

가우시안 가중치를 이용한 비선형 블라인드 채널등화를 위한 MFCM의 성능개선

한수환 · 박성대 · 우영운

동의대학교 멀티미디어공학과

Performance Improvement on MFCM for Nonlinear Blind Channel Equalization Using Gaussian Weights

Soowhan Han · Sungdae Park · Young Woon Woo

Dept. of Multimedia Eng., Dong-Eui University

E-mail : swhan@deu.ac.kr

요약

본 논문에서는 비선형 블라인드 채널등화기의 구현을 위하여 가우시안 가중치(gaussian weights)를 이용한 개선된 퍼지 클러스터(Modified Fuzzy C-Means with Gaussian Weights: MFCM_GW) 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 기존 FCM 알고리즘의 유클리디언 거리(Euclidean distance) 값 대신 Bayesian Likelihood 목적함수(fitness function)와 가우시안 가중치가 적용된 멤버십 매트릭스(partition matrix)를 이용하여, 비선형 채널의 출력으로 수신된 데이터들로부터 최적의 채널 출력 상태 값(optimal channel output states)들을 직접 추정한다. 이렇게 추정된 채널 출력 상태 값들로 비선형 채널의 이상적 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 가우시안 잡음이 추가된 데이터를 사용하여 기존의 Simplex Genetic Algorithm(GA), 하이브리드 형태의 GASA(GA merged with simulated annealing (SA)), 그리고 과거에 발표되었던 MFCM 등과 그 성능을 비교 분석하였으며, 가우시안 가중치가 적용된 MFCM_GW를 이용한 채널등화기가 상대적으로 정확도와 속도 면에서 우수함을 보였다.

Keywords

nonlinear blind equalization, modified fuzzy c-means, gaussian weights, RBF equalizer.

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 오류율 혹은 심볼 오류율을 증가시킴과 동시에 전송속도를 제한함으로써 수신 단에서 올바른 신호를 복원하는데 많은 어려움을 야기시키는 중요한 원인이다. 게다가 고속 통신에서 종종 발생하는 비선형 ISI는 비선형 통신시스템의 모든 성능을 저하 시킨다 [1]. 따라서 이러한 비선형 ISI를 극복하고 고속 통신을 가능하게 하기 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 송신신호를 복원한다. 이와는 대조적인 방법으로 소위 블라인드 채널등화라고 불리는 방법은 기준 신호열 없이 채널 등화가 이루어지는 방법으로서 그 우수성 때문에 지난 몇 년 동안 많은 연구가 이루어져 왔다 [2][3].

그 중 Volterra kernels [4] 또는 Maximum likelihood (ML) [5] 방법들을 이용한 비선형 채널의 추정이 그 대표적인 논문이라 할 수 있다. 하지만 Volterra kernels을 이용한 접근방법은 그 계산 과정의 복잡성으로 인하여, 그리고 ML의 접근방법은 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 비선형채널에 대한 사전지식과 복잡한 계산과정을 요구하고 있다. 이러한 방법들과 비교

해서 Lin 등은 상대적으로 비선형 채널등화기의 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, 최근에는 하이브리드 형태의 유전자 알고리즘인 GASA (GA merged with simulated annealing (SA))[9]와 기존의 FCM을 개선한 MFCM (Modified Fuzzy C-Means)[10] 등이 적용되어 블라인드 비선형 채널등화기에 대한 많은 성능 향상이 이루어져 왔다. 그러나 잡음의 영향을 많이 받은 신호에 대해서는 추정된 출력 상태 값에 대한 정확도와 추정속도에 대한 지속적인 개선이 필요한 상황이다.

본 논문에서는 이러한 문제점들을 극복하기 위하여 기존의 FCM을 블라인드 비선형 채널등화에 적합하도록 변형시킨 MFCM의 알고리즘에 가우시안 가중치(Gaussian weights)를 적용한 MFCM_GW를 제안한다. 제안된 MFCM_GW은 잡음의 영향을 적게 받으면서도 비선형 채널의 최적의 출력 상태 값을 상대적으로 높은 정확도와 빠른 속도로 추정할 수 있으며, 이렇게 추정된 채널 출력 상태 값들로 이상적 채널 상태 벡터를 구성한다. 이 채널 상태 벡터들은 송신신호를 복원하는 RBF 등화기의 중심 값으로 활용됨으로써 궁극적으로 강력한 비선형 블라인드 채널 등화기를 구현할 수 있었다. 실험에서는 이렇게 구현된 채널 등화기와 simplex GA, GASA 그리고 논문 [10]의 MFCM을 이용한 채널 등화기와 정확도와 속도 면에서 성능을 상호 비교 분석하였다.

II. RBF 등화기를 이용한 비선형 채널등화

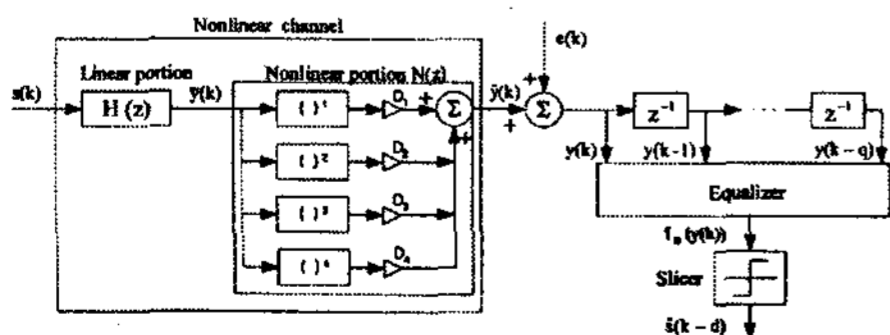


그림 1. 비선형 채널 등화 시스템의 구조

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.

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

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

여기서 p는 채널 차수, Di는 i번째 비선형 부분의 계수이다. 전송된 신호열 s(k)는 이진 신호열 {±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.

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

만약 q를 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.

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

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

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

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

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

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

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

$$f_B(y(k)) = \sum_{i=1}^{n_1} \exp(-\|y(k) - y_i^+\|^2 / 2\sigma_e^2) - \sum_{i=1}^{n_2} \exp(-\|y(k) - y_i^-\|^2 / 2\sigma_e^2) \tag{8}$$

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

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

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

여기서 n 은 은닉노드의 개수, c_i 는 RBF 중심 벡터, 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 베이스 결정 이론과 같은 출력 값을 가지게 된다.

III. 채널 출력 상태 값(Channel Output States)과 이상적 채널 상태(Desired Channel States) 벡터와의 상관 관계

본 논문에서는 전송 신호 $s(k-d)$ 를 추정하기 위해서 RBF 등화기의 은닉노드의 중심 값으로 채널 상태 벡터 y_i^{+1} 와 y_i^{-1} 가 활용된다. 만약 채널 차수 $p=1$, 등화기 차수 $q=1$, 시간 지연 $d=1$, 그리고 그림 1의 비선형 계수 $D_1=1, D_2=0.1, D_3=-0.2, D_4=0.0$ 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 나타나있다.

표 1의 이상적 채널 상태 벡터 $[\hat{y}(k), \hat{y}(k-1)]$

는 "채널 출력 상태 값(channel output states)"인 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ ($a_1=1.0500, a_2=-0.4500, a_3=0.5000, a_4=-0.6000$)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)는 최적의 채널 출력 상태 값으로 구성된 채널 상태 벡터일 때만 그 값이 항상 최대가 된다는 것이 Lin 등에 의해 증명이 되었다[8].

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

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 본 논문에서 제안된 알고리즘에도 최적의 채널 출력 상태 값을 찾기 위하여 식 (11)에 logarithm을 취한 형태인 식 (12)의 FF를 목적함수로 활용하였다.

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

표 1. 채널 출력 상태 값과 이상적 채널 상태 벡터와의 관계

비선형채널 : $H(z) = 0.5 + 1.0z^{-1}, D_1 = 1, D_2 = 0.1, D_3 = -0.2, D_4 = 0.0, \text{ and } d = 1$						
전송 심볼			8개의 이상적 채널 상태 벡터			등화기 출력
$s(k)$	$s(k-1)$	$s(k-2)$	$\hat{y}(k)$	$\hat{y}(k-1)$	채널출력상태 값으로 구성 $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$	$\hat{s}(k-1)$
1	1	1	1.0500	1.0500	(a_1, a_1)	1
1	1	-1	1.0500	-0.4500	(a_1, a_2)	1
-1	1	1	0.5000	1.0500	(a_3, a_1)	1
-1	1	-1	0.5000	-0.4500	(a_3, a_2)	1
1	-1	1	-0.4500	0.5000	(a_2, a_3)	-1
1	-1	-1	-0.4500	-0.6000	(a_2, a_4)	-1
-1	-1	1	-0.6000	0.5000	(a_4, a_3)	-1
-1	-1	-1	-0.6000	-0.6000	(a_4, a_4)	-1

IV. 가우시안 가중치를 적용한 개선된 퍼지 클러스터 알고리즘 (MFCM_GW)

논문[10]에서 제시된 MFCM 알고리즘에는 비선형 채널의 채널 출력 상태 값을 찾기 위해 기존의 FCM 알고리즘에 두 가지 단계가 추가 되었다. 먼저 추정된 채널 출력 상태 값의 조합으로 가능한 모든 채널 상태 벡터들의 집합을 구성하는 단계(construction stage)와 이렇게 구성된 채널 상태 벡터들 중에서 최대의 Bayesian likelihood (BL) 목적함수 값을 가지는 상태 벡터를 찾아내는 단계(selection stage)로 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 매핑시키는 조합 C에 따라 12개(4!/2)의 각기 다른 채널 상태 벡터들을 구할 수 있다. 이러한 매핑 조합 C는 MFCM의 빠른 처리 속도를 위해 알고리즘 시작 전에 C(1)=1,2,3,4, C(2)=1,2,4,3,..., C(12)=3,2,1,4 등으로 미리 저장해둔다. 예를 들어 C(2)=1,2,4,3이면 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 12개의 채널 상태 벡터들 중에 Bayesian likelihood (BL) 목적함수 값이 최대가 되는 상태 벡터를 선택하고 이를 FCM의 중심 벡터로 활용하여 기존의 알고리즘에 따라 새로운 멤버십 행렬 U를 구한다. 이렇게 구해진 행렬 U는 다시 FCM의 중심벡터를 찾는 데 이용되며 새롭게 찾아진 중심벡터를 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 목적 함수 값이 더 이상 변화하지 않을 때 까지 반복하여 수행한다. 좀더 자세한 MFCM 알고리즘에 대한 이해는 논문[10]에서 찾을 수 있다. 하지만 MFCM은 멤버십 행렬 U와 중심벡터를 구하는 과정에서 기존 FCM의 유클리디안 거리값 (Euclidean distance)을 이용함으로써 가우시안 잡음에 여전히 취약함을 보인다.

본 논문에서 제안된 MFCM_GW에서는 멤버십 행렬 U와 중심벡터는 식(13)과 (14)에 나타나 있는 것처럼 가우시안 분포에 기초하여 구함으로써 잡음의 영향을 최대한 줄일 수 있으며 이는 5장의 실험에서도 잘 나타나 있다.

$$U_{ik}^{(m+1)} = \frac{\exp(-\|y(k) - y_i^{(m)}\|^2 / 2\sigma_e^2)}{\sum_{i=1}^{n_s} \exp(-\|y(k) - y_i^{(m)}\|^2 / 2\sigma_e^2)} \quad (13)$$

$$y_i^{(m+1)} = \sum_{k=1}^L U_{ik}^{(m+1)} y(k) \quad (14)$$

y_i 는 FCM의 중심벡터로써 표1의 채널 상태 벡터들로 활용되며 그 갯수는 n_s (표1: $n_s = 8$)이고 σ_e^2 는 가우시안 잡음의 분산 값이다. 제안한 MFCM_GW 알고리즘의 실행과정은 다음과 같다.

```

begin
  save arrangements of candidates,  $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$ , to C
  randomly initialize the candidates,  $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$ 
  while(new fitness function - old fitness function)
    <threshold value
    for j=1 to C size
      mapping an arrangement of candidates, C[j], to
         $\{a_1, a_2, a_3, a_4\}$ 
      construct a set of desired channel states
        based on the relation shown in table 1
      calculate its fitness function (FF[j]) by equation (12)
    end
    find a data set which has a maximum FF in j=1..C
    update the membership matrix U by equation (13)
    derive a new center set by the U using Gaussian
      Weights in equation (14)
    extract the candidates,  $\{c_1, c_2, c_3, c_4\}$ , from the new
      center set based on the relation shown in table 1
  end
end
  
```

V. 시뮬레이션 및 성능분석

본 연구에서 제안한 가우시안 가중치를 적용한 MFCM-GW 알고리즘의 성능은 Simplex GA, GASA, MFCM 알고리즘등과 비교 분석되었다. 실험에 적용된 비선형 채널은 두 개의 채널로, 첫 번째 채널은 논문[8]에서 사용된 채널로 3장 표 1에 나타나 있으며 다른 한 개의 채널은 논문[13]에서 사용된 2차 비선형 채널로 다음과 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 채널 2의 채널차수 p는 2, 등화기차수 q는 1, 그리고 시간지연 d는 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 벡터($n_s = 16$)와 8개($2^{p+1} = 8$, $a_1, a_2, a_3, \dots, a_8$)의 채널 출력 상태 값을 가진다.

본 실험에서 비교된 Simplex GA, GASA, MFCM, MFCM_GW 알고리즘은 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 다

큰 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 Simplex GA, GASA, MFCM, MFCM_GW를 연속적으로 실행하였다.

표 2는 다양한 잡음하에서의 채널 1, 2에 대한 Simplex GA, GASA, MFCM, MFCM_GW의 평균화된 수렴속도를 나타낸다. 표 2에서 볼 수 있듯이 MFCM_GW와 MFCM이 Simplex GA나 GASA보다 상대적으로 빠르게 최적의 채널 출력 상태 값에 도달함을 볼 수 있으며 이는 두 알고리즘의 구조적 단순함에 기인한 것으로 판단된다. 또한 본 논문에서 제안한 MFCM_GW는 잡음이 심한 경우(SNR=5, 10)에도 예상대로 두 채널 모두에서 빠른 수렴 속도를 보였다.

표 2. Simplex GA, GASA, MFCM, MFCM_GW의 채널 출력 상태 값을 찾는 수행 속도 (단위 : sec)

* 실험환경 : P-4 2.8G, 2G RAM, Matlab ver 7.1

Channel	SNR	Simplex GA	GASA	MFCM	MFCM_GW
Channel 1	5	41.9953	42.2703	0.3016	0.2594
	10	42.2578	42.1203	0.1750	0.1688
	15	42.0000	42.1953	0.1532	0.1609
	20	42.3781	42.3860	0.1516	0.1531
	25	42.0125	41.8531	0.1547	0.1781
Channel 2	5	59.2610	59.6953	3.3172	1.3187
	10	59.9703	59.7000	2.0844	0.9750
	15	60.6172	59.8954	1.6891	0.7063
	20	60.2391	60.0985	3.4547	0.8922
	25	58.3188	58.0703	1.6969	1.4969

그리고 본 실험에서는 각각의 알고리즘으로 추정된 채널 출력 상태 값의 정확도를 비교하기 위하여 식(15)에 정의된 Normalized Root Mean Squared Errors (NRMSE)를 계산하였고 그 측정 결과는 그림 2에 나타나 있다. 본 연구에서 제안한 가우시안 가중치를 적용한 MFCM_GW가 Simplex GA, GASA, MFCM보다 전반적으로 두 개 채널 모두에서 NRMSE이 낮다는 것을 알 수 있으며 특히 잡음이 심한 경우(SNR=5, 10)에는 그 차이가 더욱 뚜렷이 나타남을 알 수 있다. 이러한 결과는 MFCM_GW의 멤버십 행렬 U와 중심벡터를 구하는 과정에 가우시안 가중치가 적용됨으로써 가능하게 되었다.

$$NRMSE = \frac{1}{\|a\|} \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|a - \hat{a}_i\|^2} \quad (15)$$

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

그림 3은 5db 상황에서 채널 1,2의 수신된 신호

들과 그들로부터 MFCM_GW를 적용하여 추출된 채널 출력 상태 값들로 구성된 상태 벡터를 보여주고 있다.

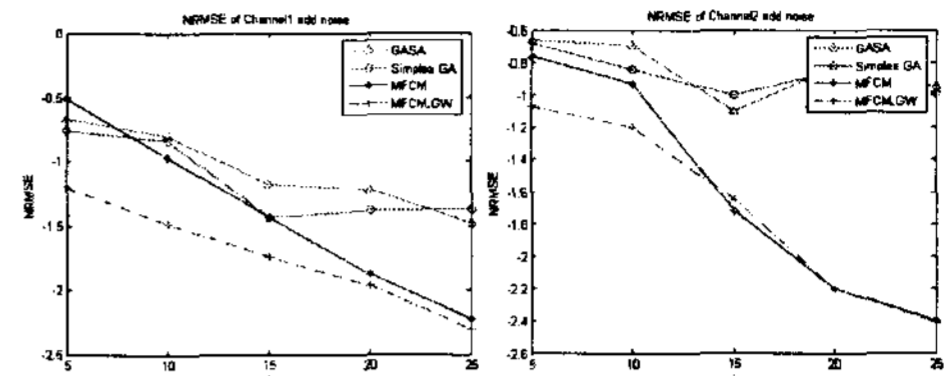


그림 2. 채널 1, 2에 대한 NRMSE

끝으로, RBF 등화기를 이용하여 각 채널에 대한 비트 에러율(BER)을 측정 하였다. 최적의 채널 상태 벡터와 네 알고리즘으로 추정된 채널 상태 벡터들을 각각 RBF 등화기의 중심에 놓고 BER을 측정하였으며 그 결과는 표 3에 나타나 있다. 본 논문에서 제시된 가우시안 가중치를 적용한 MFCM_GW에 의해 구성된 채널 상태 벡터를 이용한 RBF 등화기의 에러율이 최적의 채널 상태 벡터를 이용한 에러율과 가장 유사함을 볼 수 있다.

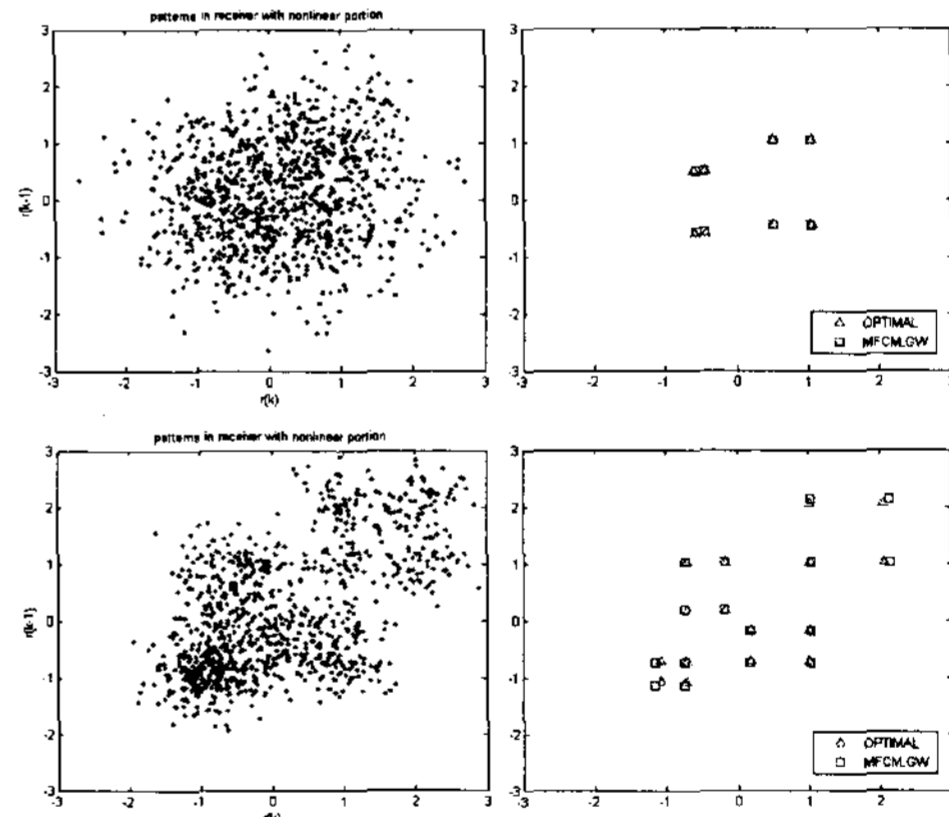


그림 3. 채널1(위)과 채널2(아래)의 수신 신호들과 MFCM_GW로 추정된 채널 상태 벡터

표 3. 채널 1, 2에 대한 평균 BER

Channel	SNR	optimal states	Simplex GA	GASA	MFCM	MFCM_GW
Channel 1	5	15.18	15.21	15.39	15.7	15.21
	10	4.52	4.98	4.71	4.69	4.49
	15	0.2	0.24	0.25	0.23	0.23
	20	0	0	0	0	0
	25	0	0	0	0	0
Channel 2	5	11.93	12.24	12.49	11.98	11.91
	10	4.11	4.68	4.87	4.65	4.86
	15	1.01	1.57	1.34	1	1
	20	0.09	2.42	2.28	0.09	0.09
	25	0	0	0	0	0

VI. 결론

본 논문에서는 블라인드 비선형 채널 등화를 위한 가우시안 가중치가 적용된 개선된 퍼지 클러스터 알고리즘을 제안하였다. 제안된 MFCM_GW 알고리즘을 이용함으로써 복잡한 비선형채널의 구조에 대한 모델링 없이 수신된 신호로부터 직접 채널 출력 상태 값을 추정하여 블라인드 비선형 등화를 가능하게 하였다. 또한 유사한 접근 방식인 Simplex GA, GASA, MFCM을 이용한 등화기와의 비교에서도 정확도, 수행속도, 그리고 BER 면에서 우수함을 입증하였으며 특히 잡음이 심한 경우에도 타 알고리즘에 비하여 그 성능이 월등함을 보였다. 따라서 가우시안 가중치를 적용한 MFCM_GW 알고리즘 기반의 RBF 등화기는 블라인드 비선형 채널 등화에 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., pp. 443-451, 2001.

[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, pp. 1773-1782, 2004.

[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] S.W. Han, " A Modified FCM for Nonlinear Blind Channel Equalizer Using RBF Networks" International Journal of KIMICS, vol.5, No.1, pp.35-41, April 2007.

[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.