$ 에 대하여  $|y_i|^2 = 13.2$ 가 될 때 최소화 된다. 즉, 복소 CMA 알고리즘은 모든 심볼 점 영역을 무시하고 순시 출력전력이 특정 상수 값을 동작한다고 볼 수 있다.

한편, CDMED 알고리즘의 특성을 알아보기 위해 비용함수 (8)에 대해 알아본다. 식(8)의 두 항 중에서 송신 심볼 레벨과 출력 신호 값이 함께 존재하는 Q 항에 대해, 16개 심볼 점 영역으로 출력 집합을 분할해 보면 다음과 같다. 한편, 음의 부호 때문에 Q는 최대화 되어야 한다.

$$R^{(+1+j)} = \{y_i, A_m = 1+j\}, \dots, R^{(-3-j)} = \{y_i, A_m = -3-3j\} \quad (19)$$

위 16개 신호점 영역에 대해 비용함수 Q를 다시 쓰면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Q = \sum_{i \in R^{(+1+j)}} G_{\sigma\sqrt{2}}(1+j-y_i) + \dots + \sum_{i \in R^{(-3-j)}} G_{\sigma\sqrt{2}}(-3-3j-y_i) \quad (20)$$

식(20)이 최대화 되는 조건은 각 항이 최대화될 때이고 가우시안 커널의 특성상 영역  $i \in R^{(+1+j)}$ 에 대해서는 출력 값이  $y_i = 1+j$ 일 때, 그리고 영역  $i \in R^{(-3-j)}$ 에 대해서는 출력 값이  $y_i = -3-3j$ 일 때 최대값을 가진다. 이것은 출력 값이 올바른 신호 점 값을 갖도록 등화기가 동작함을 의미한다. 즉, CDMED 알고리즘은 정확한 신호 점에 출력신호들이 모이도록 제어하므로 위상왜곡을 보상한다고 볼 수 있다.

한편, 커널 사이즈가 작을수록 주변의 출력 신호 점을 강하게 중앙으로 끌어오는 힘이 크므로, 커널 사이즈가  $\sigma\sqrt{2}$ 으로 유도된 CMED [7] 보다 더 향상된 신호 점 집결 성능을 보인다고 판단된다.

### 4. 시뮬레이션 결과 및 성능비교

복소 채널시뮬레이션을 위해 통신 변조 방식은 이론적 분석을 시행한 앞 절과 동일한 16QAM 방식을 채용하였다. 위상 왜곡 복소 채널 모델로는 다음과 같은 전달함수,  $H_1(z)$ ,  $H_2(z)$ 를 가진다 [9]. 이 때, 추가잡음으로 분산 0.001인 가우시안 분포의 잡음을 사용하였다.

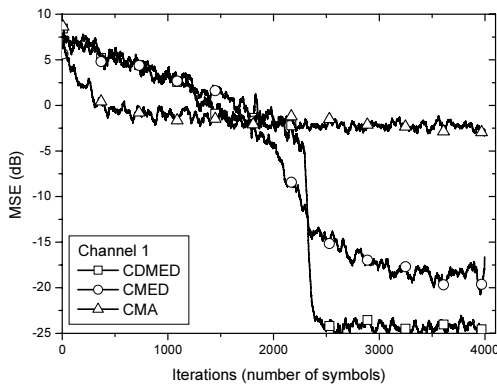
$$H_{1,Re}(z) = -0.141z^{-1} + 0.95z^{-2} + 0.27z^{-3} - 0.078z^{-4}$$

$$H_{1,lm}(z) = -0.004z^{-1} - 0.919z^{-2} + 0.37z^{-3} - 0.089z^{-4} \quad (21)$$

$$H_{2,Re}(z) = -0.005 + 0.009z^{-1} - 0.024z^{-2} + 0.854z^{-3} - 0.218z^{-4} - 0.049z^{-5} - 0.016z^{-6}$$

$$H_{2,lm}(z) = -0.004 + 0.030z^{-1} - 0.104z^{-2} + 0.520z^{-3} + 0.273z^{-4} - 0.074z^{-5} + 0.020z^{-6} \quad (22)$$

알고리즘 비교대상으로는, 가장 일반적으로 사용되고 있는 CMA와, CMED 알고리즘[7]을 비교대상으로 하여 CDMED 알고리즘의 성능을 분석한다. 모두 11개의 등화기 탭을 사용하였으며 CMA 알고리즘의 수렴상수는 0.0000005로 하였고, CMED 알고리즘의 수렴상수는 0.005, 그리고 CDMED 알고리즘의 수렴상수는 0.002로 하였다. CMED 와 CDMED 알고리즘의 커널 크기는 동일하게 0.5를 사용하였다.

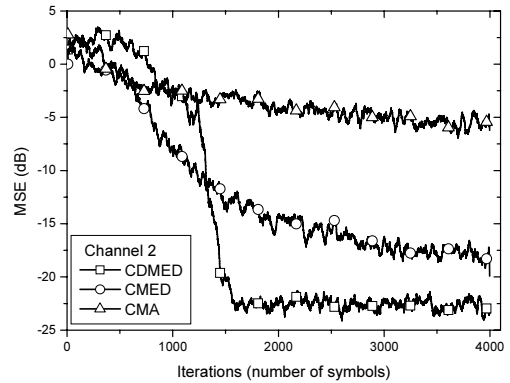


[그림 1] MSE 수렴 성능 비교 (채널 H1).

그림 1에 채널 모델  $H_1(z)$ 에 대해 블라인드 알고리즘들의 지승평균오차 (MSE)가 수렴하는 결과를 나타내고 있다. 채널 모델  $H_2(z)$ 에 대한 수렴 결과는 그림 2에 나타내었다.

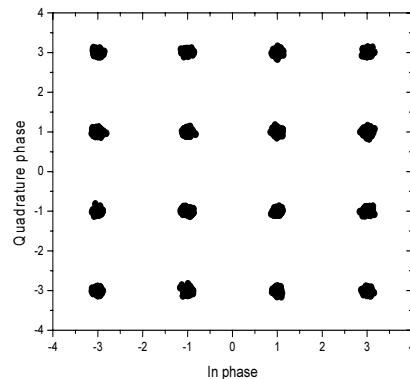
그림 1에서 CMA는 빠르게 수렴하였으나 -2dB 이하의 MSE 값을 나타내지 못하고 있다. 그러나 CMED는 -20dB 근방에, CDMED는 -25dB 정도의 최소 MSE 값을 보이고 있다. 두 알고리즘의 성능차이가 5 dB 정도임을 알 수 있다. 수렴 속도에서는 CMED 알고리즘의 먼저 수렴을 시작하지만 최종 수렴 시각을 비교할 때, CDMED 알고리즘보다 약 1000 심볼 정도 뒤진다고 볼 수 있다. 즉, CDMED 알고리즘은 기존의 CMED 보다 채널 변화에 빠르게 적응하며 더 정확한 출력신호를 만들어낸다고 볼 수 있다. 다른 채널 모델  $H_2(z)$ 에 대한 실험에서도 유사한 결과가 만들어졌다. 그림 2에서, CMA는 -5 dB의 MSE 값으로 수렴하는 여전히 열악한 성능을 보이고 있는 반면, CMED는 -18dB로 수렴하며 CDMED 알고리즘은 -23dB로 수렴하고 있다. CMED와 CDMED

알고리즘은 여전히 5dB 정도의 성능 차이를 보이고 있다.

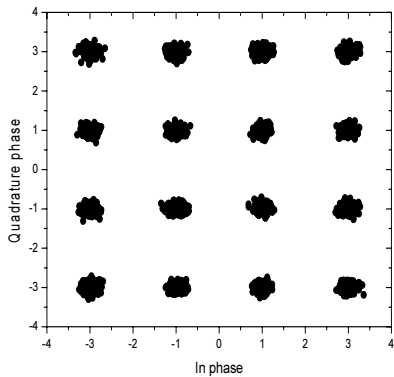


[그림 2] MSE 수렴 성능 비교 (채널 H2)

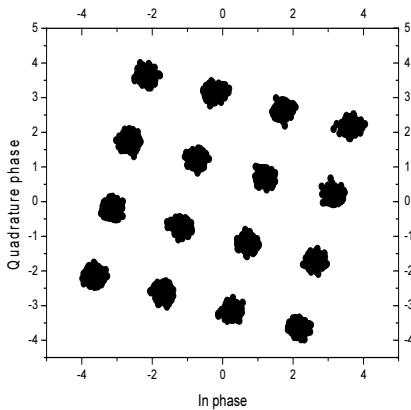
복소 채널의 위상 왜곡에 대한 성능 특성을 보기위해, 출력신호의 동상 신호와 역상신호에 대해 성상도 (constellation)을 통해 비교한 결과를 그림 3, 4, 그리고 그림 5에 나타내었다. 이 때, 채널 모델로는  $H_1(z)$ 을 사용하였고 블라인드 등화 알고리즘별로, 그림 3에는 CDMED 알고리즘의 성상도를, 그림 4에는 CMED 알고리즘의 성상도를 나타내었고, 그림 5에는 CMA 알고리즘의 성상도를 나타냈다. 그림 3과 4로부터, CDMED 알고리즘과 CMED 알고리즘의 성능차이인 MSE=5dB에 상응하는 심볼점 응집도 차이를 관찰 할 수 있다. 또한 두 알고리즘이 복소 채널의 위상왜곡을 완벽하게 보상하고 있음을 보여준다. 한편, 그림 5에 CMA의 성상도를 나타내었다. 등화기의 출력신호가 가지는 전력 정보에만 의존하고 있는 CMA는 비록 CMED와 유사한 심볼점 집중도를 보이지만 복소 채널의 위상왜곡을 전혀 보상하지 못하고 있음을 보여주고 있다.



[그림 3] CDMED 알고리즘의 성상도 성능.



[그림 4] CMED 알고리즘의 성상도 성능.



[그림 5] CMA 알고리즘의 성상도 성능.

## 5. 결론

이 논문은, 복소 채널의 위상 왜곡에 기인한 등화 심볼의 회전(rotation) 현상을 보상하도록, 랜덤 심볼열 기반의 ITL 알고리즘이 가지는 만족스럽지 못한 MSE 수렴 성능 및 심볼열 집중도 성능의 향상을 위해, 랜덤 심볼열 대신 델타함수열을 이용하는 복소화된 알고리즘 (CDMED)를 제안하였다. 이를 통해 심볼 점 집중도의 향상 뿐 아니라 등화 심볼의 회전 문제를 자동으로 막을 수 있음을 보였다. 16 QAM 및 복소 채널 모델을 기준으로 성능을 평가한 결과, CMA 알고리즘은 채널의 위상왜곡 값에 무관하게 알고리즘이 동작하여 복소 채널의 위상 왜곡을 보상할 수 없지만, CDMED 알고리즘은 출력 값이 올바른 신호 점 값을 갖도록 제어함을 알 수 있고 CMED 보다 더욱 집중된 성상도 특성을 보였다. 또한 MSE 수렴성능 결과에서 정상상태 MSE 성능은 기존 방식보다 5 dB 이상

개선되었다. 이에 이 논문에서 제안된 CDMED 알고리즘은 복소 채널 위상 보정을 위한 블라인드 등화에 보다 적합한 알고리즘으로 사용될 수 있다.

## 참고문헌

- [1] 강성진, 김남용, "IS-95 역방향 링크 신호의 품질 측정 알고리즘," 한국산학기술학회 논문지, 11권, 9호, 9월, 2010, pp. 3428-3434.
- [2] 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, Nov. 1983, pp. 349-372.
- [3] J. C. Principe, D. Xu and J. Fisher, *Information Theoretic Learning* in: S. Haykin, Unsupervised Adaptive Filtering, Wiley, (New York, USA), 2000, pp. 265-319.
- [4] 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, 2005, pp. 719-726.
- [5] N. Kim, K. H. Jeong, and K. Kwon, "A Study on the Weighting Effect on Information Potentials in Blind Equalizers for Multi-point Communication," International Conference on Information Science and Technology, APIC-IST 2008, (Indang, Philippines), Dec. 18-19, 2008, pp. 103-108.
- [6] N. Kim, K. H. Jeong and L. Yang, "Euclidean Distance Minimization of Probability Density Functions for Blind Equalization," Journal of Communications and Networks, Accepted, 2010.
- [7] N. Kim, "A Study on the Complex - Channel Blind Equalization Using ITL Algorithms," The Journal of Korean Information and communications Society, Accepted, 2010.
- [8] E. Parzen "On Estimation of a Probability Density Function and Mode," in Time Series Analysis Papers, San Diego, Holden-Day, 1967.
- [9] V. Weerackody and S. A. Kassam, "Dual-Mode Type Algorithms for Blind Equalization," IEEE Trans. on Comm., vol. 42, Jan. 1994, pp. 22-28.

김 남 용(Namyong Kim)

[정회원]



- 1988년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
- 1991년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)
- 1992년 3월 ~ 1998년 2월 : 관동대학교 전자통신공학과 부교수

- 1998년 3월 ~ 현재 : 강원대학교 공학대학 전자정보통신공학부 교수

<관심분야>

Adaptive Equalization, RBFN, Odour Sensing Systems

---

강 성 진(Sung-Jin Kang)

[정회원]



- 1994년 8월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
- 1998년 8월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)
- 1998년 12월 ~ 2000년 1월 : ETRI 선임연구원
- 2000년 3월 ~ 2002년 8월 : (주) 이노텔리텍

- 2002년 9월 ~ 2007년 2월 : 전자부품연구원 책임연구원
- 2007년 3월 ~ 현재 : 한국기술교육대학교 정보기술공학부 조교수

<관심분야>

WPAN/WLAN, MODEM SoC