
다중경로와 임펄스 잡음이 있는 수중 통신 채널의 블라인드 등화를 위한 확률분포-거리 최소화 알고리즘

김남용*

A PDF-distance minimization algorithm for blind equalization for underwater communication channels with multipath and impulsive noise

Namyong Kim*

요 약

다음은 이 논문에서는 임펄스 잡음과 함께 다중경로 특성을 가진 수중 통신 채널에 대해, 확률거리 최소화와 델타함수열을 이용한 블라인드 적응등화 알고리즘을 소개하고 임펄스 잡음에 대한 강인성을 입증하였다. 기존의 자승평균오차 기반의 CMA는 임펄스 잡음 환경에서 다중경로 채널을 보상하지 못하는 현상을 보였고 엔트로피에 기반을 둔 코렌트로피 등화알고리즘도 일반적 변조방식에서 성능이 만족스럽지 못한 것으로 나타났으나, 델타함수열을 이용한 확률분포 거리최소화 방법은 이러한 임펄스 잡음 문제와 다중경로 채널 블라인드 등화문제를 동시에 해결함을 보였고, 임펄스 잡음에 대해 탁월한 강인성을 가짐을 이론적 분석과 함께 시뮬레이션 실험을 통해 입증하였다.

ABSTRACT

In this paper, a blind adaptive equalization algorithm based on PDF-distance minimization and a set of Delta functions is introduced and its superior robustness against impulsive noise and multipath characteristics of underwater communication channels is proved. The conventional CMA based on MSE has shown to be incapable of coping with impulsive noise, and correntropy blind algorithm has also revealed to yield not satisfying performance for the mission. On the other hand, the blind adaptive equalization algorithm based on PDF-distance minimization and a set of Delta functions has been proved to solve effectively the problem of impulsive noise and multipath characteristics of underwater communication channels through theoretical and simulation analysis.

키워드

임펄스 잡음, 다중경로 수중 통신 채널, 블라인드, 코렌트로피, 확률분포 거리최소화 방법

Key word

Impulsive noise, multipath underwater communication channel, blind, correntropy, PDF-distance minimization algorithm

* 정회원 : 강원대학교(namyong@kangwon.ac.kr)

접수일자 : 2010. 08. 05

심사완료일자 : 2010. 09. 30

I. 서 론

수중 음향 통신을 비롯한 대부분의 통신채널은 가우시안 잡음과 임펄스성 잡음에 영향을 받으며 급변하는 시변 채널의 특성을 가진다[1][2]. 이러한 문제를 대처하기 위해 다중채널변조 방식을 수중통신에 적용하기도 한다[3]. 수중통신의 다중경로 효과에 기인한 심볼간 간섭(ISI, intersymbol interference)를 극복하기 위해 등화기가 사용되고 있으며, 훈련열이 필요 없는 블라인드 등화 적응신호처리 기술이 유용하게 쓰이고 있다[4][5][6]. 그러나 임펄스 잡음 상황에서 대부분 등화 기법은 이러한 채널 변화를 적절히 보상하지 못한다.

최근 정보 이론적 학습방법, Information theoretic learning (ITL)이 Dr. Principe를 비롯한 학자들에 의해 개발되었으며[7], 확률밀도함수(PDF, probability density function)과 엔트로피, 정보 포텐셜을 기반으로 많은 응용연구에서 평균자승오차 (MSE, mean squared error) 기반의 일반 알고리즘에 비해 탁월한 성능을 보이고 있다 [8]. 잘 알려진 Constant modulus algorithm (CMA)도 MSE 기반의 블라인드 알고리즘으로서 임펄스 잡음 환경에서는 수렴 못하는 현상을 보이고 있다. [9][10].

이러한 임펄스 잡음 문제와 블라인드 등화문제를 동시에 해결하기 위해 ITL 학습방법에 기반을 두고 부분 응답시스템에서 동작하는 코렌트로피 등화알고리즘이 개발되었다[10]. 이 알고리즘은 임펄스 잡음에 대해 부분응답시스템에서 강인성을 보이고 있으나 일반적인 PAM (pulse amplitude modulation) 시스템에서는 만족스럽지 못한 성능을 보인다는 것이 이 연구과정에서 관찰되었다.

이에 이 논문에서는 ITL 학습방법에 기반을 두면서, 출력신호의 확률밀도함수는 Parzen window 방법[7]을 그대로 사용하지만, 변조방식에 근거하여 송신신호 확률밀도함수를 수학적으로 구성하여 두 확률밀도함수 거리최소화에 적용하는 기법을 사용한다[11]. 이 알고리즘은 일반적인 통신 채널인 가우시안 잡음 하에서만 특성이 분석되고 성능이 평가된 실정이다. 이 논문에서는 수중통신채널의 임펄스 잡음과 다중경로 페이딩 채널에 적용하고 어떻게 성능 향상을 보이는지 시뮬레이션을 통한 성능 분석을 시행한다.

II. 다중경로 채널모델

송신 심볼 d_k 에 대한 송신기 임펄스 응답과 채널의 임펄스 응답, 그리고 수신기 정합필터의 임펄스 응답까지 포괄하는 전체 다중 경로 채널 모델을 $H(z)$ 로 나타낼 때, 등화기의 수신신호 x_k 에 대한 z-변환 $X(z)$ 은 $X(z) = D(z)H(z)$ 이다. 이 때, $H(z)$ 의 h_0, h_1, h_2, \dots 등은 전파 경로의 감쇄정도가 되며, U 는 전파 경로 수이다. 그림 1에 나타낸 바와 같이, 수신 신호 x_k 는 지연없이 h_0 의 감쇄를 가진 $h_0 d_k$ 와 T 시간 지연된 d_{k-1} 이 감쇄 h_1 을 가진 $h_1 d_{k-1}$ 등, U 개의 신호들이 서로 중첩된 신호에 가우시안 잡음 $n_{GN,k}$ 과 임펄스성 잡음 $n_{IN,k}$ 이 더해져 나타난다. 즉,

$$x_k = \sum_{i=0}^U h_i d_{k-i} + n_{GN,k} + n_{IN,k} \tag{1}$$

수신단 등화기가 무한개의 가중치 탭을 가진 횡단 필터(TDL, tapped delay line)이라고 가정할 때, 등화기의 임펄스 응답 $\{w_i\}$ 에 대해 등화기 출력신호 y_k 는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$y_k = \sum_{i=-\infty}^{\infty} w_i x_{k-i} \tag{2}$$

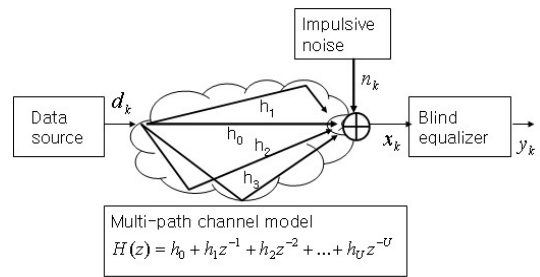


그림 1. 다중 경로 채널의 송수신 시스템
Fig. 1. Transmission system with a multi-path channel model

L 개의 탭을 가지는 등화기의 출력신호 y_k 는 입력신호 벡터 X_k 에 대해 $y_k = W_k^T X_k$ 로 표현된다. 송신 심볼

d_k 과 출력의 오차 $e_k = d_k - y_k = d_k - W_k^T X_k$ 를 최대한 줄이는 데에 여러 가지 비용함수가 사용된다. 블라인드 알고리즘인 CMA 는 상수 모듈러스 값과 출력 전력의 차이에 MSE 기준을 적용하였다. 그러나 ITL 방법에서는 오차 엔트로피를 성능기준으로 하거나, 코렐트로피의 차이를 오차로 하여 MSE 기준에 적용하기도 하였다.

III. 임펄스 잡음 모델

수중 음향 통신 채널의 임펄스 잡음의 통계특성은 가우시안 잡음의 통계적 성격과 많은 다른 점을 지니고 있다[12][13]. 이 논문의 잡음 모델은 배경 가우시안 잡음과 임펄스 잡음으로 이루어진다. 배경 잡음은 분산 σ_{GN}^2 의 가우시안 잡음(AWGN, additive gaussian noise)이고 임펄스 잡음은 포아송 프로세스 (Poisson process)에 따라 발생하며 심볼 지속시간당 평균 포아송 임펄스 발생 빈도는 ε 로 정의한다. 또한 임펄스 잡음의 진폭 분포는 분산 σ_{IN}^2 을 가지는 가우시안 형태이다. 이러한 잡음 모델은 여러 응용분야에서 많이 사용되고 있다[10][14]. 배경 가우시안 잡음 AWGN 의 확률밀도함수는 다음과 같이 표현된다.

$$f_{GN}(\xi) = \frac{1}{\sigma_{GN}\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{\xi^2}{2\sigma_{GN}^2}\right] \quad (3)$$

가우시안 형태의 진폭 분포를 가지는 임펄스 잡음의 확률밀도함수는 다음과 같이 표현된다.

$$f_{IN}(\xi) = (1-\varepsilon) \cdot \delta(\xi) + \frac{\varepsilon}{\sigma_{IN}\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{\xi^2}{2\sigma_{IN}^2}\right] \quad (4)$$

전체 잡음의 확률밀도함수는 식(3)과 식(4)를 컨볼루션 과정을 통해 얻어지며[15] 그 전체 잡음신호의 확률밀도함수는 다음과 같다[10][16].

$$f_{NOISE}(\xi) = \frac{1-\varepsilon}{\sigma_1\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{\xi^2}{2\sigma_1^2}\right] + \frac{\varepsilon}{\sigma_2\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{\xi^2}{2\sigma_2^2}\right] \quad (5)$$

여기서 $\varepsilon < 1, \sigma_1 = \sigma_{GN}, \sigma_2 = \sqrt{\sigma_{GN}^2 + \sigma_{IN}^2}$ 이며 $\sigma_1^2 \ll \sigma_2^2$ 이다.

IV. 블라인드 상수 모듈러스 알고리즘

잘 알려진 블라인드 상수 모듈러스 알고리즘의 비용함수는 다음과 같다.

$$P_{CMA} = E[(|y_k|^2 - R_2)^2] \quad (6)$$

여기서 상수 모듈러스는 $R_2 = E[|d_k|^4] / E[|d_k|^2]^2$ 로 구해진다. 출력신호 y_k 는 입력신호벡터 X_k 에 대해 L 개의 가중치 탭을 TDL필터의 출력으로 다음과 같이 표현된다.

$$e_k = d_k - y_k = d_k - W_k^T X_k \quad (7)$$

$$X_k = [x_k, x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-L+1}]^T \quad (8)$$

이 때, 비용함수 (6)을 최소화하는 과정에는 steepest descent 방법을 적용하여 다음과 같은 가중치 갱신 방정식이 얻어진다.

$$W_{k+1} = W_k - 2\mu_{CMA} X_k^* \cdot y_k \cdot (|y_k|^2 - R_2) \quad (9)$$

V. 코렐트로피 개념

코렐트로피 개념은 두 랜덤 프로세스의 자기상관함수에서 출발한다. 비선형 매핑 변환을 Φ 라고 하고 무한 자가 생산 힐버트 공간을 F 라고 할 때, 랜덤 프로세스 $X(t)$ 에 대한 코렐트로피 함수는 다음과 같이 표현된다.

$$V_X(t, s) = E[\langle \Phi(X(t)), \Phi(X(s)) \rangle_F] \quad (10)$$

비선형 매핑 변환 Φ 대신에 가우시안 커널로 사용이 가능하며 이 경우 다음과 같이 간단한 형태로 바뀐다.

$$V_X(t, s) = E[G_\sigma(X(t) - X(s))] \quad (11)$$

여기서 $G_\sigma(\cdot)$ 는 영평균, 표준편차 σ 의 가우시안 커널이며 이산 신호에 대해서는 다음과 같다.

$$V_X[q] = E[G_\sigma(X_k - X_{k-q})] \quad (12)$$

실제 시스템에서는 통계적 평균 대신 샘플을 활용한 시평균 형태로 표현된다.

$$V_X[q] = \frac{1}{N-q+1} \sum_{k=q}^N G_\sigma(X_k - X_{k-q}) \quad (13)$$

이 코렌트로피 함수는 신호의 상관함수에 대한 정보를 지니고 있기 때문에 논문 [10]의 저자들은 송신 신호 코렌트로피 $V_s[q]$ 와 등화기 출력신호 코렌트로피 $V_y[q]$ 를 같게 만들어 블라인드 등화를 이루고자 하였다.

$$P_{CE} = \sum_{q=1}^Q (V_s[q] - V_y[q])^2 \quad (14)$$

여기서 Q 는 샘플 지연시간이다. 이 비용함수를 최소화 하기 위해 steepest descent 방법을 적용하면 다음과 같이 코렌트로피 블라인드 알고리즘을 얻게 된다.

$$W_{k+1} = W_k - \mu_{CE} \frac{1}{(N-Q+1)\sigma^2} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=k-N+q}^k (V_s[q] - V_y[q]) G_\sigma(y_i - y_{i-q}) \cdot (y_i - y_{i-q})(X_i - X_{i-q}) \quad (15)$$

VI. 델타함수를 이용한 확률밀도함수매칭 알고리즘

송신신호 확률밀도함수와 출력신호 확률밀도 함수를 같게 만들어 블라인드 등화를 시도하도록 한다. 두 확률밀도 $f_D(\xi)$ 와 $f_Y(\xi)$ 에 대한 유클리드 거리는 다음과 같이 정의된다[7].

$$ED[f_D(\xi), f_Y(\xi)] = \int [f_D(\xi) - f_Y(\xi)]^2 d\xi \quad (16)$$

만약 두 확률밀도함수가 서로 유사하다면 식(16)은 송신 심볼과 등화기 출력 심볼 사이의 다이버전스(divergence)를 최소화하게 된다. 즉, 자의적으로 만들어 낸 원하는 심볼이 송신 심볼과 일대일로 대응되는 답이 아니라, 단지 송신 심볼의 확률밀도함수 분포 형태를 따르게 되므로 송신 심볼 자체를 모르면서 등화기를 훈련하는 것이다.

식(16)을 정리하면 다음과 같다.

$$ED = \int f_D^2(\xi) d\xi - 2 \int f_D(\xi) f_Y(\xi) d\xi + \int f_Y^2(\xi) d\xi \quad (17)$$

출력신호의 확률밀도함수 구성에는 파견 윈도우 방법에 의해 다음과 같이 만들어 진다.

$$f_Y(\xi) = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k G_\sigma(\xi - y_i) \quad (18)$$

식(18)를 이용하여 식(17)의 세 번째 항을 정리하면

$$\int f_Y^2(\xi) d\xi = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \quad (19)$$

이제, 식(17)의 두 번째 항을 위해, 송신 심볼 확률밀도 함수를 만들어 낼 필요가 있다. 이 논문에서는 M-ary PAM 방식, 특히 각 송신 심볼이 독립적으로 발생되며 동일한 발생확률을 가정한다. 이 경우 우리는 훈련 심볼열 없이도 다음과 같이 델타함수열을 이용하여 송신 심볼의 확률밀도 함수를 수식적으로 구축할 수 있다.

$$f_D(\xi) = \frac{1}{M} [\delta(\xi - A_1) + \dots + \delta(\xi - A_M)] \quad (20)$$

이 구축된 확률밀도함수를 식(17)의 두 번째 항에 대입하여 정리하면,

$$\int f_D(\xi) f_Y(\xi) d\xi = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M f_Y(A_m) \quad (21)$$

식(19)과 (21)을 유클리드 거리 함수(17)에 대입하고 제어 불가능한 첫 항을 제거하면 다음과 같은 최종 비용 함수를 얻게 된다.

$$CostFunction = \frac{1}{N^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) - \frac{2}{M} \sum_{m=1}^M f_j(A_m) \quad (22)$$

여기에 steepest descent 방법으로 최소화 하면 다음과 같은 가중치 갱신 방정식을 얻는다.

$$W_{k+1} = W_k - \mu \left[\frac{1}{2N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k (y_j - y_i) \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \cdot (X_i - X_j) \right. \\ \left. - \frac{2}{MN\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{m=1}^M (A_m - y_i) \cdot G_{\sigma}(A_m - y_i) \cdot X_i \right] \quad (23)$$

이 알고리즘 명칭을 편의상 이 논문에서는 MED2 로 한다.

VII. 임펄스 잡음에 대한 알고리즘 내향성

식(4)의 CMA 비용함수를 살펴보면, 상수 모듈러스 오차에 대한 평균과정 과정에서 가우시안 잡음 영향이 대부분은 사라지게 된다. 그러나 식(9)의 가중치 갱신 식에서 순시 출력 전력이 임펄스 잡음에 의해 큰 값을 가질 경우 $|y_k|^2 - R_2$ 는 큰 값으로 남아 가중치 갱신식은 단 한 번의 임펄스 충격에도 불안정 상태에 빠지게 된다. 그러나 식(15)를 살펴보면 임펄스 잡음에 의한 과도한 출력 신호도 인접 출력신호와의 차이값이 가우시안 커널을 통과하면서 사라지게 된다. 즉 $G_{\sigma}(y_i - y_{i-q})$ 는 매우 작은 값으로 나와 $y_i - y_{i-q}$ 의 영향력을 감소시킨다. 따라서 코렌트로피 블라인드 알고리즘은 임펄스 잡음에 강한 특징이 있다고 볼 수 있다.

그러나 코렌트로피 알고리즘은 출력신호샘플 끼리만의 비교라는 맹점이 있다. 4-ary PAM을 예를 들어 4개의 송신 신호점 -3, -1, +1, +3 에 대해, 두 신호점인 -3과 3 이 만약 두 비교대상의 출력샘플이라면 이 큰 출력 신호 차이값은 정당한 신호값 임에도 불구하고 가우시안 커널을 통과하며 사라지게 된다는 것이다. 또한 두 출력신호 샘플이 비슷한 세기의 임펄스 잡음을 받는 경우를 가정했을 때, 가우시안 커널을 통과한 값은 크게 남아 알고리즘에 큰 영향력을 행사하게 된다. 이러한 코렌트로피 알고리즘의 단점과 달리, 식 (22)를 보면, 출력신호샘플과 송신 심볼의 차이를 비교하는 항 $G_{\sigma}(A_m - y_i)$ 이 추가

되어 있다. 따라서 임펄스 잡음에 의한 큰 출력신호는 가우시안 커널에서 차단당하게 된다. 즉, MED2 에서는 출력신호 샘플과 송신 심볼 값과의 차이를 다루고 있는 항 $G_{\sigma}(A_m - y_i)$ 에서 순수한 예리 값을 두고 가중치 갱신 알고리즘이 동작한다고 볼 수 있다. 결국, MED2 블라인드 알고리즘은 다중경로에 의한 ISI 뿐 아니라 임펄스 잡음 영향 제거에도 탁월한 특성을 지닌다고 분석된다.

VIII. 시뮬레이션 결과 비교

시뮬레이션 구성은 랜덤하게 발생시킨 데이터를 채널에 통과시키고 통과된 신호에 잡음을 첨가하며 이 데이터가 등화기의 입력으로 들어간다. 등화기를 통과해 나온 출력데이터를 송신 데이터와 비교한다. 시뮬레이션을 위해 통신 변조 방식은 4-ary PAM을 채용하고 4개의 신호점으로 -3, -1, +1, +3을 사용한다. 다중경로 페이딩 채널 모델로는 U=3 개의 경로를 가지며, 지연시간 0, T, 2T 에 대한 감쇄량이 각각 0.26, 0.93, 그리고 0.26 이고 다음과 같은 전달함수를 가진다.

$$H(z) = 0.26 + 0.93z^{-1} + 0.26z^{-2} \quad (24)$$

이 다중경로 채널을 통과한 신호에 가우시안 및 임펄스잡음이 더해져서 등화기 입력은 $x_k = 0.26d_k + 0.93d_{k-1} + 0.26d_{k-2} + n_{GN,k} + n_{IN,k}$ 가 된다. 이 때, 잡음 $n_k = n_{GN,k} + n_{IN,k}$ 는 다음과 같은 확률밀도함수를 가지도록 생성된다.

$$f_{NOISE}(n_k) = \frac{1-\varepsilon}{\sigma_1\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{n_k^2}{2\sigma_1^2}\right] \\ + \frac{\varepsilon}{\sigma_2\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{n_k^2}{2\sigma_2^2}\right] \quad (25)$$

여기서 임펄스 발생 빈도지수 $\varepsilon=0.03$, 가우시안 잡음의 분산 $\sigma_1^2 = \sigma_{GN}^2 = 0.001$ 그리고 임펄스 잡음이 존재하는 전체 잡음의 분산은 $\sigma_2^2 = \sigma_{GN}^2 + \sigma_{IN}^2 = 50.001$ 로 하였다. 등화기의 탭 수는 11로 하였고, 초기값으로 중앙 탭 가중치는 1로 하고 나머지 탭의 가중치는 0으로 하였다. MED2의 수렴상수는 0.005, 코렌트로피 알고리즘의 수

렴상수는 0.01, 그리고 CMA 의 수렴상수는 0.000001 로 하였다. 이 상수 값들은 가장 최적의 수렴을 보이는 값들로 선택하였다. 코렌트로피 샘플지연 Q=20 개로하였고 ITL 타입 알고리즘에 쓰이는 데이터 블록 사이즈는 N=30 이다. MED2의 커널 사이즈는 0.6 이고 코렌트로피 알고리즘의 커널 사이즈는 2.8로 하였다. 그림 2에서 CMA 알고리즘은 작은 수렴상수 값임에도 수렴하지 못하고 있다. 반면에 ITL에 기본을 둔 알고리즘들은 모두 제대로 수렴하고 있다. 수렴 후 각 알고리즘의 가중치를 정리하면 표 1과 같다. 그림 2에서 ITL 에 기본을 둔 코렌트로피 알고리즘은 -15 dB 정도의 정상상태 최소 MSE 에 도달하고 있으나 MED2 알고리즘은 -26 dB 의 최소 MSE 에 도달하고 있다. 두 알고리즘의 최소 MSE 를 비교 할 때, 약 11 dB 정도의 성능차이를 보이고 있다.

한편, 그림 3은 임펄스 잡음하에 다중경로 채널에서 등화기의 에러신호 분포를 비교하였다. 다중경로 채널을 통과하고 임펄스 잡음에 오염된 신호는 CMA 알고리즘의 출력전력 상수화 전략에 따라 강력한 임펄스 잡음의 영향을 극복하지 못하고 전방위에 걸친 에러신호를 유발하고 있다. 에러 신호 분포 곡선은 크게 퍼진, 거의 편평한 상태로 나타나고 있다.

표 1. 수렴 후 알고리즘별 등화기 가중치
Table 1. Weight values of equalizer algorithms after convergence

Weights	CMA	Correntropy	MED2
w_0	0.024713	0.033403	-0.001435
w_1	-0.063391	0.019064	0.006524
w_2	-0.437019	0.029027	-0.025118
w_3	0.096971	0.027333	0.111317
w_4	-0.091890	-0.287055	-0.401077
w_5	0.507963	1.178629	1.315373
w_6	-0.023501	-0.282847	-0.398940
w_7	-0.057970	0.031861	0.120290
w_8	-0.037876	0.026074	-0.027220
w_9	-0.041137	0.019780	0.004809
w_{10}	0.004496	0.023632	-0.001750

이것은 큰 에러 값을 대단히 많은 발생빈도로 발생시키고 있음을 알 수 있다. 코렌트로피 블라인드 알고

리즘은 어느 정도 종 모양의 에러 분포 곡선을 나타내고 있으나 분산값이 매우 큰 상태로 여전히 퍼진 형태를 보이고 있다. 이것은 또한 에러 신호의 전력이 크다는 것을 알게 해준다. 이와는 반대로, MED2 등화 알고리즘의 에러 분포 곡선은 매우 좁은 종 모양으로서, 바이어스 없이 거의 모든 에러값이 0에 근접한 값을 알게 해준다.

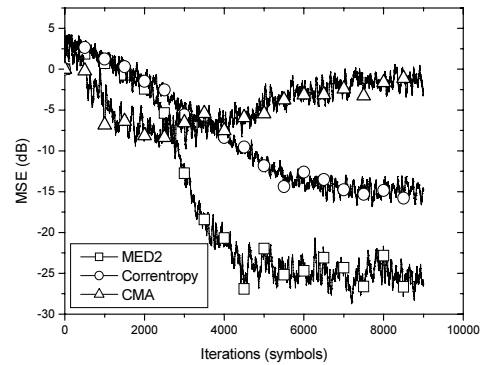


그림 2. 임펄스 잡음하의 다중 경로 채널에서 MSE 수렴성능

Fig. 2. MSE convergence performance in multipath channel under impulsive noise

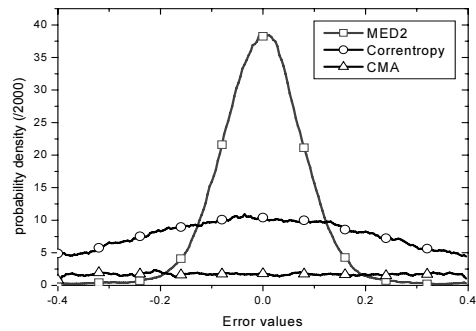


그림 3. 임펄스 잡음하의 다중 경로 채널에서 등화기 에러 분포 비교

Fig. 3. Equalizer-error distribution comparison in multipath channel under impulsive noise

블라인드 등화 알고리즘의 또 다른 평가척도로, 잔여 ISI 수렴성능이 평가되기도 한다. 채널 응답 $\{h_i\}$ 과 등화기 응답 $\{w_i\}$ 의 통합 임펄스 응답을 $\{s_i\}$ 라고 할 때, 잔여 ISI의 정의는 다음과 같다[10].

$$ISI = 10 \log_{10} \frac{\left(\sum |s_d|^2 \right) - |s_{\max}|^2}{|s_{\max}|^2} \quad (26)$$

이 평가척도에서 각 알고리즘은 어떤 특성을 보이는지 알아보기 위해 그림 4에 각 알고리즘의 ISI 수렴 성능을 나타내었다. 통합 임펄스 응답의 잔여 ISI는 CMA 알고리즘의 경우 심볼 시간이 지남에 따라 어느 정도 줄어들다가 심볼 시간 1000부터 다시 증가하는 양상을 보이고 있다. 한편, 코렌트로피 알고리즘과 MED2 알고리즘은 잔여 ISI가 안정되게 계속 줄어드는 모습을 보이고 있다. 그러나 수렴 후 잔여 ISI에 대해 비교해 보면, 코렌트로피 알고리즘이 보여준 성능보다 MED2 알고리즘이 보여준 성능은 약 15dB 이상 향상된 특성을 보이고 있다.

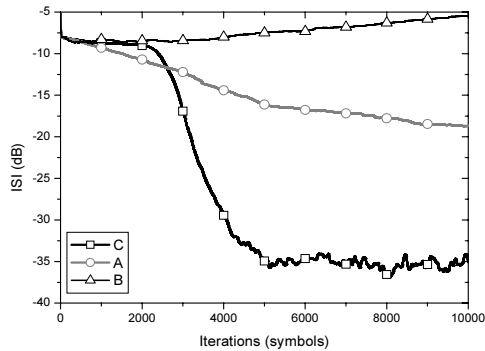


그림 4. 임펄스 잡음하의 다중 경로 채널에서 ISI 수렴성능

Fig. 4. ISI convergence performance in multipath channel under impulsive noise

IX. 결 론

수중 채널은 심각한 임펄스성 잡음을 보이며, 임펄스 잡음과 함께 다중경로에 의한 급변하는 시변 채널의 특성을 가진다. 이러한 채널 보상을 위해 적응등화신호처리 기술이 사용되며, 특히 훈련 시퀀스가 필요 없는 블라인드 등화 적응신호처리 기술이 아주 유용하다. 그런데, MSE 기반의 블라인드 알고리즘으로 잘 알려진 CMA는 임펄스 잡음 환경에서 다중경로 채널을 보상하지 못하는 현상을 보였다.

이에, ITL 학습방법에 기반을 두고 부분응답시스템에서 제안되었던 코렌트로피 등화알고리즘은 일반적 변조방식인 PAM에서, CMA 보다는 나은 성능을 보이는 것으로 관찰되었으나 그 성능이 만족스럽지 못한 것으로 나타났다.

한편, 일반적 가우시안 잡음에 대해서만 연구되었던 델타함수열을 이용한 PDF거리 최소화 방법은, 이러한 임펄스 잡음 문제와 블라인드 등화문제를 동시에 해결하여 임펄스 잡음에 대해 강인성을 이론적 분석과 함께 시뮬레이션 환경에서 모두 확인할 수 있었다.

따라서 임펄스 잡음과 함께 다중경로에 의한 급변하는 시변 채널의 특성을 가진 실제 수중 통신 시스템에 델타함수열을 이용한 PDF거리 최소화 알고리즘이 적용될 경우, 탁월한 블라인드 등화 성능을 보일 것으로 판단된다.

참고문헌

- [1] M. Chitre, S. Shahabudeen, and M. Stojanovic, "Underwater Acoustic Communications and networking: Recent Advances and Future Challenges", *Acoustic Research Laboratory, National University of Singapore, Massachusetts Institute of Technology, Spring, 2008.*
- [2] J. A. Catipovic, *Spatial diversity processing for underwater acoustic telemetry*, United States Patent 5559757, 1996.
- [3] J. A. Catipovic and L. E. Freitag, "High Data Rate Acoustic Telemetry for Moving ROVS in a Fading Multipath Shallow Water Environment", *Proceedings of the Symposium on Autonomous Underwater Vehicle Technology*, pp. 296-303, 1990.
- [4] J. Wang, H. Huang, C. Zhang and J. Guan, "A Study of the Blind Equalization in the Underwater Communication," *WRI Global Congress on Intelligent Systems*, vol. 3, pp.122-125, 2009.
- [5] L. M. Garth, "A dynamic convergence analysis of blind equalization algorithms," *IEEE Trans. Comm.*, vol. 49, pp. 624-634, April 2001.
- [6] F. Mazzenga, "Channel estimation and equalization for

- M-QAM transmission with a hidden pilot sequence," *IEEE Trans. Broadcasting*, vol. 46, pp. 170-176, June 2000.
- [7] J. C. Principe, D. Xu and J. Fisher, "Information Theoretic Learning," in: S. Haykin, *Unsupervised Adaptive Filtering*, Wiley, New York, vol. I, pp. 265-319, 2000.
- [8] D. Erdogmus, Y. Rao and J. C. Principe, "Supervised Training of Adaptive Systems with Partially Labeled Data," *Proceedings of the International Conference on ASSP*, pp. v321-v324, Apr. 2005.
- [9] J. R. Treichler and B. Agee, "A new approach to multipath correction of constant modulus signals," *IEEE Trans. ASSP.*, vol. ASSP-31, pp. 349-372, Nov. 1983.
- [10] I. Santamaria, P. P. Pokharel, and J. C. Principe, "Generalized correlation function: Definition, properties, and application to blind equalization," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 54, pp. 2187-2197, June 2006.
- [11] N. Kim, K. H. Jeong and L. Yang, "Euclidian Distance Minimization of Probability Density Functions for Blind Equalization," *Journal of Communications and Networks*, Submitted, 2010.
- [12] B. Aazhang and H. V. Poor, "Performance of DS/CDMA communications in impulsive channels-Part II: Hard-limiting correlation receivers," *IEEE Trans. Comm.*, vol. 36, pp. 88-97, Jan. 1988.
- [13] S. Miyamoto, M. Katayama and N. Morinaga, "Receiver design using the dependence between quadrature components of impulsive radio noise," *IEICE Trans. Comm.*, vol. J77-B-II, pp. 63-73, Feb. 1994.
- [14] K. Koike and H. Ogiwara, "Application of Turbo TCM codes for impulsive noise channel," *IEICE Trans. Fundamentals*, vol. E81-A, pp. 2032-2039, Oct. 1998.
- [15] J. G. Proakis, *Digital Communications*, McGraw-Hill, 1989.
- [16] K. S. Vastola, "Threshold detection in narrow band non-Gaussian noise," *IEEE Trans. Comm.*, vol. 32, pp. 134-139, Feb. 1984.



김남용(Namyong Kim)

1986,1988,1991: 연세대학교
전자공학과 공학사, 석사, 박사
1992-1998: 관동대학교 부교수
1998-현재:강원대학교 공학대학
전자정보통신공학부 교수

※ 관심분야 : Adaptive equalizer algorithms, Odour sensing systems algorithms