

비선형 블라인드 채널등화를 위한 퍼지 클러스터 알고리즘의 성능개선

Performance Improvement on Fuzzy C-Means Algorithm for Nonlinear Blind Channel Equalization

박성대, 한수환

동의대학교 영상정보대학 멀티미디어공학과
부산광역시 부산진구 가야동 산24번지
Tel:051-890-1690, Fax:051-890-1987, E-mail:63405@deu.ac.kr

요약

본 논문에서는 비선형 블라인드 채널등화기의 구현을 위하여 개선된 퍼지 클러스터(Modified Fuzzy C-Means: MFCM) 알고리즘을 제안한다. 제안된 MFCM은 기존의 유클리디언 거리 값 대신 Bayesian Likelihood 목적함수(fitness function)를 이용하여 비선형 채널의 출력으로 수신된 데이터들로부터 최적의 채널 출력 상태값(optimal channel output states)을 추정한다. 이렇게 추정된 채널 출력 상태 값들로 비선형 채널의 이상적인 채널 상태(desired channel states) 벡터들을 구성하고 이를 Radial Basis Function(RBF) 등화기의 중심(center)으로 활용함으로써 송신된 데이터 심볼을 찾아낸다. 실험에서는 무작위 이진 신호에 가우스 노이즈를 추가한 데이터를 사용하여 하이브리드 유전자 알고리즘 (GA merged with simulated annealing (SA): GASA)과 그 성능을 비교 하였으며, 제안된 MFCM을 이용한 등화기가 GASA를 활용한 것 보다 상대적으로 정확도와 속도 면에서 우수함을 보였다.

Abstract

In this paper, a modified Fuzzy C-Means (MFCM) algorithm is presented for nonlinear blind channel equalization. The proposed MFCM searches the optimal channel output states of a nonlinear channel from the received symbols, based on the Bayesian likelihood fitness function instead of a conventional Euclidean distance measure. Next, the desired channel states of a nonlinear channel are constructed with the elements of estimated channel output states, and placed at the center of a Radial Basis Function (RBF) equalizer to reconstruct transmitted symbols. In the simulations, binary signals are generated at random with Gaussian noise. The performance of the proposed method is compared with that of a hybrid genetic algorithm (GA merged with simulated annealing (SA): GASA), and the relatively high accuracy and fast searching speed are achieved.

Keywords : blind equalization, modified fuzzy c-means, nonlinear channel.

1. 서론

디지털 통신 시스템에서는 데이터 신호가 일정한 주기로 송신되고, 제한된 채널 대역과 다경로(multipath) 송신 방법에 의한 시간 분산(time dispersion)은 수신된 신호간의 겹침(overlapping)을 초래하는데, 이러한 것을 심볼과 심볼 사이의 간섭(inter-symbol interference: ISI)이라고 한다. 이때 부호간 간섭은 비트 오류 혹은 심볼 오류를

증가시킴과 동시에 전송속도를 제한함으로써 수신 단에서 올바른 신호를 복원하는데 많은 어려움을 야기 시키는 중요한 원인이다. 채널 등화기(channel equalizer)의 역할은 이러한 왜곡을 제거하여 심볼 간 간섭의 영향을 줄이고, 송신 측의 원래신호를 복원하는데 있다. 게다가 고속 통신에서 종종 발생하는 비선형 ISI는 비선형 통신시스템의 모든 성능을 저하 시킨다 [1]. 따라서 이러한 비선형 ISI를 극복하고 고속 통신을 가능하게 하

기 위해서는 비선형 채널 등화가 필수적이다.

일반적인 채널 등화 방법은 데이터를 송신하기 전에 수신 측과 정해진 기준 신호열(reference signal)을 송신하고, 수신 측에서는 송신 측의 기준 신호열과 동기된 신호를 이용하여 채널 특성 정보(channel impulse response characteristics)를 얻고, 이에 따라 등화기 계수를 초기화한 후 결정 지향(decision-directed) 방식으로 전환하여 송신 신호를 복원한다. 이와는 대조적인 방법으로 소위 블라인드 채널 등화라고 불리는 방법은 기준 신호열 없이 채널 등화가 이루어지는 방법으로서 그 우수성 때문에 지난 몇 년 동안 많은 연구가 이루어져 왔다 [2][3].

그러나 블라인드 채널 등화에 관한 연구 중 소수의 논문에서만 비선형 채널 모델을 다루어 왔다. 그 중 Volterra kernels [4] 또는 Maximum likelihood (ML) [5] 방법들을 이용한 비선형 채널의 추정이나 그 대표적인 논문이라 할 수 있다. 하지만 Volterra kernels를 이용한 접근방법은 그 계산 과정의 복잡성으로 인하여, 그리고 ML의 접근 방법은 채널 계수를 추정하기 위해 비선형 채널 구조에 대한 사전 지식이 필요로 한다는 점들이 문제점으로 제기되어 왔다. 그 외에도 다층 퍼셉트론을 이용한 비선형 채널 등화기[6]나 선형 및 비선형 채널 모두에게 적용 가능한 Support Vector(SV) 등화기[7] 등도 최근 연구되었으나 이들 모두 비선형 채널에 대한 사전 지식과 복잡한 계산과정을 요구하고 있다. 이러한 방법들과 비교해서 Lin 등은 상대적으로 비선형 채널 등화기의 구현을 간단히 할 수 있는 방법을 제안하였다[8]. 그들의 논문에서는 비선형 채널의 구조 및 계수를 직접적으로 추정하는 대신에 수신된 신호로부터 최적의 채널 출력 상태 값(optimal channel output states)을 추정하고 이를 이용하여 비선형 채널의 이상적 채널 상태(desired channel states) 벡터를 구성함으로써 송신된 신호를 복원 할 수 있었다. 하지만 이러한 방법에서는 직접적인 비선형 채널의 모델링에 따른 복잡성을 피할 수는 있겠지만 비선형 등화기의 성능이 추정된 채널 출력 상태 값의 정확도와 추정속도에 의해 크게 좌우될 수 있다. Lin 등은 채널의 출력 상태 값을 추정하기 위하여 simplex GA를 제안하였고 최근 연구에서는 simplex GA를 대신하여 hybrid genetic algorithm (GA merged with simulated annealing (SA): GASA)이 제안되어 정확도와 속도 면에서 많은 개선을 이루었다[9]. 하지만 실시간의 적용을 위해서는 여전히 정확도와 추정속도의 지속적 개선이 필요한 상황이다.

본 논문에서는 이러한 문제점들을 극복하기 위하여 클러스터링 알고리즘으로 잘 알려진 퍼지 클러스터 알고리즘(Fuzzy C-Means: FCM)을[10]

블라인드 비선형 채널 등화기의 구현에 적합하게 개선시킨 MFCM을 제안한다. 제안된 MFCM은 비선형 채널의 최적의 출력 상태 값을 상대적으로 높은 정확도와 빠른 속도로 추정할 수 있으며, 이렇게 추정된 채널 출력 상태 값들로 비선형 채널의 이상적 채널 상태 벡터를 구성하였다. 이 채널 상태 벡터를 구조적 효율성과 우수한 인식(recognition)능력을 갖고 있는 RBF 등화기의 중심 값으로 활용함으로써 궁극적으로 강력한 비선형 블라인드 채널 등화기를 구현할 수 있었다. 실험에서는 이렇게 구현된 채널 등화기와 정확도와 속도 면에서 Lin의 simplex GA보다 우수성이 입증된 논문 [9]의 GASA를 이용한 채널 등화기와 의 성능을 상호 비교 분석하였다.

2. RBF 등화기를 이용한 비선형 채널 등화

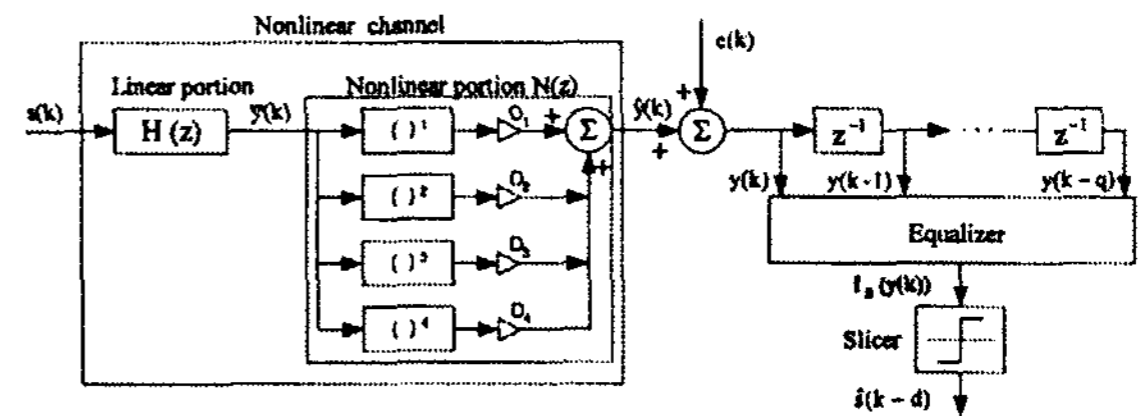


그림 1. 비선형 채널 등화 시스템의 구조

비선형 채널 등화 시스템은 그림 1과 같다. 디지털 신호열 $s(k)$ 는 선형 부분 $H(z)$ 와 비선형 부분 $N(z)$ 로 구성된 비선형 채널을 통하여 전송되며, 식 (1)과 (2)로 표현 할 수 있다.

$$\bar{y}(k) = \sum_{i=0}^p h(i)s(k-i) \quad (1)$$

$$\hat{y}(k) = D_1\bar{y}(k) + D_2\bar{y}(k)^2 + D_3\bar{y}(k)^3 + D_4\bar{y}(k)^4 \quad (2)$$

여기서 p 는 채널 차수, D_i 는 i 번째 비선형 부분의 계수이다. 전송된 신호열 $s(k)$ 는 이진 신호열 $\{\pm 1\}$ 이며 동등하고 독립적인 분포를 가진다고 가정한다. 채널출력에서 화이트 가우시안 잡음 $e(k)$ 가 추가된 최종출력 $y(k)$ 는 식 (3)과 같이 표현 할 수 있다.

$$y(k) = \hat{y}(k) + e(k) \quad (3)$$

만약 q 를 등화기의 차수라고 정의 하면 $M=2^{p+q+1}$ 개의 서로 다른 입력열이 출력 패턴에 영향을 미치며 식 (4)와 같이 정의 할 수 있다.

$$\mathbf{s}(k) = [s(k), s(k-1), \dots, s(k-p-q)] \quad (4)$$

또한 화이트 가우시안 잡음이 추가 되지 않은 등화기의 입력 벡터는 식 (5)와 같이 정의 된다.

$$\hat{\mathbf{y}}(k) = [\hat{y}(k), \hat{y}(k-1), \dots, \hat{y}(k-q)] \quad (5)$$

잡음이 추가 되지 않은 수신 벡터 $\hat{\mathbf{y}}(k)$ 는 식 (6),(7)과 같이 $Y_{q,d}^{+1}$ 와 $Y_{q,d}^{-1}$ 두 개의 패턴으로 나눌 수 있다.

$$Y_{q,d}^{+1} = \{\hat{\mathbf{y}}(k) | s(k-d) = +1\} \quad (6)$$

$$Y_{q,d}^{-1} = \{\hat{\mathbf{y}}(k) | s(k-d) = -1\} \quad (7)$$

등화기의 역할은 잡음이 추가된 수신 신호 $\mathbf{y}(k)$ 를 기반으로 전송 신호 $s(k-d)$ 를 복구 하는 것이다. 여기서 $\mathbf{y}(k)$ 는 화이트 가우시안 잡음이 추가 되어 있으므로 이상적 채널 상태(desired channel states) 벡터를 중심으로 가우시안 분포를 가지며 $s(k-d)$ 의 값을 추정하는 것은 등화기의 입력이 되는 $\mathbf{y}(k)$ 가 두개의 패턴 $Y_{q,d}^{+1}$ 와 $Y_{q,d}^{-1}$ 중, 어디에 속하느냐를 결정짓는 패턴인식 문제로 생각할 수 있다. 그러므로 최적의 등화를 위해 베이즈 결정 이론(Bayes decision theory) [11]을 적용할 수 있으며, 식 (8)과 (9)로 표현 될 수 있다.

$$f_B(\mathbf{y}(k)) = \sum_{i=1}^{n_s^+} \exp(-\|\mathbf{y}(k) - \mathbf{y}_i^{+1}\|^2 / 2\sigma_e^2) - \sum_{i=1}^{n_s^-} \exp(-\|\mathbf{y}(k) - \mathbf{y}_i^{-1}\|^2 / 2\sigma_e^2) \quad (8)$$

$$\hat{s}(k-d) = \text{sgn}(f_B(\mathbf{y}(k))) = \begin{cases} +1, & f_B(\mathbf{y}(k)) \geq 0 \\ -1, & f_B(\mathbf{y}(k)) < 0 \end{cases} \quad (9)$$

\mathbf{y}_i^{+1} 와 \mathbf{y}_i^{-1} 는 각각 $Y_{q,d}^{+1}$, $Y_{q,d}^{-1}$ 을 나타내는 이상적 채널 상태 벡터들이며 그 갯수는 n_s^+ , n_s^- 이고 σ_e^2 는 가우시안 잡음의 분산 값이다. 비선형 채널의 채널 상태 벡터들인 \mathbf{y}_i^{+1} 와 \mathbf{y}_i^{-1} 는 채널 출력 상태 값(channel output states)들로 구성되어 질 수 있으며 그 관계는 3 장에 소개 되어 있다. 본 논문에서는 식 (8)에서 표현된 최적의 베이즈 결정 이론을 RBF 네트워크로 구현하였다. 일반적인 RBF 신경망의 출력 $f(\mathbf{x})$ 는 식 (10)으로 표현 될 수 있다[12].

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \omega_i \Phi\left(\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|^2}{\rho_i}\right) \quad (10)$$

여기서 n 은 은닉노드의 개수, \mathbf{c}_i 는 RBF 중심벡터, ρ_i 는 i 번째 노드의 폭, ω_i 는 가중치이다. 식 (10)의 비선형 함수 $\Phi(x)$ 를 지수함수 $\exp(-x)$ 로, ρ_i 는 $2\sigma_e^2$ 로, 그리고 가중치의 절반을 1, 나머지를 -1로 설정하면 RBF 신경망의 출력은 식 (8)에 표시된 최적의 베이즈 결정 이론과 같은 출력 값을 가지게 된다.

3. 채널 출력 상태 값(Channel Output States)과 이상적 채널 상태(Desired Channel States) 벡터와의 상관관계

본 논문에서는 전송 신호 $s(k-d)$ 를 추정하기 위해서 RBF 등화기의 은닉노드의 중심 값으로 채널 상태 벡터 \mathbf{y}_i^{+1} 와 \mathbf{y}_i^{-1} 가 활용된다. 만약 채널 차수 $p=1$, 등화기 차수 $q=1$, 시간 지연 $d=1$, 그리고 그림 1의 비선형 계수 $D_1=1$, $D_2=0.1$, $D_3=0.05$, $D_4=0.0$ 를 가지는 채널 $H(z) = 0.5 + 1.0z^{-1}$ 이 있다고 가정하면, 잡음이 없는 경우 수신 단에서는 8개($2^{p+q+1} = 8$)의 채널 상태 벡터가 존재하며 등화기의 출력은 $s(k-1)$ 이 된다. 이 값들은 표 1에 나타나 있다.

표 1의 이상적 채널 상태 벡터 $[\hat{y}(k), \hat{y}(k-1)]$ 는 “채널 출력 상태 값(channel output states)”인 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ ($a_1=1.89375$, $a_2=-0.48125$, $a_3=0.53125$, $a_4=-1.44375$)로 구성될 수 있다는 것을 알 수 있다. 일반적으로 $q=1$ 이고 $d=1$ 이면 채널 상태 벡터 (a_1, a_1) , (a_1, a_2) , (a_3, a_1) , (a_3, a_2) 는 $Y_{1,1}^{+1}$ 를, (a_2, a_3) , (a_2, a_4) , (a_4, a_3) , (a_4, a_4) 는 $Y_{1,1}^{-1}$ 를 나타낸다. 그리고 $d=0$ 인 경우는 (a_1, a_1) , (a_1, a_2) , (a_2, a_3) , (a_2, a_4) 는 $Y_{1,1}^{+1}$ 를, (a_3, a_1) , (a_3, a_2) , (a_4, a_3) , (a_4, a_4) 는 $Y_{1,1}^{-1}$ 를 대표한다. 이러한 관계는 채널 입력과 출력 사이에 일대일 대응이 되는 경우 항상 성립이 된다[8]. 그러므로 채널차수 p 를 안다고 가정하면 채널 등화에 필수적인 이상적 채널 상태 벡터는 채널 출력 상태 값으로 구성할 수 있기 때문에, 비선형 채널의 블라인드 등화문제는 수신된 신호들로부터 어떻게 최적의 채널 출력 상태 값을 찾아내느냐는 과제로 전환 될 수 있다.

식 (11)에 정의 되어 있는 Bayesian likelihood (BL) 목적함수는 최적의 채널 출력 상태 값으로 구성된 채널 출력 벡터일 때 그 값이 항상 최대가 된다 [8].

$$BL = \prod_{k=0}^{L-1} \max(f_B^{+1}(k), f_B^{-1}(k)) \quad (11)$$

표 1. 채널 출력 상태 값과 이상적 채널 상태 벡터와의 관계

비선형채널 $H(z) = 0.5 + 1.0z^{-1}$, $D_1 = 1$, $D_2 = 0.1$, $D_3 = 0.05$, $D_4 = 0.0$, and $d = 1$						
전송 심볼			8개의 이상적 채널 상태 벡터			등화기 출력
$s(k)$	$s(k-1)$	$s(k-2)$	$\hat{y}(k)$	$\hat{y}(k-1)$	채널 출력 상태 값으로 구성 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$	$\hat{s}(k-1)$
1	1	1	1.89375	1.89375	(a_1, a_1)	1
1	1	-1	1.89375	-0.48125	(a_1, a_2)	1
-1	1	1	0.53125	1.89375	(a_3, a_1)	1
-1	1	-1	0.53125	-0.48125	(a_3, a_2)	1
1	-1	1	-0.48125	0.53125	(a_2, a_3)	-1
1	-1	-1	-0.48125	-1.44375	(a_2, a_4)	-1
-1	-1	1	-1.44375	0.53125	(a_4, a_3)	-1
-1	-1	-1	-1.44375	-1.44375	(a_4, a_4)	-1

여기서 $f_B^{+1}(k) = \sum_{i=1}^{n_s+1} \exp(-\|y(k) - y_i^{+1}\|^2 / 2\sigma_e^2)$,
 $f_B^{-1}(k) = \sum_{i=1}^{n_s-1} \exp(-\|y(k) - y_i^{-1}\|^2 / 2\sigma_e^2)$ 이며, L
 은 수신된 데이터의 길이이다. 따라서 최적의 채널
 출력 상태 값을 찾기 위해 본 논문에서 제안
 한 알고리즘에도 식(11)에 logarithm을 취한 식
 (12)의 FF 를 목적함수로 활용하였다.

$$FF = \sum_{k=0}^{L-1} \log(\max(f_B^{+1}(k), f_B^{-1}(k))) \quad (12)$$

4. 개선된 퍼지 클러스터링 알고리즘 (MFCM)

본 논문에서 제안된 MFCM 알고리즘에는 비선
 형 채널의 채널 출력 상태 값을 찾기 위해 기존
 의 FCM 알고리즘에 두 가지 단계가 추가 되었
 다. 먼저 추정된 채널 출력 상태 값의 조합으로
 가능한 모든 채널 상태 벡터들의 집합을 구성하
 는 단계와 이렇게 구성된 채널 상태 벡터들 중
 에서 최대의 Bayesian likelihood (BL) 목적함수
 값을 가지는 상태 벡터를 찾아내는 단계로 나눌
 수 있다. 3장의 표 1의 비선형 채널은 8개의 채널
 상태 벡터를 가지며 이를 구성하는 4개의 출력
 상태 값이 존재한다. 만약 최적의 채널 출력 상태
 값 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ 에 대한 후보 요소 $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$
 를 기존의 FCM 알고리즘으로 추정하면
 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ 의 각 요소에 $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$ 를 매핑
 시키는 조합 C 에 따라 12개($4!/2$)의 각기 다른 채널
 상태 벡터들을 구할 수 있다. 이러한 매핑 조
 합은 MFCM의 빠른 처리 속도를 위해 알고리즘
 이 시작하기 전에 $C(1)=1,2,3,4$, $C(2)=1,2,4,3,...$,
 $C(12)=3,2,1,4$ 등으로 미리 정해둔다. 예를 들어

$C(2)=1,2,4,3$ 이면 a_1 에 c_1 을, a_2 에 c_2 를, a_3 에 c_4
 를, 그리고 a_4 에 c_3 를 각각 대입하여 표 1에 의한
 채널 상태 벡터를 구성한다. 이렇게 구성된 12개
 의 채널 상태 벡터들 중에 Bayesian likelihood
 (BL) 목적함수 값이 최대가 되는 상태 벡터를 선
 택하고 기존의 FCM 알고리즘의 중심 벡터로 활
 용하여 새로운 멤버십 행렬 U 를 구한다. 새롭게
 구해진 U 는 다시 FCM의 중심 벡터를 찾는 데 이
 용되고 이렇게 구해진 중심 벡터를 표 1의 채널
 상태 벡터로 간주하여 채널 출력 상태 값
 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ 에 대한 새로운 후보 요소
 $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$ 를 얻는다 (a_1 의 위치에 있는 값을
 c_1 으로, a_2 를 c_2 로, a_3 를 c_3 로, 그리고 a_4 를 c_4
 로 치환). 이러한 과정은 Bayesian likelihood 목
 적 함수 값이 더 이상 변화하지 않을 때 까지 반
 복하여 수행한다. 제안한 MFCM 알고리즘의 순
 서도는 그림 2에 나타나 있다.

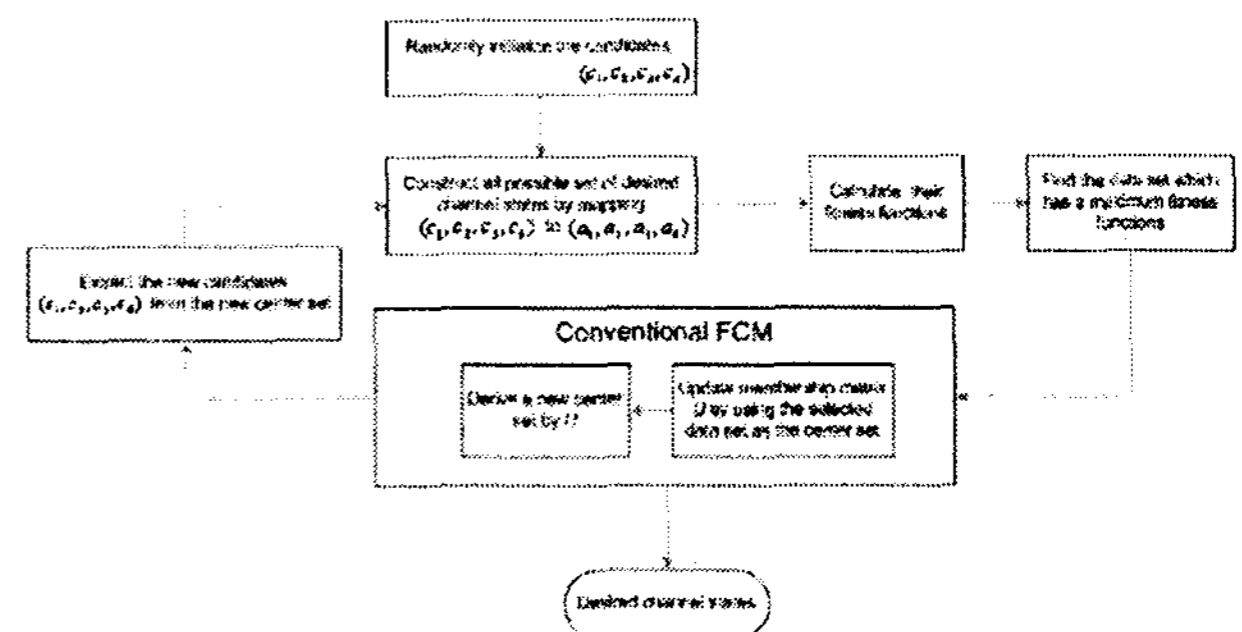


그림 2. 제안한 MFCM 알고리즘 순서도

그림 2에서 알 수 있듯이 제안된 MFCM은 반복
 과정에서 항상 목적 함수 FF 가 최대가 되는 채널
 상태 벡터를 선택하며 채널 출력 상태 값
 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ 에 대한 후보 요소 $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$ 를

미리 정의해둔 표 1에 의해 구한다. 이는 MFCM이 항상 최적의 채널 상태 벡터를 찾아 간다는 것을 알 수 있으며 그 구조도 표 1과 같아 첫 4개의 벡터가 $Y_{1,1}^{+1}$ 를 나타내면 나머지 4개는 $Y_{1,1}^{-1}$ 를, 혹은 첫 4개가 $Y_{1,1}^{-1}$ 를 나타내면 나머지 4개는 $Y_{1,1}^{+1}$ 를 나타낸다는 것을 의미한다. 또한 알고리즘 코드의 while 루프에서는 FF가 최대가 되는 채널 상태 벡터를 찾기 위해 모든 매핑 조합 $C(1), C(2), \dots, C(12)$ 에 따라 채널 상태 벡터들을 구성하지만 실제적으로 MFCM의 처리 속도 향상을 위해 이러한 과정을 항상 적용 할 필요는 없다. 왜냐하면 MFCM의 출력이 되는 새로운 후보 요소 $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$ 값은 표 1의 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ 각각의 값으로 매번 대치되기 때문이다. 즉 새롭게 구해진 FCM의 중심 벡터를 표 1의 채널 상태 벡터로 간주하여 a_1 의 위치에 있는 값을 c_1 으로, a_2 의 값을 c_2 로, a_3 의 값을 c_3 로, 그리고 a_4 의 값을 c_4 에 대입함으로써 FF가 최대가 되는 C 의 인덱스 k 는 처음 몇 번의 반복 뒤에 항상 "1"로 수렴하게 된다. 따라서 인덱스 k 의 변화가 일정한 반복횟수동안 더 이상 변화하지 않으면, 항상 매핑 조합 $C(1)$ 이 선택된다는 것을 의미하므로 다른 조합 $C(2), C(3), \dots, C(12)$ 에 의한 채널 상태 벡터의 구성없이 바로 a_1 에 c_1 을, a_2 에 c_2 를, a_3 에 c_3 를, 그리고 a_4 에 c_4 를 각각 대입하여 채널 상태 벡터를 구성하여 알고리즘을 반복시킴으로써 속도의 향상을 기할 수 있다.

5. 시뮬레이션 및 성능분석

본 연구에서 제안한 MFCM 알고리즘의 성능은 논문 [9]에서 제시된 GASA 알고리즘의 성능과 비교 분석되었다. 실험에 적용된 비선형 채널은 두개의 채널로, 첫 번째 채널은 논문[8]에서 사용된 채널로 3장 표 1에 나타나 있으며 두 번째 채널은 논문[13]에서 사용된 2차 비선형 채널로 아래와 같다.

채널 2:

$$H(z) = 0.3482 + 0.8704z^{-1} + 0.3482z^{-2}$$

$$D_1 = 1, D_2 = 0.2, D_3 = 0.0, D_4 = 0.0, \text{ and } d = 1$$

여기서 채널차수 p 는 2, 등화기차수 q 는 1, 그리고 시간지연 d 는 1이다. 그러므로 잡음이 없는 경우 비선형 채널 2에 대한 등화기의 출력은 $\hat{s}(k-1)$ 이며, 16개($2^{p+q+1} = 16$)의 이상적 채널 상태 벡터와 8개($2^{p+1} = 8, a_1, a_2, a_3, \dots, a_8$)의 채널 출력 상태 값을 가진다. 이는 표 2에 나타나 있다. 표 2의 비선형 채널의 계수는 대칭됨으로 선형 위상특성을 가진다는 것을 알 수 있다. 이 경우 채널 출력 상태 값 중 a_2 와 a_5, a_4 와 a_7 은 항상 같은 값을 가져 추정해야할 출력 상태 값은 6개가 된다 (표2의 채널에서는 $a_2 = a_5 = 1.0219, a_4 = a_7 = -0.7189$). 하지만 본 논문의 실험에서는 일반적 경우를 고려하여 8개의 채널 출력 상태 값 모두($a_1, a_2, a_3, \dots, a_8$)를 찾는 것으로 하였다.

표 2. 채널 2에 대한 채널 출력 상태 값과 이상적 채널 상태 벡터와의 관계

비선형채널 $H(z) = 0.3482 + 0.8704z^{-1} + 0.3482z^{-2}, D_1 = 1, D_2 = 0.2, D_3 = 0.0, D_4 = 0.0, \text{ and } d = 1$								
전송심볼				16개의 이상적 채널 상태 벡터				등화기 출력
$s(k)$	$s(k-1)$	$s(k-2)$	$s(k-3)$	$\hat{y}(k)$	$\hat{y}(k-1)$	채널 출력 상태 값으로 구성, $\{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8\}$	$\hat{s}(k-1)$	
1	1	1	1	2.0578	2.0578	(a_1, a_1)	1	
1	1	1	-1	2.0578	1.0219	(a_1, a_2)	1	
1	1	-1	1	1.0219	-0.1679	(a_2, a_3)	1	
1	1	-1	-1	1.0219	-0.7189	(a_2, a_4)	1	
-1	1	1	1	1.0219	2.0578	(a_5, a_1)	1	
-1	1	1	-1	1.0219	1.0219	(a_5, a_2)	1	
-1	1	-1	1	0.1801	-0.1679	(a_6, a_3)	1	
-1	1	-1	-1	0.1801	-0.7189	(a_6, a_4)	1	
1	-1	1	1	-0.1679	1.0219	(a_3, a_5)	-1	
1	-1	1	-1	-0.1679	0.1801	(a_3, a_6)	-1	
1	-1	-1	1	-0.7189	-0.7189	(a_4, a_7)	-1	
1	-1	-1	-1	-0.7189	-1.0758	(a_4, a_8)	-1	
-1	-1	1	1	-0.7189	1.0219	(a_7, a_5)	-1	
-1	-1	1	-1	-0.7189	0.1801	(a_7, a_6)	-1	
-1	-1	-1	1	-1.0758	-0.7189	(a_8, a_7)	-1	
-1	-1	-1	-1	-1.0758	-1.0758	(a_8, a_8)	-1	

본 실험에서 비교된 GASA와 MFCM 알고리즘을 위한 파라미터는 표 3과 같이 설정하였으며 이들 값은 두 알고리즘의 성능에 크게 영향을 미치지 않아 두개의 비선형 채널 모두에게 동일하게 적용되었다. 그리고 두 알고리즘 모두 식 (12)에서 정의한 목적함수를 이용하여 최적의 출력 상태 값을 찾는다. 실험에서는 무작위로 1000개의 전송 심볼, $s(k)$, (-1 혹은 1)을 생성하여 각기 다른 잡음 레벨(SNR=5, 10, 15, 20, 25)에 대해 각각 10회의 독립적 실험을 시행하여 평균값으로 결과를 산출하였으며 정확한 비교분석을 위해 같은 전송 심볼에 대해 GASA와 MFCM을 연속적으로 실행하였다.

그림 3은 15db 잡음하에서의 채널 1, 2에 대한 GASA와 MFCM의 평균화된 목적 함수 값의 수렴 정도를 나타낸다. 그림에서 볼 수 있듯이 MFCM과 GASA 모두 두 채널에 대하여 최적의 목적 함수 값에 도달하지만 MFCM이 상대적으로 빠르게 도달함을 볼 수 있다. 이는 MFCM 알고리즘의 구조적 단순함에 기인한 것으로 각 잡음 레벨에 대한 직접적인 처리 속도의 비교는 표 4에 나타나 있다.

표 3. 실험 환경 파라미터 값

GASA	Population Size	50
	Maximum number of generation	100
	Crossover rate	0.8
	Mutation rate	0.1
	Random initial temperature	[0, 1]
	Cooling rate	0.99
MFCM	Maximum number of iteration	300
	Minimum amount of iteration	10^{-5}
	Exponent for the matrix U	2
	Random initial output states	[-1, 1]

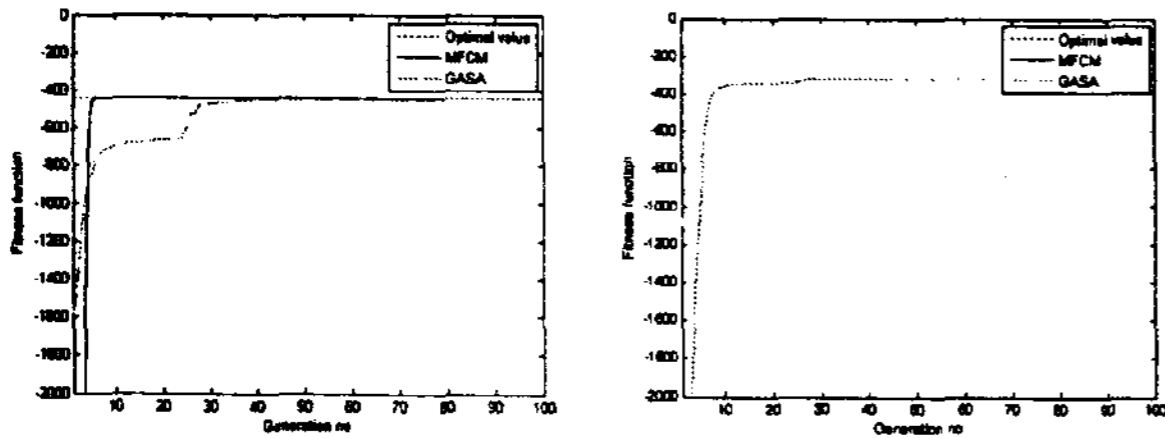


그림 3. 채널 1과 2에 대한 평균화된 목적함수 값의 변화(왼쪽:채널 1, 오른쪽:채널 2)

표 4. MFCM과 GASA의 채널 출력 상태 값을 찾는 수행 속도 (단위 : sec)

* 실험환경 : P-4 2.8G, 1G RAM, Matlab ver 7.1

Channel	SNR	GASA	MFCM
Channel 1	5db	76.2453	0.3672
	10db	76.8344	0.2766
	15db	75.475	0.2375
	20db	76.0375	0.2297
	25db	76.2812	0.225
Channel 2	5db	205.0953	14.6094
	10db	200.5969	11.2969
	15db	200.8891	11.9375
	20db	203.2812	12.4188
	25db	189.3297	13.2281

그리고 본 실험에서는 두 알고리즘으로 추정된 채널 출력 상태 값의 정확도를 비교하기 위하여 식 (13)에 정의된 Normalized Root Mean Squared Errors ($NRMSE$)를 계산하였고 각 잡음 레벨에 대한 측정결과는 그림 4에 나타나 있다. 그림 4로부터 제안한 MFCM이 GASA보다 전반적으로 두 채널 모두에서 $NRMSE$ 가 낮다는 것을 알 수 있으며 이러한 결과는 MFCM에 의해 추정된 채널 출력 상태 값이 GASA보다 더 정확하다는 것을 입증한다.

$$NRMSE = \frac{1}{\|a\|} \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|a - \hat{a}_i\|^2} \quad (13)$$

여기서 a 는 최적의 출력 상태 값이며, \hat{a}_i 는 추정된 출력 상태 값이고 m 은 실험 횟수($m=10$)이다.

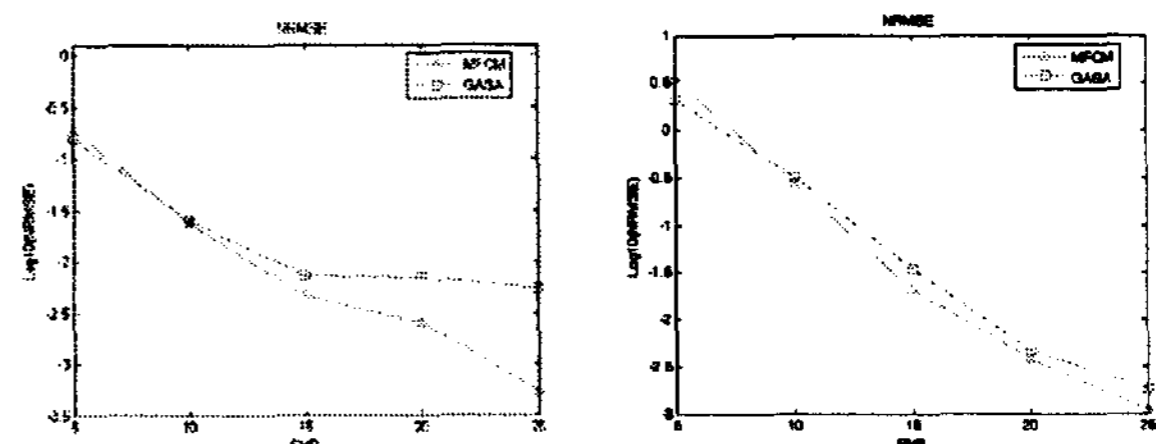


그림 4. 채널 1과 2에 대한 $NRMSE$ (왼쪽:채널 1, 오른쪽:채널 2)

끝으로, RBF 등화기를 이용하여 각 채널에 대한 비트 에러율(BER)을 측정 하였다. 최적의 채널 상태 벡터와 두 알고리즘으로 추정된 출력 상태 값들로 구성된 채널 상태 벡터들을 각각 RBF 등화기의 중심에 놓고 BER 를 측정하였으며 그 결과는 표 5에 나타나 있다. 두 알고리즘 모두 최적의 채널 상태 벡터를 이용한 에러율과 유사함을 보이나 채널1의 5db, 10db, 그리고 채널2의 10db

등에서 MFCM에 의해 구성된 채널 상태 벡터를 이용한 RBF 등화기의 에러율이 낮음을 알 수 있다.

표 5. 채널 1, 2에 대한 평균 BER

Channel	SNR	optimal states	GASA	MFCM
Channel 1	5db	0.0799	0.0822	0.0810
	10db	0.0128	0.0128	0.0127
	15db	0	0.0001	0.0001
	20db	0	0	0
	25db	0	0	0
Channel 2	5db	0.1161	0.1172	0.1186
	10db	0.0481	0.0493	0.0489
	15db	0.0106	0.0106	0.0106
	20db	0.0013	0.0013	0.0013
	25db	0.0007	0.0007	0.0007

6. 결론

본 논문에서는 블라인드 비선형 채널 등화 문제를 개선된 퍼지 클러스터 알고리즘을 적용하여 해결하였다. 기존의 연구방법에서는 비선형 채널의 구조를 모델링하기 위하여 상대적으로 복잡한 과정을 거쳤으나 본 연구에서 제안한 MFCM을 이용하여 이러한 과정 없이 채널 출력 상태 값을 추정함으로써 블라인드 비선형 등화를 가능하게 하였다. 또한 유사한 접근 방식인 GASA를 이용한 등화기와 비교에서도 정확도, 수행속도, 그리고 BER 면에서 우수함을 입증하였으며 특히 속도 면에서는 MFCM 알고리즘의 구조적 단순함으로 인해 같은 Bayesian likelihood를 목적함수로 사용함에도 불구하고 GASA와는 비교 할 수 없을 정도의 상대적 우수함을 보였다. 따라서 MFCM 알고리즘 기반의 RBF 등화기는 블라인드 비선형 채널 등화 문제에 대한 효율적인 해결 방법이라 할 수 있겠다.

참고문헌

[1] Biglieri, E., Gersho, A., Gitlin, R. D., Lim, T. L. "Adaptive cancellation of nonlinear intersymbol interference for voiceband data transmission." *IEEE J. Selected Areas Commun.* SAC-2(5) pp. 765-777, 1984.

[2] Proakis, J. G. "Digital Communications." *Fourth Edition*, McGraw-Hill, New York, 2001.

[3] Fang, Y., Chow, W. S., Ng, K. T. "Linear neural network based blind equalization."

Signal Processing 76, pp. 37-42, 1999.

[4] Stathaki, T., Scohyers, A. "A constrained optimization approach to the blind estimation of Volterra kernels." *Proc. IEEE Int. Conf. on ASSP 3*, pp. 2373-2376, 1997.

[5] Kaleh, G. K., Vallet, R. "Joint parameter estimation and symbol detection for linear or nonlinear unknown channels." *IEEE Trans. Commun.* 42, pp 2406-2413, 1994.

[6] D. Erdogmus, D. Rende, J.C. Principe and T.F. Wong, "Nonlinear channel equalization using multilayer perceptrons with information theoretic criterion", *Proc. Of IEEE workshop Neural Networks and Signal Processing, MA, U.S.A., 2001*, pp. 443-451.

[7] I. Santamaria, C. Pantaleon, L. Vielva and J. Ibanez, "Blind Equalization of Constant Modulus Signals Using Support Vector Machines," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 52, 2004, pp. 1773-1782.

[8] Lin, H., Yamashita, K. "Hybrid simplex genetic algorithm for blind equalization using RBF networks." *Mathematics and Computers in Simulation* 59, pp 293-304, 2002.

[9] SoowhanHan, Imgeun Lee, Changwook Han "A New Hybrid Genetic Algorithm for Nonlinear Channel Blind Equalization." *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, pp 259-265, 2004.

[10] J.C. Bezdek "Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms." *Plenum Press*, New York, 1989.

[11] Duda, R. O., Hart, P. E. "Pattern Classification and Scene Analysis." NewYork, Wiley, 1973.

[12] S. Chen, C.F.N. Cowan, and P.M. Grant, "Orthogonal Least Square Learning for Radial Basis Function Networks", *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol.2, No.2, pp.302-309, 1991.

[13] S. K. Patra and B. Mulgrew, "Fuzzy techniques for adaptive nonlinear equalization," *Signal Process*, Vol. 80, pp. 985-1000, 2000.