

# 충격성 잡음이 있는 수중 통신 채널의 적응 등화를 위한 확률밀도함수 정합 알고리즘

종신회원 김 남 용\*

## Adaptive Equalization using PDF Matching Algorithms for Underwater Communication Channels with Impulsive Noise

Namyong Kim\* *Lifelong Member*

요 약

이 논문에서는 다중경로 특성과 충격성 잡음이 있는 수중 통신 채널에 대해 확률밀도함수 정합 방법에 근거한 적응등화 알고리즘을 소개하고 결정 궤환을 적용한 확률밀도함수 정합 알고리즘을 제안하였다. 기존의 제곱평균오차 기반의 최소평균제곱 (LMS) 알고리즘은 수중통신 채널의 충격성 잡음과 다중경로 채널을 보상하지 못하는 현상을 보였다. 충격성 잡음에 효과적인 면역성을 보인 선형 확률밀도함수 정합 알고리즘도 열악한 다중경로 환경에서는 만족스럽지 못한 성능을 나타냈다. 한편, 제안한 결정 궤환 구조의 비선형 확률밀도함수 정합 알고리즘은 수중 통신 채널의 다중경로 특성과 충격성 잡음에 대해 탁월한 강인성을 가짐을 모의실험을 통해 입증되었다.

**Key Words** : Impulsive noise, multipath, underwater communication channel, PDF matching algorithm, decision-feedback

ABSTRACT

In this paper, a supervised adaptive equalization algorithm based on probability density function (PDF) matching method is introduced and its decision-feedback version is proposed for underwater communication channels with strong impulsive noise and severe multipath characteristics. The conventional least mean square (LMS) algorithm based on mean squared error (MSE) criterion has shown to be incapable of coping with impulsive noise and multipath effects commonly shown in underwater communications. The linear PDF matching algorithm, which shows immunity to impulsive noise, however, has revealed to yield unsatisfying performance under severe multipath environments with impulsive noise. On the other hand, the proposed nonlinear PDF matching algorithm with decision feedback proves in the simulation to possess superior robustness against impulsive noise and multipath characteristics of underwater communication channels.

### I. 서 론

수중 통신 채널은 정규 잡음 외에도 심각한 충격성 잡음과 열악한 다중경로 채널의 특성을 가지므로 수중 통신에 등화기가 필요하다<sup>[1]</sup>. 그러나 이러한 상황에서 일반 등화기는 수렴이 되지 않거나 매우 늦는 수

렴상태를 보이며 급변하는 채널 특성 변화를 적절히 보상하지 못해 큰 오류를 일으킨다<sup>[2]</sup>. 또한 수중통신 채널은 긴 지연 확산과 높은 도플러 확산을 가지므로 결정궤환 등화기가 효과적이다. 그러나 결정궤환 등화기 루프내에서 오류가 발생하면 되먹임에 의해 오류가 계속해서 다음 심볼 판정에 전파된다. 이를 막기

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

논문번호 : KICS2011-01-076, 접수일자 : 2011년 1월 31일, 최종논문접수일자 : 2011년 10월 10일

위해 선형 오류 수정(feedforward error correction, FEC)와 터보 복호기가 추가적으로 필요하다 터보 복호기는 채널의 길이에 따라 연산량이 지수적으로 복잡해진다<sup>3)</sup>. 즉, 일반적인 등화 알고리즘으로는 충격성 잡음에 의한 오류 전파 현상을 극복하는데 많은 어려움이 있다.

평균제곱오차 (mean squared error, MSE)에 기반의 문제점을 극복하고자 최근 확률밀도함수 (probability density function, PDF)와 엔트로피, 정보 포텐셜을 기반으로 만들어진 정보 이론적 학습방법 (information theoretic learning, ITL)이 개발되었다<sup>4)</sup>. 한편 논문 [5]에 정보 이론적 학습방법의 문제점을 보완한 새로운 확률밀도함수 정합 알고리즘이 개발되어 생체 신호처리에 성공적으로 적용된 바 있다.

이 논문에서는 확률밀도함수 정합 방법에 기반을 두면서, 원하는 신호의 확률밀도함수 구축을 위한 Parzen 방법<sup>6)</sup>에 훈련 심볼열 (training symbols)을 사용하는 선형 알고리즘과 이 알고리즘에 결정 궤환 방식을 적용한 비선형 알고리즘을 제안하고 천해역에 대한 실측 채널 데이터에 기반을 둔 채널등화 모의실험을 통해 그 성능을 입증하고자 한다.

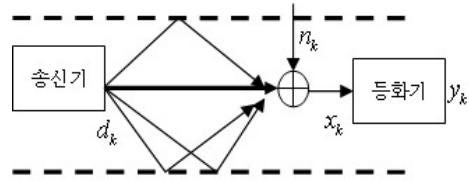
## II. 다중경로 수중 통신 채널과 충격성 잡음

송신기의 충격성 응답과 채널의 충격 응답, 그리고 수신기 정합필터의 충격 응답까지 포괄하는 전체 다중 경로 채널 모형을  $H(z)$  으로 나타내고 이산신호로 표현된 송신 심볼  $d_k$ 와 등화기의 수신신호  $x_k$ 에 대한  $z$ -변환을 각각  $D(z)$ 과  $X(z)$ 이라 할 때,  $X(z)$ 은 다음과 같이 표현된다 (여기서  $k$ 는 심볼 시간을 나타내며,  $T$  시간마다 심볼이 전송된다).

$$X(z) = D(z)H(z) \tag{1}$$

이 때,  $H(z)$ 의  $h_0, h_1, h_2 \dots$  등은 그림 1에 나타낸 바와 같이 전파 경로의 감쇄정도가 되며,  $U$ 는 전파 경로 수이고 아래 첨자는 심볼 시간으로 나타낸 지연 시간이 된다.

다중경로에 따라 지연과 감쇄를 거쳐 수신된  $U$ 개의 신호들이 서로 중첩되고 잡음이 더해져서 수신 신호  $x_k$ 가 된다. 수중 통신 채널에 더해지는 잡음은 배경잡음이 되는 정규 잡음  $n_{GN,k}$  과 충격성 잡음 이 더해진 잡음으로 나타난다.



$$H(z) = h_0 + h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + \dots + h_U z^{-U}$$

그림 1. 수중통신 채널에 대한 통신 시스템 모형  
Fig. 1 Transmission system with underwater communication channel model

$$n_k = n_{GN,k} + n_{IN,k} \tag{2}$$

$$x_k = \sum_{i=0}^U h_i d_{k-i} + n_{GN,k} + n_{IN,k} \tag{3}$$

배경 잡음이 되는 정규분포 잡음의 분산은  $\sigma_{GN}^2$  이며 확률밀도함수는 다음과 같다.

$$f_{GN}(\xi) = \frac{1}{\sigma_{GN} \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{\xi^2}{2\sigma_{GN}^2}\right] \tag{4}$$

충격성 잡음은 포아송 과정 (Poisson process) 에 따라 발생하며 정보 심볼 지속시간당 평균 포아송 충격성 발생 빈도는  $\epsilon$ 로 정의한다. 또한 충격성 잡음의 진폭 분포는 분산  $\sigma_{IN}^2$ 을 가지는 정규 형태이며 다음과 같이 표현된다.

$$f_{IN}(\xi) = (1 - \epsilon) \cdot \delta(\xi) + \frac{\epsilon}{\sigma_{IN} \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{\xi^2}{2\sigma_{IN}^2}\right] \tag{5}$$

여기서  $\delta(\xi)$ 는 디락 충격함수를 나타낸다.

전체 잡음의 확률밀도함수는 식(3)과 식(4)의 합성곱 (convolution) 과정을 통해 얻어진다<sup>7)</sup>. 이렇게 얻어진 전체 잡음신호의 확률밀도함수는 다음과 같으며 이 잡음 모형은 여러 응용분야에서 많이 사용되고 있다<sup>8)</sup>.

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

여기서  $\epsilon < 1, \quad \sigma_1 = \sigma_{GN}$  ,

$$\sigma_2 = \sqrt{\sigma_{GN}^2 + \sigma_{IN}^2}, \sigma_1^2 \ll \sigma_2^2 \quad (6)$$

### III. 적응 등화를 위한 최소 평균 제곱 알고리즘

선형 탭 지연선 (tapped delay line, TDL)으로 수신 단 등화기를 구성할 때 가중치 탭  $\{w_i\}$ 이 무한개라고 가정하면, 식(3)의 송신 심볼  $d_k$ 를 추정하는 등화기의 출력신호  $y_k$ 는 다음과 같다.

$$y_k = \sum_{i=-\infty}^{\infty} w_i x_{k-i} \quad (7)$$

유한개의 탭을 사용할 경우,  $W_k$ 는  $L$ 개의 가중치 탭들로 구성된 가중치 벡터이며 등화기 출력신호  $y_k$ 는 입력 신호벡터  $X_k = [x_k, x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-L+1}]^T$ 에 대해 다음과 같이 표현된다.

$$y_k = W_k^T X_k \quad (8)$$

오차신호는 송신 심볼 또는 훈련열의 해당 심볼과 등화기 출력의 차이로 표현되며 일반적인 성능 기준으로 다음과 같이 오차 전력을 최소화하는 평균제곱오차가 쓰인다.

$$MSE = E[e_k^2] \quad (9)$$

$$e_k = d_k - y_k \quad (10)$$

한편, 오차 전력에 대한 기대치를 취하는 대신 순시 오차 전력  $e_k^2$ 을 사용하고, 최소화 과정을 통해 다음과 같은 최소평균제곱 (least mean square, LMS) 알고리즘을 얻는다<sup>7)</sup>.

$$\begin{aligned} W_{K+1} &= W_k - \mu_{LMS} \frac{\partial e_k^2}{\partial W} \\ &= W_k + 2\mu_{LMS} e_k X_k \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 수렴상수  $\mu_{LMS}$ 는 수렴 속도와 안정도를 관장하는 상수이다.

### IV. 훈련열을 사용한 확률밀도함수 정합 알고리즘

두 확률밀도함수를 정합시키는 방법 중의 하나로

확률밀도함수 차이를 제공하여 적분한 량을 기준으로 한다<sup>5)</sup>. 적응등화에 적용하기위해,  $f_d$ 를 훈련열 심볼이 가지는 확률밀도함수로 만들고  $f_y$ 를 등화기 출력신호 확률밀도함수로 만들면 다음과 같이 확률밀도함수 정합 알고리즘의 기준이 만들어질 수 있다.

$$\int (f_d(\xi) - f_y(\xi))^2 d\xi = \int f_d^2(\xi) d\xi + \int f_y^2(\xi) d\xi - 2 \int f_d(\xi) f_y(\xi) d\xi \quad (12)$$

이 기준의 확률밀도함수 구축을 위해  $N$  개로 구성된 한 블록의 훈련열 심볼  $D_N = \{d_1, d_2, \dots, d_N\}$ 과 출력  $Y_N = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$ 을 Parzen 방법<sup>8)</sup>에 활용하며 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$f_d(\xi) \cong \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_{\sigma}(\xi - d_i) \quad (13)$$

$$f_y(\xi) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_{\sigma}(\xi - y_i) \quad (14)$$

여기서  $G_{\sigma}(\xi) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{\xi^2}{2\sigma^2})$ 는 커널 크기  $\sigma$ , 평균이 0 인 정규 커널 (Gaussian kernel) 이다.

한편 두 확률밀도함수의 곱에 대한 적분은 이 커널의 특성상 합성곱 과정으로 표현되어 다음과 같이 정리된다.

$$\int f_d^2(\xi) d\xi = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - d_i) \quad (15)$$

$$\int f_y^2(\xi) d\xi = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \quad (16)$$

$$\int f_d(\xi) f_y(\xi) d\xi = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \quad (17)$$

여기서 식(15)는 등화기 가중치의 영향과 무관하므로 상수로 취급될 수 있다. 따라서 식(16)과 (17)로 구성된 비용함수를 얻게 된다.

$$C(W) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) - 2G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i)] \quad (18)$$

이 비용함수에 수렴 상수로서 수렴상수 를 도 입하고 최소화하면 다음과 같은 등화기 가중치 갱신 식을 얻게 된다.

$$W_{new} = W_{old} - \mu_{PMA} \frac{\partial C(W)}{\partial W} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial C(W)}{\partial W_k} &= \frac{1}{2N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k (y_j - y_i) \\ &\quad \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \cdot (X_i - X_j) \\ &- \frac{1}{N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N (d_j - y_i) \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \cdot X_i \end{aligned} \quad (20)$$

훈련열 심볼을 이용한 이 확률밀도함수 정합 알고리즘인 (19)와 (20)의 명칭을 편의상 이 논문에서는 확률밀도함수 정합 알고리즘 (PDF matching algorithm, PMA) 로 하고자 한다.

식(11)의 최소평균제곱 알고리즘은 충격성 잡음을 받은 순간에 발생하는 큰 오차전압  $e_k = d_k - y_k$ 에 의해 차기 가중치가 현 가중치에서 과다하게 벗어나도록 갱신되지만 식(20)의 확률밀도함수 정합 알고리즘은 큰 오차전압이  $G_{\sigma}(\cdot)$ 의 커널 크기  $\sigma$ 가 주는 제한에 의해 자동으로 제거됨을 알 수 있다.

한편, 최소평균제곱 알고리즘과 확률밀도함수 정합 알고리즘 모두 선형 필터 구조의 선형 탭 지연선에 적용된다. 이것은 심각한 심볼간 간섭을 효율적으로 제거할 수 없음을 의미한다. 이에 이 논문에서는 비선형 필터에도 적용되어 강한 다중경로 심볼간 간섭까지 극복할 수 있도록, 결정제한 확률밀도함수 정합 알고리즘을 제안하고자 한다.

### V. 결정 제한 확률밀도함수 정합 알고리즘

결정 제한 구조에 의한 비선형 입출력 관계를 나타 내면 다음과 같다<sup>[7]</sup>.

$$y_k = \sum_{p=0}^{P-1} w_{k,p}^F x_{k-p} + \sum_{q=0}^{Q-1} w_{k,q}^B \hat{d}_{k-q-1} \quad (21)$$

여기서  $\{w_{k,0}^F, w_{k,1}^F, w_{k,2}^F, \dots, w_{k,P-1}^F\}$ 는 전방 가중치 벡터  $W_k^F$ 의  $P$ 개로 구성된 전방 필터의 가중치들이고  $\{w_{k,0}^B, w_{k,1}^B, w_{k,2}^B, \dots, w_{k,Q-1}^B\}$ 는 후방 가중치 벡터  $W_k^B$ 의 요소들이며 그 개수는  $Q$ 로 한다. 또한  $\hat{d}_k$ 는 등화기 출력이 판정기 (decision device)를 통과한 값이며  $Q$ 개

의 요소들로 구성된 판정 벡터는  $\hat{D}_{k-1} = [\hat{d}_{k-1}, \hat{d}_{k-2}, \dots, \hat{d}_{k-Q}]$ 로서 후방 필터에 되먹임된다.

전후방 가중치들은 식 (18)의  $C(W)$ 가 최소화되도록 갱신될 수 있다.

$$W_{new}^F = W_{old}^F + \mu_{PMA-DF} \frac{\partial C(W)}{\partial W^F} \quad (22)$$

$$W_{new}^B = W_{old}^B + \mu_{PMA-DF} \frac{\partial C(W)}{\partial W^B} \quad (23)$$

전방 가중치에 대한 비용함수 기울기는 다음과 같이 구해진다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial C(W)}{\partial W^F} &= \frac{1}{2N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k (y_j - y_i) \\ &\quad \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \cdot \left( \frac{\partial y_i}{\partial W^F} - \frac{\partial y_j}{\partial W^F} \right) \\ &- \frac{1}{N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N (d_j - y_i) \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \cdot \frac{\partial y_i}{\partial W^F} \\ &= \frac{1}{2N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k (y_j - y_i) \\ &\quad \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \cdot (X_i - X_j) \\ &- \frac{1}{N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N (d_j - y_i) \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \cdot X_i \end{aligned} \quad (24)$$

여기서  $N \geq P$ 이다. 또한  $N \geq Q$ 인 조건하에 후방 가중치에 대한 비용함수 기울기는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial C(W)}{\partial W^B} &= \frac{1}{2N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k (y_j - y_i) \\ &\quad \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \cdot \left( \frac{\partial y_i}{\partial W^B} - \frac{\partial y_j}{\partial W^B} \right) \\ &- \frac{1}{N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N (d_j - y_i) \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \cdot \frac{\partial y_i}{\partial W^B} \\ &= \frac{1}{2N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=k-N+1}^k (y_j - y_i) \\ &\quad \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(y_j - y_i) \cdot (\hat{D}_{j-1} - \hat{D}_{i-1}) \\ &- \frac{1}{N^2\sigma^2} \sum_{i=k-N+1}^k \sum_{j=1}^N (d_j - y_i) \cdot G_{\sigma\sqrt{2}}(d_j - y_i) \cdot \hat{D}_{i-1} \end{aligned} \quad (25)$$

식(22)-(25)로 표현되는 결정 제한 알고리즘의 명칭을 편의상 이 논문에서는 결정제한 확률밀도함수 정

합 알고리즘(PMA with decision feedback, PMA-DF)로 하겠다.

### VI. 모의실험 결과 및 성능비교

수중 통신의 변조 방식은 진폭변조, 주파수변조와 위상변조 방식이 있다. 진폭변조 방식은 깊은 바다에서 경로가 단순하고 반사가 적은 수중통신에 사용된다. 주파수변조 방식은 다중 진폭변조에 주로 사용된다<sup>9)</sup>. 현재 많은 수중통신에서 직교위상변조(QPSK) 방식이 쓰이고 있으나 이 모의실험에서는 실수 형태로 개발된 알고리즘의 특성상, 4개의 심볼점으로 -3, -1, +1, +3을 사용하는 다중 진폭변조에 대해 성능을 평가하였다.

천해역에 대한 실측 데이터 연구 논문<sup>9)</sup>에 따르면, 수집된 신호에는 많은 충격성 잡음이 관찰되었고 1.4 km 거리에서 크게 구분되는 3개의 경로가, 2.9 km 거리에서는 2개의 구분되는 경로가, 그리고 4.7 km 거리에서는 2 심볼 정도의 폭으로 경로 하나가 관찰되었다.

이 논문의 모의실험에서는 논문<sup>9)</sup>의 가장 열악한 환경인 1.4 km 거리에서 실측된 채널 충격성 응답을 사용하였다. 즉, 지연시간 0, 2T, 4T에 대해 전력=1로 정규화된 충격성응답 탭 값이 각각 0.798, 0.543, 0.259인 채널에 대해 모의실험을 하였다.

통합 잡음은 그 확률밀도함수가 식(6)에 맞도록 생성되며 충격성 발생 빈도지수  $\epsilon = 0.03$ , 배경 정규 잡음의 분산  $\sigma_1^2 = \sigma_{GN}^2 = 0.001$  그리고 충격성 잡음이 존재하는 통합 잡음의 분산은 50.001 ( $\sigma_2^2 = \sigma_{GN}^2 + \sigma_{IN}^2 = 50.001$ )로 하였다. 이러한 환경에서 각 등화 알고리즘의 오차신호가 그리는 평균제곱오차 (MSE) 수렴곡선과 오차 분포 곡선을 성능지수로 하여 각 알고리즘의 성능을 그림 2와 3에서 분석하였다.

그림 2는 평균제곱오차 수렴 성능을 비교하였다. 선형 등화기의 탭 수는 11로 하였고, 결정 제한 등화기의 전방 탭 수  $P = 7$ 로, 후방 탭 수  $Q = 4$ 로 하였다. 최소평균제곱 알고리즘과 결정제한 최소평균제곱 알고리즘의 수렴상수는 0.002로 하였다. 확률밀도함수 정합 알고리즘과 결정제한 확률밀도함수 정합 알고리즘의 수렴상수는 0.01로, 커널 크기는 0.6,  $N=24$ 로 하였다. 이 상수 값들은 가장 낮은 정상상태 평균제곱오차 값을 보이는 값들로 선택하였다.

그림2에서 최소평균제곱 알고리즘은 정상상태 평균제곱오차가 -5 dB 정도, 결정제한 최소평균제곱 알

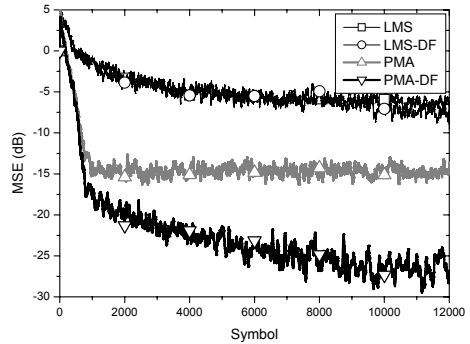


그림 2. 충격성 잡음하의 수중통신 채널에서 평균제곱오차 수렴성능  
Fig. 2. 평균제곱오차 convergence performance in the underwater multipath channel under impulsive noise

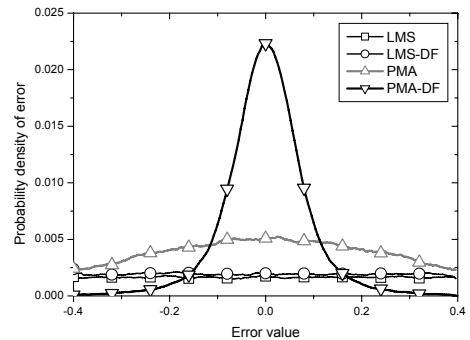


그림 3. 충격성 잡음하의 수중통신 채널에서 등화기 오차 분포 비교  
Fig. 3. Equalizer-error distribution comparison in multipath channel under impulsive noise

고리즘은 -7dB 정도로서 최소평균제곱 알고리즘에 대해 실험한 논문<sup>9)</sup>과 매우 유사한 결과이다. 반면에 확률밀도함수 정합 알고리즘의 정상상태 평균제곱오차는 약 -15 dB를 보여 최소평균제곱 알고리즘과 비교했을 때, 약 10 dB의 성능 향상을 나타내고 있다. 이것은 확률밀도함수 정합 알고리즘이 충격성 잡음에 매우 강한 특성을 가지고 있음을 보여준다. 한편 결정 제한 확률밀도함수 정합 알고리즘은 -27 dB 정도의 정상상태 평균제곱오차를 나타내었다. 이 추가로 향상된 12 dB는 결정제한에 의한 성능향상으로서, 충격성 잡음에 대한 강인성과 결정제한에 의한 추가 심볼간 간섭 제거 특성이 잘 보완된 결과로 보인다. 그림 4의 오차 분포 비교를 보면, 최소평균제곱 알고리즘과 결정제한 최소평균제곱 알고리즘 모두 오차 값들이 넓게 분산된 분포이나 확률밀도함수 정합 알고리즘은 대체로 종 모양의 오류 확률분포를 보이고 있으나, 결정제한 확률밀도함수 정합 알고리즘의 오차 값들은 0

에 매우 집중되어 나타나 있음을 알 수 있다.

## VII. 결 론

강한 충격성 잡음과 함께 다중경로에 의한 심볼간 간섭을 가지는 수중 통신 채널 환경에 대처하기 위해 빠르게 수렴하며 낮은 정상상태 평균제곱오차 값을 가지는 적응신호처리 기술이 필요하다. 대표적인 평균 제곱오차 기반의 최소평균제곱 알고리즘과 결정제한 최소평균제곱 알고리즘 모두 충격성 잡음이 혼재하는 수중 통신 채널에 대해 대단히 열악한 성능을 보였다. 그러나 확률밀도함수 정합 방법에 근거한 등화 알고리즘인 확률밀도함수 정합 알고리즘은 수중 통신 채널의 충격성 잡음에 강인한 특성을 보였다. 그러나 선형 알고리즘으로는 보다 열악한 다중 경로 환경을 극복하기에 어려움이 있음을 알 수 있었다. 한편, 이 논문에서 제안한 결정제한 확률밀도함수 정합 알고리즘은 수중 통신 채널의 충격성 잡음 뿐 아니라 매우 열악한 다중경로 환경에도 만족할 만한 성능을 나타내었다.

따라서 실제 수중 통신 시스템에 결정 제한 구조의 확률밀도함수 정합 알고리즘이 적용될 경우, 잡음 및 다중 경로에 대한 우수한 강인성을 보일 것으로 판단된다. 향후 연구 과제로 현재 수중통신 변조방식으로 사용되는 직교위상변조 방식을 적용하기 위해 이 알고리즘의 복소화에 대한 연구가 필요하다.

## 참 고 문 헌

[1] X. Ma, G. Qiao and C. Zhao, "The OFDM underwater communication frequency equalization based on LMS algorithm and pilot sequence," *Proc. WiCom 2009*, pp.1-4, Beijing, China, Sept. 2009.

[2] M. Chitre, S. Shahabudeen and M. Stojanovic, "Underwater acoustic communications and networking: recent advances and future challenges," *Marine Technology Society Journal*, Vol.42, No.1, pp.103-116, 2008.

[3] 김남리, 정재학, "수중 통신의 국내의 동향 및 채널환경 특성," *한국인터넷방송통신TV학회 논문지*, 제9권, 5호, 243-247쪽, 2009년, 5월.

[4] J. Principe, D. Xu and J. Fisher, "Information theoretic learning," in: S. Haykin, *Unsupervised Adaptive Filtering*, Wiley, New York, Vol.I, pp.

265-319, 2000.

- [5] K. Jeong, J. Xu, D. Erdogmus and J. Principe, "A new classifier based on information theoretic learning with unlabeled data," *Neural Networks*, Vol.18, pp.719-726, 2005.
- [6] E. Parzen. "On the estimation of a probability density function and the mode," *Annals of Math. Stats.*, pp.1065-1076, 1962.
- [7] J. Proakis, *Digital Communications*, McGraw-Hill, 2nd Edition, 1989.
- [8] 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.
- [9] 김승근, 김시문, 윤창호, 임용곤, "천해역 취득 데이터틀 이용한 수중음향통신 수신기 성능분석," *한국음향학회지*, 제29권, 5호, 303-313쪽, 2010년, 5월.

김 남 용 (Namyong Kim)

중신회원



1988년 2월 연세대학교 전자공학과 공학석사  
1991년 8월 연세대학교 전자공학과 공학박사  
1992년 8월~1998년 2월 관동대학교 전자통신공학과 부교수  
1998년 3월~현재 강원대학교

공학대학 전자정보통신공학부 교수

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