

비-가우시안 잡음하의 통신을 위한 바이어스된 오차 분포의 유클리드 거리

김남용^{1*}

¹강원대학교 전자정보통신공학부

Euclidean Distance of Biased Error Probability for Communication in Non-Gaussian Noise

Namyong Kim^{1*}

¹School of Electronic, Info. & Comm. Engineering, kangwon National University.

요 약 비-가우시안 잡음 환경의 적응 시스템을 위해, 평행 이동한 오차 분포와 오차 0에 위치한 델타 함수 사이의 유클리드 거리를 새로운 성능기준으로 제안하였다. 또한, 이 성능 기준에 근거하여 적응 알고리즘을 개발하였고, 얇은 바다에서 구한 수중 통신 다경로 채널에 충격성 잡음과 직류 바이어스 잡음이 더해진 환경으로 등화 성능을 시뮬레이션한 결과, 제안한 알고리즘이 기존의 MEDE 알고리즘 보다 5 dB 이상 향상된 MSE 성능을 보이며 오차 분포의 중심 위치가 정확히 0에 위치하였다.

Abstract In this paper, the Euclidean distance between the probability density functions (PDFs) for biased errors and a Dirac-delta function located at zero on the error axis is proposed as a new performance criterion for adaptive systems in non-Gaussian noise environments. Also, based on the proposed performance criterion, a supervised adaptive algorithm is derived and applied to adaptive equalization in the shallow-water communication channel distorted by severe multipath fading, impulsive and DC-bias noise. The simulation results compared with the performance of the existing MEDE algorithm show that the proposed algorithm yields over 5 dB of MSE enhancement and the capability of relocating the mean of the error PDF to zero on the error axis.

Key Words : Euclidean distance, Biased error probability, Dirac-delta, non-Gaussian noise, Equalizer.

1. 서론

대부분의 통신채널은 백색 가우시안 잡음 뿐 만 아니라 충격성 잡음, 그리고 직류 바이어스 잡음의 영향을 받는다. 특히 바다의 수중 채널은 이러한 비-가우시안 잡음 뿐 아니라 다경로 페이딩이 심하게 나타난다 [1,2].

최근, 가우시안 잡음 뿐 아니라 충격성 잡음의 통신 시스템 환경에서 이러한 잡음에 강인성을 가지며 다경로 페이딩에 의한 채널 왜곡, 즉 심각한 심볼간 간섭을 제거할 수 있는 채널 등화 기법이 개발되었다[3]. 이 논문에서 제안된 알고리즘은 충격성 잡음과 같은 매우 큰 값이 입력될 때 가우시안 커널이 매우 작은 값으로 변환시키는

고유 특성을 활용하여, 충격성 잡음에 대한 이러한 강인성을 지니며 오차 분포가 디락 델타 함수 형태를 따르도록 하는 성능기준을 제안한다. 그러면 이 성능기준에 의해 심볼간 간섭에 의한 오차 성분은 0에 가까워지게 된다. 따라서 이 성능기준과 개발된 알고리즘은 충격과 잡음 환경에서 탁월한 성능을 보였다.

한편, 한편, 비-가우시안 잡음 중의 하나인 직류 바이어스 잡음은 입력 신호 분포를 인가된 바이어스만큼 치우쳐 나타나게 만든다[4,5]. 이러한 직류 바이어스 잡음이 존재하는 비-가우시안 잡음 환경에서는 오차 샘플의 분포가 평행 이동되어 나타나게 되는데, 논문 [3]에서 제안한 성능 기준으로는 이 문제를 보정할 수가 없음이 이 논

*Corresponding Author : Namyong Kim(kangwon National Univ.)

Tel: +82-33-570-6404 email: namyong@kangwon.ac.kr

Received October 4, 2012

Revised (1st February 27, 2013, 2nd March 6, 2013)

Accepted March 7, 2013

문의 연구 과정에서 밝혀졌다.

이러한 문제점을 극복하기위하여, 이 논문에서는 충격과 잡음 뿐 아니라 직류 바이어스가 혼재하는 비-가우시안 잡음 환경에서도 오차 샘플들이 0 에 위치할 수 있도록 하는 새로운 성능 기준을 제안하고자 한다.

2. 오차 분포에 대한 유클리드 거리 기준과 MEDE 알고리즘

오차 샘플에 대한 성능 기준으로, 오차 확률밀도함수 $f_E(e)$ 와 디락 델타 함수 $\delta(e)$ 사이의 유클리드 거리 $ED[f_E(e), \delta(e)]$ 는 다음과 정의된다[15].

$$ED[f_E(e), \delta(e)] = \int [f_E(e) - \delta(e)]^2 de \quad (1)$$

이 거리를 최소화 시키면 $f_E(e)$ 가 $\delta(e)$ 에 접근하면서 오차 확률밀도함수의 모양이 오차 값 0 에 위치한 충격과 형태로 바뀔에 따라, 마치 오차 샘플들에 물리적 힘이 가해지듯이, 대부분의 오차 샘플들이 0에 집중되게 된다. 이 성능기준에 근거하고, 입력 벡터 $\mathbf{X}_k = [x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-L+1}]^T$ 와 M 개의 오차 샘플 $E_M = \{e_1, e_2, \dots, e_M\}$ 을 활용하여, 적응 시스템의 가중치 벡터 $\mathbf{W} = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T$ 를 조절하는 적응 신호처리 알고리즘이 다음 (2)와 같이 개발되고, 충격과 잡음이 강한 환경에서 적응 등화기술에 응용되어 탁월한 성능을 보였다 [3].

$$\mathbf{W}_{k+1} = \mathbf{W}_k - \frac{\mu_{MEDE}}{\sigma^2 M} \left[\frac{1}{2M} \sum_{i=k-M+1}^k \sum_{j=k-M+1}^k (e_j - e_i) \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(e_j - e_i) [\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i] - 2 \sum_{i=k-M+1}^k e_i \cdot G_{\sigma}(-e_i) \cdot \mathbf{X}_i \right] \quad (2)$$

성능 기준 (1)과 관련 알고리즘 (2)는 가우시안 커널이 지닌 고유한 특성인 영역의 샘플 (outliers) 제거능력을 활용할 수 있어서 충격과 잡음 환경에서 탁월한 성능을 보일 수 있었다. 그러나 직류 바이어스 잡음과 같은 비-가우시안 잡음 환경에서는 $f_E(e)$ 가 직류 바이어스 크기 만큼 오차 축 상에서 천이되어 나타나게 되는데, 성능 기준 (1)은 오차 분포 $f_E(e)$ 를 오차 값 0 에 위치한 델타 함수 형태로 만들 수가 없다.

3. 바이어스된 오차 분포에 대한 거리 기준과 제안된 비용함수

직류 바이어스 잡음이 가해질 때 오차 샘플들의 분포 $f_E(e)$ 가 직류 바이어스 만큼 오차 축 상에서 이동되어 나타난다는 점에 착안하여 바이어스 변수 τ 를 도입하고 오차 축 상에서 평행 이동한 오차 분포 $f_E(e+\tau)$ 를 오차 값 0 에 위치한 델타 함수 형태로 보내도록 하는 새로운 성능기준 (biased error PDF distance (BEPD))를 다음 (3)과 같이 제안하고자 한다.

$$BEPD = \int (f_E(e+\tau) - \delta(e))^2 de \\ = \int f_E^2(e+\tau) de + \int \delta^2(e) de - 2 \int f_E(e+\tau) \delta(e) de \quad (3)$$

논문 [6]의 확률밀도함수 구축 방법에 의하면 $E_M = \{e_1, e_2, \dots, e_M\}$ 과 같은 M 개의 샘플들을 활용하여 다음과 같은 확률밀도함수를 얻을 수 있다.

$$f_E(e) \cong \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M G_{\sigma}(e - e_i) \quad (4)$$

여기서 $G_{\sigma}(\cdot)$ 는 평균이 0이고 표준편차가 σ 인 가우시안 커널이다.

또한, 바이어스 변수 τ 만큼 평행 이동된 오차 확률 밀도함수는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$f_E(e+\tau) \cong \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M G_{\sigma}(e+\tau - e_i) \quad (5)$$

따라서,

$$\int f_E^2(e+\tau) de = \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M G_{\sigma\sqrt{2}}(e_j - e_i) \quad (6)$$

$$\int f_E(e+\tau) \delta(e) de = f_E(\tau) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M G_{\sigma}(\tau - e_i) \quad (7)$$

한편, $\int \delta^2(e) de$ 은 수학적으로 정의되어있지 못한 항이다. 그러나 이것은 조절 가능한 가중치가 아니기 때문에 상수로 취급하여 다음과 같은 바이어스 변수 τ 가 도입된 새로운 비용함수 $Cost$ 를 제안한다.

$$Cost = \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M G_{\sigma\sqrt{2}}(e_j - e_i) - 2 \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M G_{\sigma}(\tau - e_i) \quad (8)$$

이 비용함수를 다양한 적응 시스템 구조에 적용한다면 오차 샘플들의 집결 모양이 오차 값 0에 위치한 델타 함수 모양으로 될 뿐 아니라 샘플들의 좌우 이동까지 제어할 수 있는 신호처리 알고리즘을 개발 할 수 있다.

4. 시스템 확장과 비용함수

훈련열의 심볼 d_i 와 선형 시스템 출력 $y_i = \mathbf{W}^T \mathbf{X}_i$ 에 대한 오차 샘플은 $e_i = d_i - y_i$ 로 정의된다. 바이어스 변수 τ 를 제어할 수 있도록 w_L 이 추가된 가중치 벡터 \mathbf{W}_3 와 상수 a 가 추가된 입력 벡터 $\mathbf{X}_{3,j}$ 를 다음과 같이 정의하고자 한다.

$$\mathbf{W}_3 = [w_0, w_1, w_2, \dots, w_L]^T \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_{3,j} = [x_i, x_{i-1}, \dots, x_{i-L+1}, a]^T \quad (10)$$

따라서 $y_{3,j} = \mathbf{W}_3^T \mathbf{X}_{3,j}$ 로 시스템 출력은 다시 표현될 수 있고, 이 경우 확장 시스템의 출력은 다음과 같다.

$$y_{3,j} = y_i + w_L \cdot a \quad (11)$$

한편, 바이어스 변수 τ 만큼 증가된 오차 샘플을 $e_{3,j} = e_i + \tau$ 로 정의하면, $e_{3,j} = e_i + \tau = d_i - y_i + \tau$ 가 되고 확장시스템의 오차를 $e_{3,j} = d_i - y_{3,j}$ 라고 정의할 경우 확장 시스템의 출력은 다음과 같이 표현된다.

$$y_{3,j} = y_i - \tau \quad (12)$$

따라서, (11)과 (12)에 의해 바이어스 변수 τ 는 다음과 같이 w_L 로 제어할 수 있게 된다.

$$\tau = -w_L \cdot a \quad (13)$$

바이어스 변수 τ 가 제어 가능해짐에 따라 비용함수 (8)은 확장 시스템에 대한 비용함수로 다음 식 (14)로 표현된다.

$$Cost = \frac{1}{M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{3,j} - e_{3,i}) - 2 \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M G_{\sigma}(-e_{3,i}) \quad (14)$$

4. 확장 시스템의 비용함수에 바탕을 둔 적응 알고리즘

가중치 벡터에 \mathbf{W}_3 대해 비용함수 (14)의 기울기를 구하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial Cost}{\partial \mathbf{W}_3} = \frac{1}{\sigma^2 M^3} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{3,j} - e_{3,i}) \cdot (e_{3,i} - e_{3,j}) \cdot \frac{\partial(e_{3,j} - e_{3,i})}{\partial \mathbf{W}_3} - 2 \frac{1}{\sigma^2 M} \sum_{i=k-M+1}^k -e_{3,i} \cdot G_{\sigma}(-e_{3,i}) \cdot \frac{\partial e_{3,i}}{\partial \mathbf{W}_3} \quad (15)$$

여기서 $e_{3,j} = d_i - y_{3,j}$ 이므로 가중치에 대한 미분은 $\frac{\partial e_{3,j}}{\partial \mathbf{W}_3} = -\frac{\partial y_{3,j}}{\partial \mathbf{W}_3}$ 이다. 이 관계를 (15)에 대입하여 다시 정리하면

$$\frac{\partial Cost}{\partial \mathbf{W}_3} = \frac{1}{\sigma^2 M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{3,j} - e_{3,i}) \cdot (e_{3,i} - e_{3,j}) \cdot (\mathbf{X}_{3,i} - \mathbf{X}_{3,j}) + \frac{2}{\sigma^2 M} \sum_{i=k-M+1}^k e_{3,i} \cdot G_{\sigma}(-e_{3,i}) \cdot \mathbf{X}_{3,i} \quad (16)$$

비용함수의 기울기 (16)을 steepest descent 방법에 적용하면 가중치 벡터 \mathbf{W}_3 에 대한 갱신 식을 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\mathbf{W}_{3,k+1} = \mathbf{W}_{3,k} - \mu \left[\frac{1}{\sigma^2 M^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M G_{\sigma\sqrt{2}}(e_{3,j} - e_{3,i}) \cdot (e_{3,i} - e_{3,j}) \cdot (\mathbf{X}_{3,i} - \mathbf{X}_{3,j}) + \frac{2}{\sigma^2 M} \sum_{i=k-M+1}^k e_{3,i} \cdot G_{\sigma}(-e_{3,i}) \cdot \mathbf{X}_{3,i} \right] \quad (17)$$

편의상, 기존 알고리즘 (2)를 논문 [3]에서 명명한 대로 MEDE, 그리고 식 (17)의 알고리즘을 BEPDA (BEPD algorithm)이라 하겠다.

5. 다경로 채널과 비-가우시안 잡음 모델

이 논문에서는 실제 측정된 얇은 바다 통신 채널 모델을 대상으로 임펄스성 잡음과 시변 직류 바이어스 잡음이 더해지는 채널환경에 대해 시뮬레이션 하였다.

변조기 충격응답부터 채널의 충격응답, 그리고 복조기 정합필터의 충격응답까지를 전체 다경로 채널로 정의

하고 z -변환된 형태를 $H(z) = h_0 + h_1z^{-1} + h_2z^{-2} + \dots$ 라 하며 수중 채널의 전파 경로수가 P 개 라고 할 때, 채널을 통과하여 등화기에 입력되는 입력신호 x_i 과 이것의 z -변환 $X(z)$ 은 송신 심볼 d_i 의 z -변환 $D(z)$ 과 $H(z)$ 에 의해 다음과 같이 표현된다.

$$x_i = \sum_{j=0}^P h_j d_{i-j} \quad (18)$$

$$X(z) = H(z)D(z) \quad (19)$$

논문 [7]에 따르면 얇은 바다 1.4 km 거리에서 실측된 채널 충격성 응답이 가장 열악한 환경임을 밝혀냈다. 이때 측정된 채널 특성에 따르면 전파 경로수가 전체 $P=5$ 개 중 3개 이며 충격응답 h_i 값들은 전력=1로 정규화되어 $h_0 = 0.798, h_1 = 0, h_2 = 0.543, h_3 = 0, h_4 = 0.259$ 이다. 이 채널모델에 더해질 잡음으로는 논문 [3]의 충격성 잡음 모델을 사용한다. 즉, 발생률 ε 에 분산 σ_1^2 의 충격성 잡음 n_{im} 과 전력 σ_2^2 의 백색 가우시안 배경 잡음이 더해지며 그 확률밀도 함수 $f_M(n_{im})$ 는 다음과 같다

$$f_M(n_{im}) = \frac{1-\varepsilon}{\sigma_1\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{n_{im}^2}{2\sigma_1^2}\right] + \frac{\varepsilon}{\sigma_2\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{n_{im}^2}{2\sigma_2^2}\right] \quad (20)$$

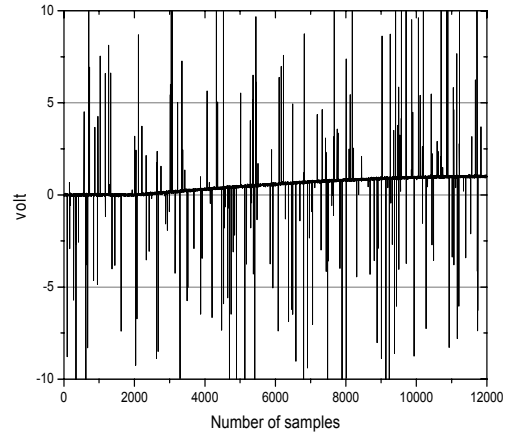
비-가우시안 잡음은 충격성 잡음 n_{im} 과 직류 바이어스 잡음 n_{DC} 로 구성되며 이 모든 잡음과 페이딩의 영향을 받은 등화기 입력신호는 다음과 같이 표현된다.

$$x_i = \sum_{j=0}^P h_j d_{i-j} + n_{im,i} + n_{DC,i} \quad (21)$$

6. 시뮬레이션 결과 및 성능비교

이 시뮬레이션에서는 4개의 신호점, -3, -1, +1, +3을 송신 심볼점으로 사용하고 앞 장에서 언급한 실측 다경로 채널 모델을 사용하였다. 충격파 잡음 n_{im} 의 충격파 발생률은 $\varepsilon = 0.03$,에 전력 $\sigma_2^2 = 50.001$ 이 적용되었고 백색 가우시안 배경 잡음은 전력이 $\sigma_1^2 = 0.001$ 이며, 시변 직류 바이어스 잡음은 $n_{DC,k} = \sin(2\pi Fk)$ 로 발생하였다. 시변 직류 바이어스의 변화를 관찰하기 위해, $F=1/20000$ 로 하고 모든 알고리즘이 수렴한 후인

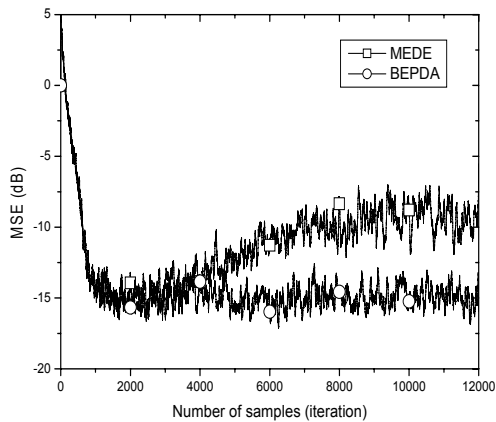
2000 샘플에서 직류 바이어스 잡음이 인가된다. 충격성 잡음은 20V 이상 나타내고 있으나 진폭 영역을 -10V 에서 +10V까지로 하여 비-가우시안 잡음을 Fig. 1에 나타내었다.



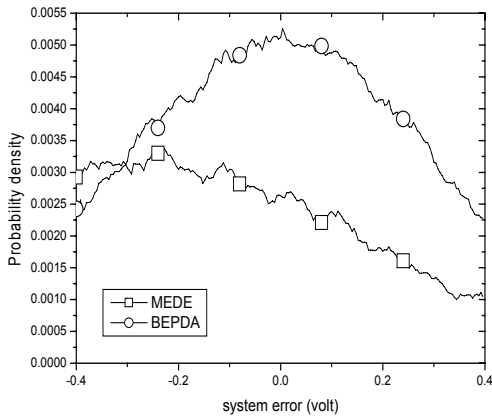
[Fig. 1] Non-Gaussian noise composed of Dc-bias and impulsive noise

시뮬레이션에는 가중치 개수 $L=11$ 의 선형 등화기 (a tapped delay line) 를 사용하였고 확장 입력 벡터의 상수는 $a=2$ 로 하고 데이터 블록 크기는 $M=4$ 로 하였다. 비교 대상인 MEDE 알고리즘과 제한한 BEPDA 모두 동일한 수렴상수 $\mu_{MEDE} = \mu = 0.005$ 와 동일한 커널 크기 $\sigma=1.5$ 를 사용하였다. 이 모든 파라미터들은 각 알고리즘이 가장 낮은 정상상태 오차를 갖도록 선정되었다.

다음 Fig. 2는 자승평균오차 (MSE) 값의 수렴 상태를 나타낸 결과이다. 두 알고리즘 모두 2000 샘플 이전에 수렴하였지만 직류 바이어스 잡음이 더해지는 2000 샘플부터 완전히 다른 양상을 보이고 있다. 기존의 MEDE 알고리즘은 서서히 증가하고 있는 직류 바이어스의 영향을 그대로 받아 오차 전력은 서서히 증가하고 있다. 직류 바이어스 잡음이 1 볼트 정도에 이른 시점인 10000 샘플 주위에서는 MEDE 알고리즘의 오차 전력은 5 dB 이상 증가하였다. 이것은 MEDE 알고리즘이 충격성 잡음에는 강하나 직류 바이어스 잡음에는 제거 능력이 부족함을 보여준다. 반면에, 제한한 알고리즘인 BEPDA는 시변 직류 바이어스 잡음에 전혀 동요를 보이지 않고 안정된 정상상태 오차를 유지하여 직류 바이어스 잡음을 완벽하게 제거함을 알 수 있다.



[Fig. 2] MSE performance in the non-Gaussian noise channel



[Fig. 3] Error distribution

한편, 직류 바이어스 잡음에 대해 어떤 출력 오차를 나타내는지를 관찰하기 위하여 그림 3에 시스템 오차의 확률 분포를 나타냈다. 이 그림은 각 알고리즘이 가장 낮은 정상상태 오차를 갖는 10000-20000 샘플 사이에서 추출된 오차 샘플들을 가지고 나타낸 확률분포도이다. Fig. 3에서 제안한 알고리즘의 출력오차 샘플들은 0을 중심으로 밀집되어 나타난다. 그러나 기존의 MEDE 알고리즘의 출력오차 샘플들은 제안한 알고리즘보다 더 퍼져 나타날 뿐 아니라 0이 아닌 -0.4 근처를 중심으로 치우쳐 나타남을 알 수 있다. 직류 바이어스 잡음이 1 되는 시점을 고려할 때, MEDE (2)가 직류 바이어스를 제거하도록 가중치를 최대한 조절하여도 0.4 정도를 제거하지 못했음을 나타낸다. 이 결과로부터, 정합되도록 비용함수를 줄이려 해도 위치 이동까지 수행하는 데는 무리가 있음을 알 수 있다. 반면, 식 (17)의 BEPDA는 오차 분포 $f_E(e+\tau)$ 가

0 중심의 $\delta(e)$ 에 정합되도록 하였다. 즉, 치우친 오차 분포의 중심 위치를 0으로 이동할 수 있도록 하는 성능기준에 바탕을 두고 설계되었으므로, 제안한 알고리즘은 페이딩에 의한 심볼간 간섭과 충격성 잡음에 강할 뿐 아니라 완벽하게 시변 직류 바이어스 잡음을 제거할 수 있는 것으로 판단된다.

5. 결론

충격성 잡음과 직류 바이어스 잡음과 같은 비-가우시안 잡음이 가해질 때 오차 샘플들의 분포를 오차 축 상에서 이동 조절이 가능하도록 할 필요가 있다. 이러한 목적을 위해, 평행 이동 가능한 오차 분포를 오차 값 0에 위치한 델타 함수 형태로 보내도록 하는 새로운 성능기준을 제안하였다. 또한, 이 성능 기준에 근거하여 적응 알고리즘을 개발하였고, 얇은 바다에서 구한 실측 데이터에 근거한 다경로 감쇄값들을 채널 모델로 채택하고 비-가우시안 잡음이 더해진 환경에 대해 시뮬레이션하였다. 이 실험에서 두 비교대상 알고리즘 모두 충격성 잡음에 강한 특성을 보이며 빠른 수렴을 보였지만, 기존의 MEDE 알고리즘은 시변 직류 바이어스의 영향을 크게 받아 오차 전력이 5 dB 이상 증가하였다. 또한 퍼져 나타난 출력 오차 분포는 0에서 멀리 치우쳐 나타났다.

이 시뮬레이션 결과들로부터, 제안한 알고리즘이 페이딩에 의한 심볼간 간섭과 충격성 잡음에 강할 뿐 아니라 시변 직류 바이어스 잡음을 완벽하게 제거할 수 있는 것으로 판단된다. 따라서 제안한 성능기준은 비-가우시안 잡음과 심볼간 간섭이 심한 채널 환경에서, 등화 및 여러 적응 신호처리 알고리즘 개발에 효과적으로 활용될 수 있다.

참고문헌

- [1] F. Traverso, G. Vernazza, A. Trucco, "Simulation of non-White and non-Gaussian underwater ambient noise", *OCEANS-2012*, Yeosu, pp.1-10, May 2012.
- [2] E. Voudouri, L. Kurz, "A class of sequential adaptive detectors for underwater non-Gaussian noise environments", *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 12, pp. 38 - 47, Jan 1987.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/JOE.1987.1145247>
- [3] N. Kim, "Communication equalizer Algorithms with Decision feedback based on Error probability", *Journal*

- of The Korea Academia-Industrial cooperation Society,
vol. 12, no. 5, pp. 2390-2395, May, 2011.
- [4] S. Kassam, *Signal Detection in Non-Gaussian Noise*, Springer-Verlag, 1988.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4612-3834-8>
- [5] H. Sedarat, and K. Fishera, "Multicarrier communication in presence of biased-Gaussian noise sources", *Signal Processing*, vol. 88, pp. 1627-1635, July 2008.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.sigpro.2007.11.025>
- [6] E. Parzen, "On the estimation of a probability density function and the mode," *Ann.Math.Stat.* vol. 33, p. 1065, 1962.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1214/aoms/1177704472>
- [7] S. Kim, S. Kim, C. Youn, and Y. Lim, "Performance analysis of receiver for underwater acoustic communications using acquisition data in shallow water", *Journal of Acoustical Society of Korea*, vol. 29, no. 5, pp. 303-313, May 2010.
-

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