

論文2002-39CI-1-4

자력(自力) RBF 신경망 등화기

(Self Organizing RBF Neural Network Equalizer)

金正洙*, 鄭正和*

(Jung-Su Kim and Jong-Wha Chong)

요 약

본 논문은 디지털 통신 채널의 등화를 위한 자력 RBF 신경망 등화기를 제안한다. RBF 신경망을 이용한 등화기에서, 이상적인 채널 상태인 RBF 센터를 정확하고 빠르게 추정하는 것이 가장 중요하다. 그러나, 기존의 RBF 등화기는 채널 상태의 개수를 사전에 알아야 하며, 많은 수의 센터가 필요하다는 단점을 지니므로 실제 통신 시스템에 이용되지 않는다. 본 논문에서 제안하는 자력 RBF 신경망 등화기는 등화에 필요한 RBF 센터를 새로운 추가 기준과 제거 기준에 의해 등화기로 입력되는 신호 중에서 스스로 선택하기 때문에 채널 상태의 개수에 대한 사전 정보 없이도 등화가 가능하다. 또한 제안된 등화기는 LMS 알고리즘과 클러스터링을 이용하는 훈련 과정을 통해 기존 RBF 등화기보다 적은 센터 만으로도 등화가 가능한 장점을 갖는다. 선형 및 비선형 채널과 표준 전화 채널에서, 제안한 등화기와 최적 Bayesian 등화기의 BER 성능, 심볼 결정 경계, 센터 수 등을 비교하였다. 그 결과 제안한 등화기는 Bayesian 등화기와 거의 동일한 성능을 나타냄을 알 수 있었다.

Abstract

This paper proposes a self organizing RBF neural network equalizer for the equalization of digital communications. It is the most important for the equalizer using the RBF neural network to estimate the RBF centers correctly and quickly, which are the desired channel states. However, the previous RBF equalizers are not used in the actual communication system because of some drawbacks that the number of channel states has to be known in advance and many centers are necessary. Self organizing neural network equalizer proposed in this paper can implement the equalization without prior information regarding the number of channel states because it selects RBF centers among the signals that are transmitted to the equalizer by the new addition and removal criteria. Furthermore, the proposed equalizer has a merit that is able to make a equalization with fewer centers than those of prior one by the course of the training using LMS and clustering algorithm. In the linear, nonlinear and standard telephone channel, the proposed equalizer is compared with the optimal Bayesian equalizer for the BER performance, the symbol decision boundary and the number of centers. As a result of the comparison, we can confirm that the proposed equalizer has almost similar performance with the Bayesian equalizer.

* 正會員, 漢陽大學校 電子工學科 CAD 및 通信回路 研究室

(CAD & Communication Circuit LAB., Dept. of Electronic Engineering, Hanyang University)

接受日: 2001年8月23日, 수정완료일: 2001年12月7日

I. 서 론

통신 시스템은 한 지점에서 다른 지점으로 정보가 전송되는 모든 장소에 존재하며, 신뢰성 있는 정보의 전송은 통신의 핵심이다. 정보는 연속 시간에 대한 유한 심벌로의 표현 가능 유무에 따라 디지털과 아날로

그로 분류된다. 디지털 정보를 취급하는 디지털 통신 시스템은 20여년 걸친 눈부신 발달로 대부분의 아날로그 시스템을 대체하고 있다. 그러나 디지털 통신이 지니고 있는 문제점 중 하나는 동일 정보의 전송에 있어서 아날로그 통신보다 대역폭을 크게 필요로 하고 검출 과정에서 동기화의 필요성을 들 수 있다. 또한 파형이 시간에 따라 퍼지는 특성을 지닌 채널(time-dispersive channel)을 통해 정보를 전송할 경우 심벌간 간섭(inter-symbol interference)이 발생하며, 이는 디지털 통신의 장애 중 하나이다. 심벌간 간섭을 제거하는 이상적인 방법은 채널 대역폭을 무한히 넓게 하는 것이나, 채널이란 한정된 자원이므로, 그 대처 방안으로 수신단에서 등화기(equalizer)를 이용한다.

등화기는 구조에 따라 선형과 비선형으로 분류되며, 선형 등화기로는 Zero-Forcing 등화기와 선형 횡단 등화기(linear transversal equalizer가 대표적이며, 대표적인 비선형 등화기에는 결정 궤환 등화기(decision feedback equalizer)와 최대 유사 열 추정(maximum likelihood sequence estimation) 등화기가 있다^[1]. 또한 등화기는 신호 검출 방법에 따라 수열 단위로 신호를 추정하는 시퀀스 추정 등화기(sequence estimation equalizer)와 심벌 단위로 신호를 검출하는 심벌 결정 등화기(symbol by symbol decision equalizer)로 구분된다. SE 등화기는 채널 추정기(channel estimator)와 Viterbi 알고리즘으로 구현되는 MLSE 등화기가 대표적이다. 이 MLSE는 신호 결정시 지연이 길어 지연된 채널 추정치를 판정 기준으로 적용해야 하므로 고속 시변 채널 환경에서는 성능이 열화된다. 이런 이유로 실제 통신 시스템은 SSD 등화기를 이용한다^[1,2]. 최적 SSD 등화기는 Bayes 판정 이론에 기초하며, 이 경우 수신 신호의 선행 확률로부터 전송 심벌을 판정해야 하므로 채널 차수가 증가하면 계산량이 기하급수적으로 증가하여 구현이 어렵게 된다. 이 같은 계산량을 해결하기 위해 신경망의 이용이 검토된 바 있다^[2,3]. 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron) 신경망을 이용한 등화기는 기존의 LTE, DFE보다 등화 성능은 우수하지만, 긴 훈련 시간을 요구하는 단점이 있다. 또 다른 신경망인 RBF(Radial Basis Function) 신경망을 이용하여 최적 성능의 Bayesian 등화기에 근사화 된 등화기를 구현하려는 노력이 있었다. Chen^[2,3]은 RBF 신경망을 이용한 SSD 등화기의 실현 가능성을 제시하였으나, 그가 제안한 등화기는 채널 상태의 개수를 사전에 알

아야 하는 단점과 많은 수의 RBF 센터가 필요하다는 단점을 지닌다.

본 연구에서는 등화에 필요한 RBF 센터를 추가 기준과 제거 기준에 의해 등화기로 입력되는 신호 중에서 스스로 선택하여 채널 상태의 개수에 대한 사전 정보 없이도 등화가 가능하였다. 또한 제안된 등화기는 기존 RBF 등화기보다 적은 센터 만으로도 등화가 가능한 장점을 갖는다. 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 최적 심벌 결정 등화기를 요약하고, III 장에서 RBF 신경망과 RBF 등화기를 서술하며, IV 장에서는 채널 차수의 추정 없이도 등화가 가능하며, 최소의 은닉노드만을 갖는 새로운 RBF 등화기를 제시한다. V 장에서는 컴퓨터 모의 실험을 통해 IV 장 이론의 타당성을 검증한다. 마지막으로 VI장에서 결론을 내린다.

II. 최적 심벌 결정 등화기

기저 대역 디지털 통신 시스템은 전송 필터, 전송로 및 수신 필터로 구성된다. 입력 신호는 2진 신호로 변환된 후 채널 통과에 적합하도록 전송 필터에서 조작되고, 수신기에 보내진다. 송신 신호는 채널을 통과하면서 잡음이 혼입되거나 다중 경로 전송으로 왜곡된다. 또한 대역 제한된 채널은 심벌 상호간 간섭(ISI)을 유발하며, 이는 신호 복원 시 신호 전송 과정 중 발생하는 부가 잡음보다 더 큰 어려움을 준다. 이에 ISI의 영향을 제거하여 송신 신호를 정확히 수신하기 위해 수신단에서 등화기를 이용한다.

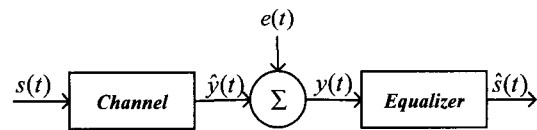


그림 1. 전송 시스템의 이산 시간 모델
Fig. 1. Discrete time model of transmission system.

이상의 통신 시스템은 여러 기능들이 상호 연관되어 전체 성능에 영향을 미치므로 복잡하다^[1,4]. 채널에 대한 등화기의 성능만을 연구하기 위해 간단한 통신 시스템의 모형이 필요했으며, 통신 시스템을 간략화 하여 나타내면 그림 1과 같다.

등화기를 포함하는 간략화 된 디지털 통신 시스템의 이산 시간 모델을 그림 1에 나타내었다. 그림 1에서 디지털 시퀀스 $s(t)$ 는 분산 특성을 갖는 통신 채널

(dispersive channel)을 통해 전송된다. 만약 이 채널이 선형이면, 그 전달함수는 다음의 형태를 갖는다.

$$H(z) = \sum_{i=0}^{n_h} h_i \cdot z^{-i} \quad (1)$$

여기서 n_h 는 채널 차수, h_i 는 채널 임펄스 응답, z^{-i} 는 채널 지연을 나타낸다. 또한 채널이 비선형이면, 그 전달함수는 다음의 형태로 갖는다.

$$y(t) = x(t) + k_1 x^2(t) + k_2 x^3(t) + \dots + k_n x^{n+1}(t) + e^*(t)$$

$$H(z) = \frac{X(z)}{S(z)} = \sum_{i=0}^{n_h} h_i \cdot z^{-i} \quad (2)$$

그림 2는 식 (2)의 비선형 채널을 도시화한 것이다.

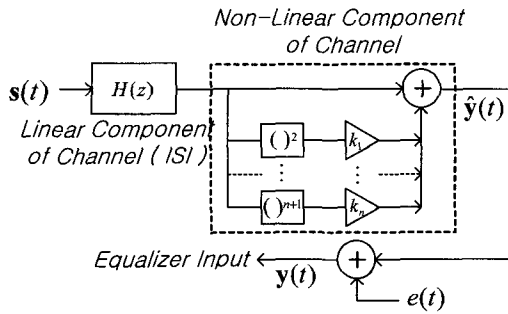


그림 2. 채널의 비선형 항
Fig. 2. Nonlinear component of channel

그림 2에서 k_1, k_2, \dots, k_n 는 상수며, 채널의 선형 요소인 $H(z)$ 는 FIR 필터로 모델링 될 수 있다. Bayes 이론에 기초한 등화기 차수 m 과 지연 τ 을 갖는 최적 성능의 Bayesian 심볼 결정 등화기를 그림 3에 나타내었다^[2,3,5].

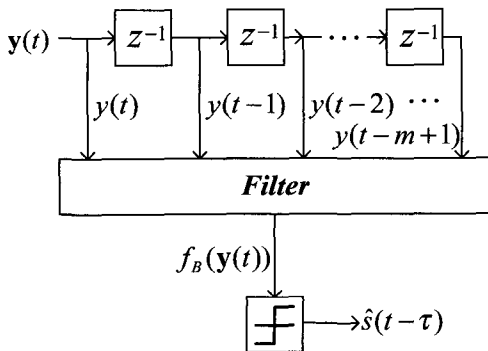


그림 3. Bayes 이론에 기초한 심볼 판정 등화기
Fig. 3. SSD equalizer on the basis of Bayes theory.

그림 1과 그림 3에서 m 은 등화기 차수, τ 는 지연을 나타내며, 채널 입력 $s(t)$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{s}(t) = [s(t) \dots s(t-m+1-n_h)]^T \quad (3)$$

등화기 차수가 m 이므로 부가 잡음 없는 채널 출력 $\hat{\mathbf{y}}$ 는 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{y}}(t) = [\hat{y}(t) \dots \hat{y}(t-m+1)]^T \quad (4)$$

식 (4)의 $\hat{\mathbf{y}}$ 를 채널 상태(desired channel state)라고도 한다. 입력이 발생 확률이 같은 서로 독립적인 2진 신호이고, 채널 차수가 n_h-1 , 등화기 차수가 m 이므로 입력 신호는 $n_s = 2^{n_h+m-1}$ 개의 조합으로 이루어지며, 이 때를 채널 상태 수라 한다. 혼련 신호 $s(t-\tau)$ 는 $\{+1, -1\}$ 이므로 $\hat{\mathbf{y}}$ 는 다음과 같이 분류된다.

$$Y_{m,\tau}^+ = \{ \hat{\mathbf{y}}(t) | s(t-\tau) = +1 \}$$

$$Y_{m,\tau}^- = \{ \hat{\mathbf{y}}(t) | s(t-\tau) = -1 \} \quad (5)$$

식 (5)에서 $Y_{m,\tau}^+$ 는 $s(t-\tau)$ 가 +1일 때 채널 출력 $\hat{\mathbf{y}}(t)$ 의 집합이고, $Y_{m,\tau}^-$ 는 $s(t-\tau)$ 가 -1일 때 채널 출력 $\hat{\mathbf{y}}(t)$ 의 집합이다. +1과 -1의 신호 발생 확률이 같으므로, 각 채널 상태의 사전 확률 (prior probability)이 p 는 $1/n_s$ 이 된다. n_s^+ 와 n_s^- 는 각각 $Y_{m,\tau}^+$ 와 $Y_{m,\tau}^-$ 에 해당하는 채널 상태 수이다. 채널 출력 $\hat{\mathbf{y}}(t)$ 에 평균이 0인 백색 가우시안 잡음이 부가되면 잡음 섞인 채널 출력이 출력되며 다음과 같다.

$$\mathbf{y}(t) = [(y(t) \dots y(t-m+1))]^T \quad (6)$$

식 (6)의 $\mathbf{y}(t)$ 는 각각의 이상적인 채널 상태값 $\hat{\mathbf{y}}$ 을 중심으로 가우시안 분포를 이루며, 채널 상태값 $\hat{\mathbf{y}}$ 을 평균으로 하는 클러스터(cluster)를 형성하게 된다. 식 (6)으로부터 전송 신호가 +1 또는 1인가를 판정하는 것이 신호 판정 문제이다. Bayes 판정 이론^[1]은 신호 판정에서 최적해를 제시하므로 그림 3의 최적해 유도에 이용할 수 있다. 그림 3에서 $\hat{s}(t-\tau)$ 는 다음과 같다.

$$\hat{s}(t-\tau) = \text{sgn}(f_B(\mathbf{y}(t))) = \begin{cases} +1, & f_B(\mathbf{y}(t)) \geq 0 \\ -1, & f_B(\mathbf{y}(t)) < 0 \end{cases} \quad (7)$$

식 (7)의 $f_B(\cdot)$ 는 최적 Bayesian 판정 함수이며 다음

과 같다.

$$f_B(\mathbf{y}(t)) = \sum_{i=1}^{n_+} p_i(2\pi\sigma_e^2)^{-m/2} \exp(-\|\mathbf{y}(t) - \mathbf{y}_i^+\|^2/2\sigma_e^2) - \sum_{j=1}^{n_-} p_j(2\pi\sigma_e^2)^{-m/2} \exp(-\|\mathbf{y}(t) - \mathbf{y}_j^-\|^2/2\sigma_e^2) \quad (8)$$

식 (8)의 첫번째 합은 $\mathbf{y}_i^+ \in Y_{m,+}$ 에 대한 것이고 두 번째 합은 $\mathbf{y}_j^- \in Y_{m,-}$ 에 대한 것이며, σ_e^2 은 잡음 분산이다. 전송 신호가 +1또는 1인가를 판정하는 판정 경계는 다음과 같이 정의된다.

$$\{ \mathbf{y} | f_B(\mathbf{y}(t)) = 0 \} \quad (9)$$

판정 경계는 $\hat{s}(t-\tau) \pm 1$ 에 따라 두 영역으로 나누어진다. 이상의 Bayesian 판정 함수는 비선형이므로 선형 횡단 등화기와 최적 등화기 사이에는 항상 성능차가 존재한다. 전송 신호 +1과 1의 발생 확률이 동일할 경우 식 (8)에서 계수 $p_{i(j)}(2\pi\sigma_e^2)^{-m/2}$ 는 중복되므로 제거하면, 최적 판정 경계를 다음과 같이 단순화 할 수 있다^[2,3].

$$f_B(\mathbf{y}(t)) = \sum_{i=1}^{n_+} \exp(-\|\mathbf{y}(t) - \mathbf{y}_i^+\|^2/2\sigma_e^2) - \sum_{j=1}^{n_-} \exp(-\|\mathbf{y}(t) - \mathbf{y}_j^-\|^2/2\sigma_e^2) \quad (10)$$

표 1. 이상 채널 ($H(z)=1$)의 입력과 채널 상태 값

Table 1. Input and channel state value for ideal channel.

No	Input combination		Disired channel states	
	$s(t)$	$s(t-1)$	$\hat{y}(t)$	$\hat{y}(t-1)$
1	1	1	1	1
2	1	-1	1	-1
3	-1	1	-1	1
4	-1	-1	-1	-1

입력 신호가 +1또는 1이고, 전송채널이 잡음 없이 이상적 ($H(z)=1$)일 때, 입력 신호 조합과 채널 상태 값은 표 1과 같다. 표 1과 식 (5)에 의해 $\hat{s}(t-\tau)=+1$ 측의 채널 상태 값과 $\hat{s}(t-\tau)=-1$ 측의 채널 상태 값의 평균을 구하고, 식 (9) 의한 심볼 판정 경계를 나타내

면 그림 4와 같다. 그림 4에서 기호 \bullet 는 채널 상태 $\hat{\mathbf{y}}(t)$ 를 나타내며, RBF 신경망을 이용하여 등화기를 구현 할 경우 추정해야 할 센터(center)가 된다.

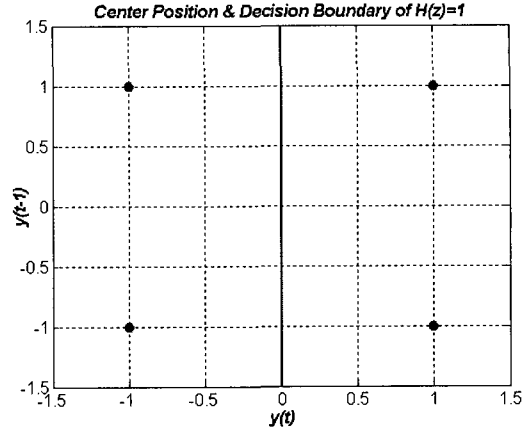


그림 4. 이상 채널의 심볼 판정 경계

Fig. 4. Symbol decision boundary of ideal channel.

III. RBF 신경망 등화기

1. RBF 신경망의 구조

RBF는 은닉층(hidden layer)이 단지 하나인 신경망이다. 다른 신경망에 비교해 RBF 신경망은 학습 과정과 구조가 간단하다는 장점이 있으며, 구조는 그림 5에서 보는 바와 같이 입력층, 비선형 처리를 하는 비선형 은닉층, 가중치(weight), 그리고 출력층의 선형 조합

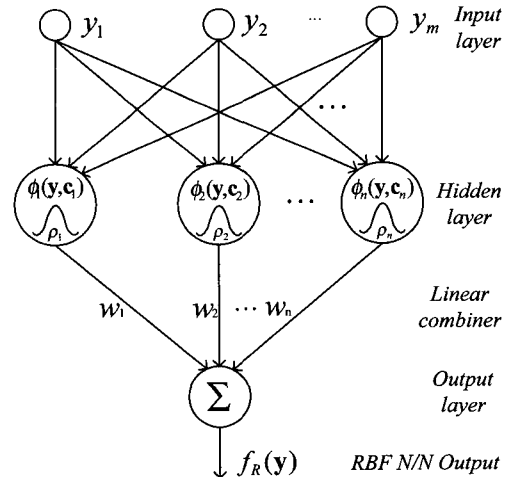


그림 5. 방사 기초 함수 신경망

Fig. 5. Radial Basis Function N/N.

로 구성된다^[2,3,6]. 그림 5에서 입력층과 은닉층을 연결하는 전달 함수는 비선형이고, 은닉층과 출력층을 연결하는 전달 함수는 선형이다. RBF 신경망의 은닉층은 입력 벡터와 RBF 센터사이의 거리 함수를 계산한다.

2. RBF 신경망의 입출력

RBF 신경망의 전체적인 출력은 다음과 같다.

$$f(\mathbf{y}) = w_0 + \sum_{k=1}^K w_k \cdot \phi(\mathbf{y}; \mathbf{c}_k) \quad (11)$$

식 (11)에서 비선형 함수 $\phi(\mathbf{y}; \mathbf{c}_k)$ 는 입력 벡터 \mathbf{y} 와 은닉노드가 갖는 파라미터인 센터 \mathbf{c}_k 사이의 거리를 계산하는 k 번째 RBF이다. 스칼라 양 w_k 는 k 번째 은닉노드와 출력노드를 연결하는 가중치이며, 상수 항 w_0 는 바이어스 항이다. RBF 신경망의 중심은 이름에서도 알 수 있듯이 RBF의 집합인 은닉층이다. 은닉층의 RBF는 다양한 함수가 될 수 있으며, 대표적인 예는 다음과 같다.

A. Thin-plate-spline 함수 :

$$\phi(y) = \left(\frac{y}{\sigma}\right)^2 \ln\left(\frac{y}{\sigma}\right) \quad \sigma > 0, \text{ and } y \geq 0$$

B. Gaussian 함수 :

$$\phi(y) = \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right) \quad \sigma > 0, \text{ and } y \geq 0$$

위의 예 중에서도 B의 가우시안 함수를 많이 이용하며, 입력 벡터 \mathbf{y} 가 주어질 때 RBF 신경망의 k 번째 RBF는 다음과 같다.

$$\phi(\mathbf{y}; \mathbf{c}_k) = \phi[(\mathbf{y} - \mathbf{c}_k)^H \mathbf{t}_k (\mathbf{y} - \mathbf{c}_k)] \quad k=1, 2, \dots, K \quad (12)$$

식 (12)에서 벡터 \mathbf{c}_k 는 k 번째 RBF 센터, 행렬 \mathbf{t}_k 는 센터의 두께(smoothing factor), 위 첨자 H 는 Hermitian transposition이다. Mahalanobis metric (=distance)를 이용하면 식 (12)은 다음과 같다.

$$\phi(\mathbf{y}; \mathbf{c}_k) = \phi(\|\mathbf{y} - \mathbf{c}_k\|_{M_k}^2) \quad k=1, 2, \dots, K \quad (13)$$

행렬 \mathbf{t}_k 가 $\rho_k \cdot \mathbf{I}$ 와 같은 대각 행렬이면, 식 (13)은 다음과 같다.

$$\phi(\mathbf{y}; \mathbf{c}_k) = \phi(\|\mathbf{y} - \mathbf{c}_k\|^2 / \rho_k) \quad k=1, 2, \dots, K \quad (14)$$

식 (14)에서 \mathbf{c}_k 는 센터, ρ_k 는 두께, $\|\mathbf{y} - \mathbf{c}_k\|$ 는 입력 \mathbf{y} 와 센터 \mathbf{c}_k 사이의 유클리드(Euclidean) 거리이다. 식 (11)에 식 (14)을 대입하면, 다음과 같은 RBF 신경망의 출력을 얻을 수 있다^[6].

$$f_r(\mathbf{y}) = w_0 + \sum_{k=1}^K w_k \cdot \phi(\|\mathbf{y} - \mathbf{c}_k\|^2 / \rho_k) \quad (15)$$

3. RBF 신경망의 학습

RBF 신경망의 학습은 은닉노드(=센터) 학습과 최종 (=가중치) 학습으로 나뉜다. 은닉노드 센터의 일반적 학습 방법은 클러스터링 알고리즘을 이용하는 것이며, RBF 신경망의 입력 신호인 +1과 -1의 발생 확률이 같을 경우 하중을 +1 과 -1로 고정하면 학습이 단순화되지만, 성능을 개선하기 위해 최소 평균 자승 알고리즘 등의 계수 갱신 알고리즘을 이용한다^[2,3].

4. RBF 신경망 등화기

최적 판정 경계 해인 (10)식과 RBF 신경망의 출력인 (15)식을 살펴보면 구조가 유사함을 알 수 있다. w_k 를 판정영역에 따라 +1과 -1로, 기저함수 $\phi(x)$ 를 지수함수 $\exp(-x)$ 로, 비선형 함수 폭인 ρ_k 를 가우시안 잡음 분산인 $2\sigma_e^2$ 으로 설정하면, Bayes 이론에 기초한 최적 심볼 결정 등화기를 RBF 신경망을 이용하여 구현할 수 있다. 이와 같이 RBF 신경망을 이용한 등화기를 RBF 등화기라 한다^[1].

RBF 등화기의 성능은 은닉노드 즉, 센터가 얼마나 정확하고 빠르게 이상적인 채널 상태에 위치 하느냐에 좌우된다. 따라서 중요한 것은 센터 \mathbf{c}_k 의 위치와 개수이다. 채널 상태는 RBF 신경망의 센터 값이며, 다음 두 방법으로 구한다. 첫 번째는 채널을 선형이라 가정하고 적응 LMS 알고리즘을 이용하여 채널 임펄스 응답을 추정하는 방법이고, 두 번째는 클러스터링 알고리즘을 이용하여 채널 상태를 분류하는 방법이다. 전자는 신속한 등화가 장점이나, 선형 채널에 국한되는 단점을 갖는다. 후자는 비선형 왜곡 채널에 강하나, 훈련 시간이 길다는 단점을 갖는다.

IV. 자력 등화 알고리즘

본 장에서는 자력 RBF 등화기를 제안한다. 자기 스스로 등화에 필요한 최소의 RBF 만을 구성 후, 채널을 등화 한다는 관점에서 자력 RBF 등화기(Self

organizing RBF Equalizer)라 명한다. 자력 RBF 등화기는 다음의 추가 및 제거 기준을 통해 채널 출력인, 등화기 입력 신호 $\mathbf{y}(t)$ 를 새로운 은닉노드의 센터 $\mathbf{c}(t)$ 로 선택 할 지, 혹은 무시할지를 결정한다. 등화기 출력은 다음과 같다.

$$f(\mathbf{y}(t)) = w_0 + \sum_{k=1}^K w_k \cdot \phi(\mathbf{y}(t)) \quad k=1,2,\dots,K \quad (16)$$

식(16)은 시점 t 에서 채널 출력 $\mathbf{y}(t)$ 가 자력 RBF 등화기로 입력 될 경우 등화기 출력이다. (16) 식에서 w_0 는 바이어스 항, w_k 는 은닉노드와 출력노드 간의 가중치, K 는 은닉노드 수이며, 가우시안 함수 $\phi_k(\mathbf{y}(t))$ 는 등화기 입력 $\mathbf{y}(t)$ 에 대한 k 번째 은닉노드의 응답으로 다음과 같다.

$$\phi_k(\mathbf{y}(t)) = \exp\left(-\frac{1}{\sigma_k^2} \|\mathbf{y}(t) - \mathbf{c}_{k}(t)\|^2\right) \quad k=1,2,\dots,K \quad (17)$$

식 (17)에서 $\mathbf{c}_k(t)$ 은 시점 t 에서 k 번째 센터, σ_k 는 가우시안 함수 폭, $\|\cdot\|$ 는 유클리드 항이다. 제시하는 자력 RBF 등화기는 처음에 단지 2개의 센터 만을 갖고 훈련 및 등화를 수행한다. 2 장의 이상적인 채널 ($H(z)=1$)에서 초차도 최적 RBF 등화기는 4개의 센터를 필요로 하는 것을 보았다. 수신 신호 가 새로운 센터 $\mathbf{c}(t)$ 로 설정되기 위해서는 다음의 추가 기준을 만족해야 한다.

1. RBF 은닉노드 추가기준

추가기준의 기본 개념은 원활한 등화가 이루어 지도 록 등화기가 필요로 하는 센터를 수신신호 $\mathbf{y}(t)$ 로부터 추가 하는 것이다. 수신신호 $\mathbf{y}(t)$ 를 새로운 은닉노드 (=센터)로 추가 설정되기 위해서는 다음의 조건을 만족해야 한다.

$$\epsilon(t) = \|\hat{s}(t) - f_R(\mathbf{y}(t))\| > \epsilon_{th} \quad : \text{조건 1} \quad (18)$$

$$\|\mathbf{y}(t) - \mathbf{c}_m(t)\| > d_{th} \quad : \text{조건 2} \quad (19)$$

여기서 $\mathbf{c}_m(t)$ 은 시점 t 에서 수신신호 $\mathbf{y}(t)$ 와 가장 가까운 센터, ϵ_{th} 는 에러의 임계치, d_{th} 는 거리의 임계치이다. 두 임계치는 채널 환경에 따라 정해진다. 식 (18)은 현재 존재하는 RBF 센터 만을 가지고도 최소 에러를 만족하는 RBF 출력을 얻을 수 있는지를 평가한다.

식 (19)은 시점에서 추가되는 새로운 센터가 이미 존재하는 어떤 센터와도 일정 거리를 유지하고 있는지를 평가한다. 조건 1과 조건 2를 만족할 경우, 수신된 RBF 등화기 입력 $\mathbf{y}(t)$ 를 새로운 센터 $\mathbf{c}_{new}(t)$ 로 설정하며, 연결되는 가중치 $w_{new}(t)$ 는 에러 $e(t)$ 로 정한다.

조건 1과 조건 2 둘 다를 만족하지 못 하는 경우와 조건 1은 만족하나, 조건 2를 만족하지 못하는 경우는 등화기 구성을 그대로 유지하며, 다음 $\mathbf{y}(t)$ 를 수신한다. 그러나, 조건 1은 만족하고, 조건 2를 만족하지 못할 경우가 있는데, 이 경우는 센터의 위치를 재조정할 필요가 있는 경우이다. 센터의 재조정은 k -means 클러스터링 알고리즘을 이용한다. 즉, 수신된 $\mathbf{y}(t)$ 를 가장 가까운 센터 $\mathbf{c}_m(t)$ 방향으로 만큼 이동시킨다^[6,8].

$$\mathbf{c}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{c}_i(t) + \eta \cdot [\mathbf{y}(t) - \mathbf{c}_i(t)], & \mathbf{c}_m(t) = \mathbf{c}_i(t) \\ \mathbf{c}_i & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

식 (20)에서 η 는 수렴률이며, 보통 0과 1 사이에서 선택된다. 또한 모든 조건을 검사한 후에는 항상 다음의 LMS 알고리즘을 이용하여 가중치를 갱신한다.

$$\begin{aligned} \phi_i &= \exp(-\|\mathbf{y}(t) - \mathbf{c}_i(t)\|^2/\rho), \quad 1 \leq i \leq n \\ \epsilon(t) &= s(t-\tau) - \sum_{i=1}^n w_i(t-1) \phi_i(t) \quad (21) \\ w_i(t) &= w_i(t-1) + \mu_w \epsilon(t) \phi_i(t), \quad 1 \leq i \leq n \end{aligned}$$

식 (21)에서 μ_w 는 학습률이다. RBF 신경망의 입력 수가 m 개, 은닉노드의 수가 n 개일 경우, 가중치 갱신에 이용된 LMS 알고리즘의 계산량을 표 2에 나타내었다^[8].

표 2. 이용된 LMS 알고리즘의 계산량
Table 2. Complexity of supervised LMS (21) for m -inputs and n -hidden units RBF network.

multiplications	$n \times m \times 2n + 1$
divisions	n
additions	$2n \times m + n$
evaluations of $\exp(-y)$	n

2. RBF 은닉노드 제거 기준

제안된 추가 기준만을 이용할 경우 등화기를 구성하

는 RBF 센터는 훈련 기간동안 계속해서 증가 할 것이다. 등화에 필요한 최소의 센터를 자력으로 구성하기 위해서 추가 기준과 더불어 제거 기준이 필요했다. 이 제거 기준의 기본 개념은 RBF 등화기 출력에 적은 영향을 주는 은닉노드의 센터를 제거하는 것이다. 추가 기준이 조사 된 후 조사되는 제거 기준은 k 번째 은닉노드 출력 $o_k(t)$ 을 계산하는 것으로 시작 한다. 매 순간 각 은닉노드 출력은 다음과 같다.

$$o_k(t) = w_k(t) \cdot \exp\left(-\frac{\|y(t) - c_k(t)\|^2}{\sigma_k^2}\right), \quad k=1, \dots, K \quad (22)$$

k 개의 출력 값 $o_k(t)$ 중 최고값 $o_{\max}(t)$ 를 찾는다.

$$o_{\max}(t) = \max[\|o_k(t)\|] \quad (23)$$

다음에는 각 노드 출력을 일반화 한다.

$$n_k(t) = \left(\frac{o_k(t)}{o_{\max}(t)}\right) \quad (24)$$

일반화된 각 출력 중 출력 임계치 o_{th} 보다 작은 값을 내는 은닉노드를 제거한다.

$$n_k(t) < o_{th} : \text{조건 3} \quad (25)$$

은닉노드의 센터가 제거 된 후, 모든 연결된 가중치는 식 (21)을 이용하여 한 번 더 갱신한다.

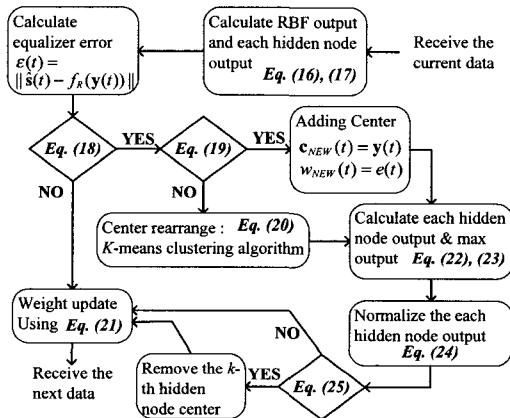


그림 6. 자력 등화 알고리즘의 흐름도
Fig. 6. A flowchart of the proposed algorithm.

그림 6은 이상의 추가 기준과 제거 기준에 의해 등화기로 입력되는 신호 중 등화에 필요한 RBF 센터를

스스로 선택하는 자력 RBF 등화기의 알고리즘 흐름도를 나타낸다.

V. 모의실험

그림 7은 제안하는 자력 RBF 등화기의 모의실험을 위한 시스템 구성도이다.

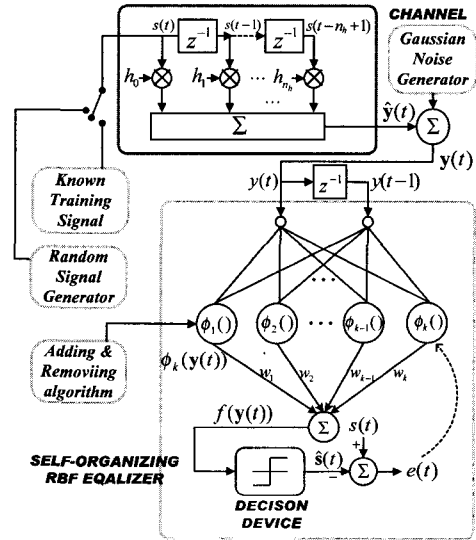


그림 7. 모의실험을 위한 시스템 구성도
Fig. 7. System structure for simulations.

이 구조는 훈련 신호 발생기, 채널(선형 및 비선형), 전송 신호 발생기, 자력 RBF 등화기, 결정 소자 등을 포함하고 있다. 모의실험은 4개 대표적인 통신 채널 모델 하에서 Bayes 이론에 기초한 최적 Bayesian 등화기와 제안된 자력 등화기의 BER 성능, 센터 위치 심볼 결정 경계, 센터 수 등을 비교 분석하는 방법을 택하였다.

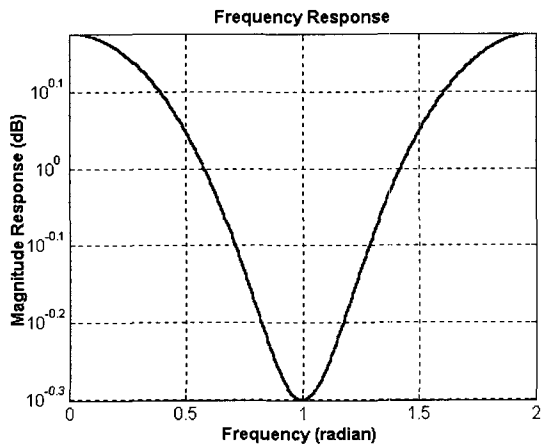
1. 비최소위상 (Non-minimum phase) 채널 등화
비최소 위상 채널의 등화를 위해 다음의 전달 함수를 갖는 채널을 택하였다^[2,3].

$$H(z) = 0.5 + 1.0z^{-1} \quad (26)$$

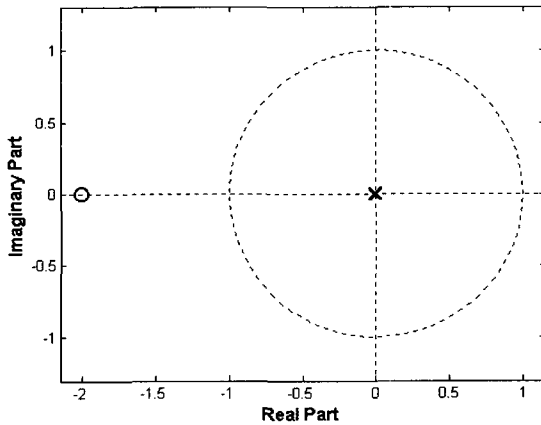
이 채널의 주파수 스펙트럼과 극점(pole)-원점(zero)의 위치를 표시하면 그림 8과 같다.

그림 8의 (a)에 본 채널은 심한 스펙트럼 널 (spectrum null)이 존재하지 않는 것을 볼 수 있으며, (b)에서 s-평면의 원점이 단위 원(unit circle) 외부에

존재하는 것으로 보아, 채널 전달 함수가 비최소위상 특성을 나타내는 것을 볼 수 있다. 이 경우 기존의 RBF 등화 방법은 다음과 같이 입력 신호 조합에 따른 채널 상태 값, $\hat{y}(t) = \{\hat{y}(t), \hat{y}(t-1)\}$ 을 구해야 했다. 즉 표 3과 같은 채널 상태 추정이 선행 되어야 했다.



(a)



(b)

그림 8. 채널(26)의 주파수 특성(a), 극점-원점(b)
Fig. 8. Frequency spectrum(a) and pole-zero(b) position of channel eq. (26).

기존 RBF 등화기는 표 2로부터 등화에 필요한 센터가 8개라는 것을 미리 알고 등화를 시작하였다. 즉, 채널 상태 추정이 선행되어야 하는 단점을 갖고 있었다. 그러나 제안한 자력 등화기에서는 표 2와 같은 채널 상태 값을 추정할 필요가 없다.

15dB SNR에서 160개의 데이터를 이용해 등화기를 구성하고 훈련한다. 모든 모의실험에서 등화기 차수를 2로 선택하였다. 등화기 차수를 2로 선택했기 때문에

표 3. 기존 등화 기법이 필요로 한 채널 상태 추정

Table 3. Channel state estimation channel A.

No	Input combination			Disired channel states	
	$s(t)$	$s(t-1)$	$s(t-2)$	$\hat{y}(t)$	$\hat{y}(t-1)$
1	1	1	1	1.5	1.5
2	1	1	-1	1.5	-0.5
3	-1	1	1	0.5	1.5
4	-1	1	-1	0.5	-0.5
5	1	-1	1	-1.5	0.5
6	1	-1	-1	-1.5	-1.5
7	-1	-1	1	-0.5	0.5
8	-1	-1	-1	-0.5	-1.5

($m=2$) 등화기로 입력되는 가장 최근의 두 입력을 2차원 도사하면 그림 9와 같다. 또한 그림 9는 제안된 자력 등화 알고리즘으로 얻은 심볼 판정 경계를 Bayesian 판정 경계와 비교하고 있다. 이 심볼 판정 경계는 식 (9)에 의해 계산이다. 실험에 이용된 임계치 ϵ_{th} 는 0.1로 정하였으며, 파라미터 값은 각각 $d_{th}=1.0$, $o_{th}=0.5$, $\eta=0.5$, $\mu=0.02$ 이다.

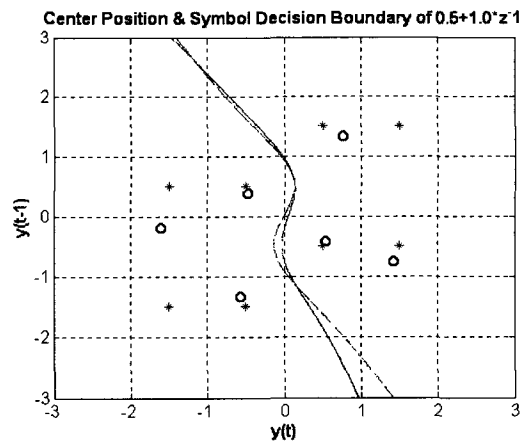


그림 9. 채널(26)의 센터 위치와 결정경계 비교
Fig. 9. Comparison of center position and DB.

그림 9에서 *는 실제 요구되는 채널 상태이고, O는 제안된 알고리즘에 의한 센터이다. 실선은 Bayesian 결정 경계를, 점선은 자력 등화 알고리즘에 의한 결정 경계를 나타내며, 그 경계가 거의 유사함을 볼 수 있다. 그림 9는 훈련이 끝나는 시점에서의 자력 등화기와 Bayesian 등화기의 센터를 비교한 것이며, 자력 등화기의 센터는 훈련 기간동안 식(18), (19), (25)에 의해 계

속 변화 했을 것이다. 다음 그림은 훈련 기간동안의 자력 등화기의 센터 수 변화 과정을 도시한 것이다.

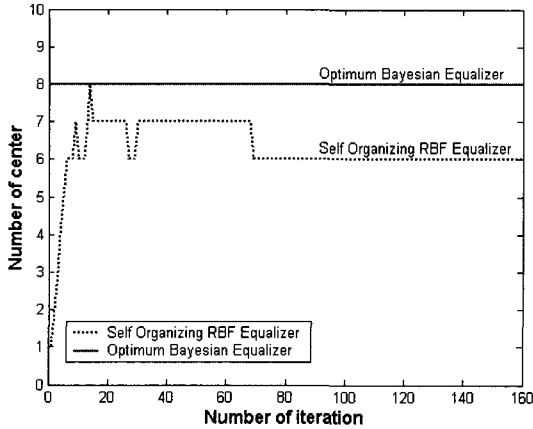


그림 10. 채널 (26)의 훈련 기간 동안의 센터 수 변화
Fig. 10. Comparison of number of centers in eq. (26).

그림 10은 훈련 기간동안의 센터 수 변화를 나타낸 것인데, Bayesian 등화기의 센터 수는 훈련 기간 동안 가감 없이 8개지만, 자력 등화기의 센터 수는 0개에서 시작하여 결국 2개 적은 6개에 수렴함을 알 수 있다. 그림 9와 10으로부터 주어진 채널에서 자력 등화 방법은 Bayesian 등화기보다 2개 적은 센터를 가지고도 Bayesian 등화기의 심볼 판정 경계와 유사한 판정 경계를 갖을 수 있음을 확인하였다. 다음은 이상의 센터와 심볼 판정 경계를 갖는 자력 등화기의 BER (Bit Error Rate) 성능을 분석한다.

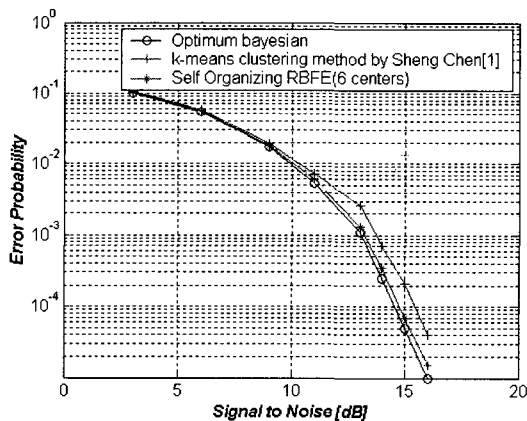


그림 11. 채널 (26)에서 BER 성능 비교
Fig. 11. BER performance of channel eq.(26).

그림 11에서 6개의 센터를 갖는 자력 등화기와 최적

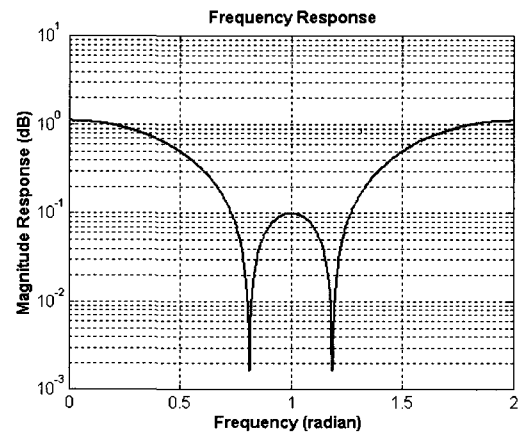
Bayesian 등화기의 BER 성능은 거의 유사하며, 기존 RBF 등화기^[2] 성능에 비해 10^{-3} 과 10^{-4} 오류율에서 약 0.7 dB의 성능 이득이 있음을 볼 수 있다.

2. 최소 위상 (Minimum phase) 채널 등화

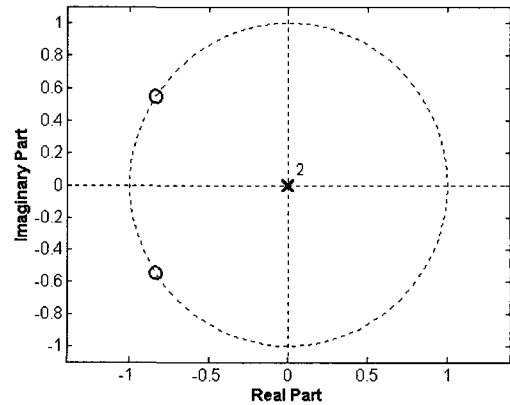
최소 위상 채널의 등화를 위해 다음의 전달 함수를 갖는 채널을 택하였다^[2,3].

$$H(z) = 0.3 + 0.5z^{-1} + 0.3z^{-2} \quad (27)$$

이 채널의 주파수 스펙트럼과 pole-zero의 위치를 표시하면 그림 12와 같다.



(a)



(b)

그림 12. 채널(27)의 주파수 특성(a), 극점-원점(b)
Fig. 12. Frequency spectrum and pole-zero position of channel eq. (27).

그림 12의 (a)에서 채널은 심한 스펙트럼 널 (spectrum null)이 존재하는 것을 볼 수 있으며, 신호 전송

시 심한 심볼간 간섭이 일어날 것이라는 것을 알 수 있다. 그림 12의 (b)로 부터 원점이 단위 원 내부(원 위)에 있는 것을 볼 수 있으며, 이는 채널 전달 함수가 최소 위상 특성을 갖음을 나타낸다. V.1절과 같은 내용의 모의실험을 하였다. 본 실험에서 채널 차수 $n_h=3$, 등화기 차수 $m=2$, 지연 $\tau=1$ 이다. 마찬가지로 표 3과 같은 채널 상태 값의 추정이나 계산은 필요 없다. 20 dB SNR에서 1000 개의 훈련 데이터를 이용해 자력 등화기를 구성하고 훈련한다. 그림 13은 두 등화기의 센터와 결정 경계를 나타낸다. 이용된 임계치는 다음과 같다.

$$\epsilon_{th}=0.3, d_{th}=0.4, o_{th}=0.45, \eta=0.6, \mu=0.02$$

다음 그림은 훈련 기간동안의 자력 등화기의 센터 수 변화를 도시한 것이다.

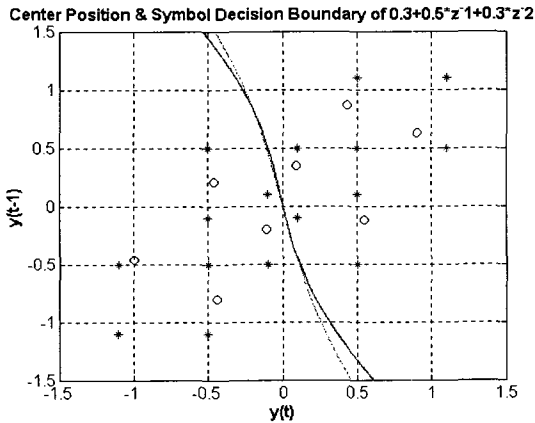


그림 13. 채널 (27)의 센터 위치와 결정경계 비교
Fig. 13. Comparison of center position and DB.

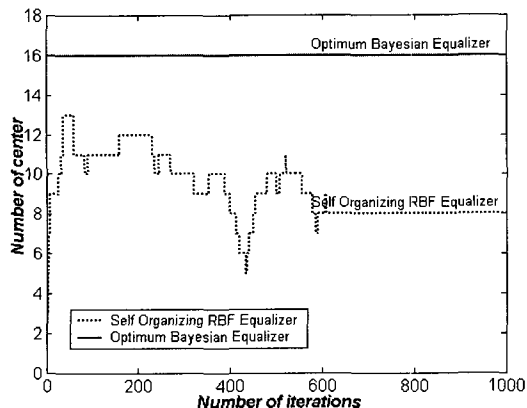


그림 14. 채널 (27)의 훈련 기간 동안의 센터 수 변화
Fig. 14. Comparison of number of centers in eq.(27).

그림 14에서 Bayesian 등화기의 센터 수는 훈련 기간 동안 가감 없이 16개지만, 자력 RBF 등화기로 얻은 센터는 가감 후 8개에 수렴한다.

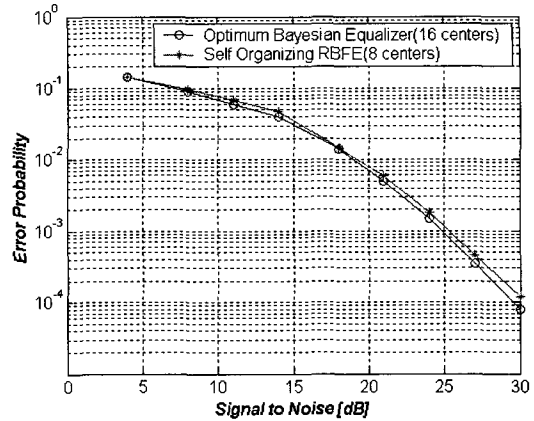


그림 15. 채널(27)에서 BER 성능 비교
Fig. 15. BER performance of channel eq.(27).

그림 15는개의 데이터를 이용한 두 등화 방법의 BER 성능 비교이다. 자력 등화 방법은 전체적으로 최적 Bayesian 등화기 성능에 근접하고 있음을 볼 수 있다.

3. 비선형 채널 (Nonlinear channel) 등화

앞의 두 절에서 선형 채널에서 제안한 등화기의 성능을 살펴 보았으며, 본 절에서는 다음과 같은 전달함수를 갖는 비선형 채널에 대한 등화 성능을 실험한다.

$$\begin{cases} H(z) = \frac{X(z)}{S(z)} = 0.3 + 0.5z^{-1} + 0.3z^{-2} \\ y(t) = x(t) - 0.5x(t)^3 \end{cases} \quad (28)$$

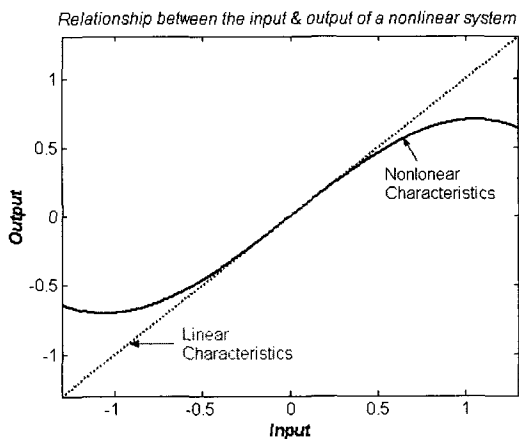


그림 16. 채널(28)의 비선형 특성
Fig. 16. Nonlinear characteristics of channel eq.(28).

본 채널은 비선형 항을 포함하고 있는 비선형 채널이며, 그림 16은 본 채널에 포함된 비선형 성 특징을 나타낸다.

선형 채널에서와 마찬가지로 비선형 채널에서도 자력 등화 알고리즘을 이용해 등화 할 경우, 표 3과 같은 채널 상태 값의 추정이나 계산은 필요 없다. 20 dB SNR에서 1500 개의 훈련 데이터를 이용해 자력 등화기를 훈련하고 구성한다. 등화기 차수 m 을 2로 선택했기 때문에 등화기로 입력되는 가장 최근의 두 입력을 2차원 도식하면 다음 그림과 같다.

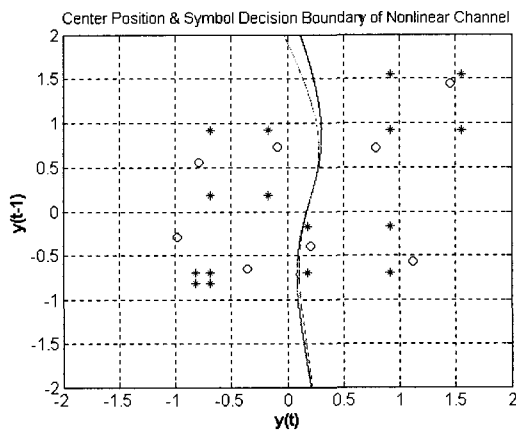


그림 17. 채널 (28)의 센터 위치와 결정경계 비교
Fig. 17. Comparison of center position and DB.

선택된 임계치는 다음과 같다.

$$\epsilon_{th} = 0.35, d_{th} = 0.55, o_{th} = 0.5, \eta = 0.4, \mu = 0.02$$

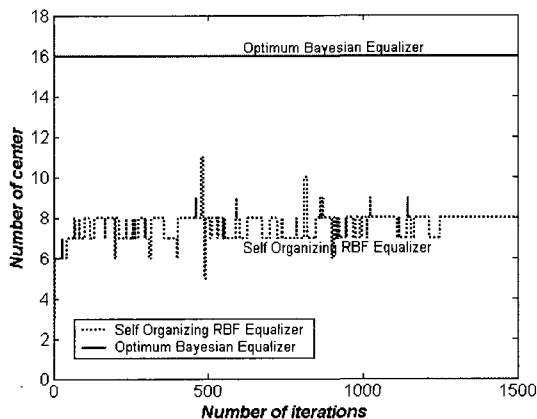


그림 18. 훈련 기간 동안의 센터 수 변화
Fig. 18. Comparison of number of centers.

그림 17에서 *는 이상적인 센터이고, ○는 제안된 알고리즘에 의한 센터이다. Bayesian 결정 경계는 실선으로, 자력 RBF 등화 알고리즘에 의한 결정 경계는 점선으로 나타내었으며, 두 경계가 거의 유사함을 볼 수 있다. 다음 그림은 훈련 기간동안 의 자력 등화기의 센터 수 변화를 도식한 것이다.

그림 18에서 Bayesian 등화기의 센터 수는 훈련 기간 동안 가감 없이 16개지만, 자력 등화기로 얻은 센터는 8개에 수렴한다. 그림 19는 이상의 센터와 심볼 결정 경계를 갖는 자력 등화기와 최적 Bayesian 등화기의 10^5 데이터를 이용한 BER 성능을 나타낸다.

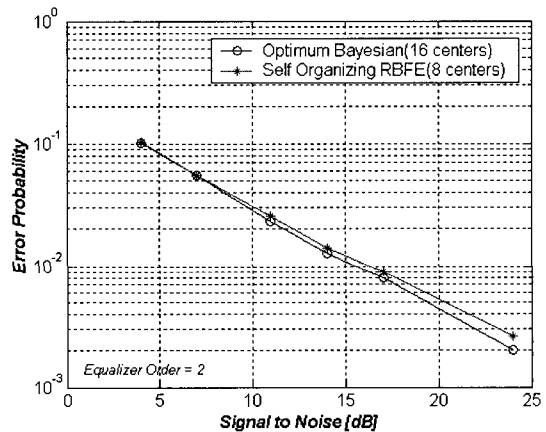


그림 19. 채널(28)에서 BER 성능 비교
Fig. 19. BER performance of channel eq.(28).

4. 표준 전화 채널 등화

마지막 실험을 위해 선택한 채널은 표준 전화 채널 (standard telephone channel) 모델이다. 그 전달 함수는 다음과 같다.

$$H(z) = 0.04 - 0.05z^{-1} + 0.07z^{-2} - 0.21z^{-3} \dots \\ 0.5z^{-4} + 0.72z^{-5} + 0.36z^{-6} + 0.01z^{-7} \dots \\ 0.21z^{-8} + 0.03z^{-9} + 0.06z^{-10} \quad (29)$$

본 채널은 차수 (n_{th})가 11이므로, 2차의 RBF 등화기를 이용하여 등화 할 경우, $2^{n_{th}+m-1} = 2^{11+2-1} = 4096$ 개의 이상적인 채널 상태가 존재하며, 이는 등화를 위해 기존의 RBF 등화기와 최적 Bayesian 등화기는 4096개의 RBF 센터가 요구된다는 것을 의미한다. 이 센터를 2차원 평면상에 그려 보면 그림 20과 같다.

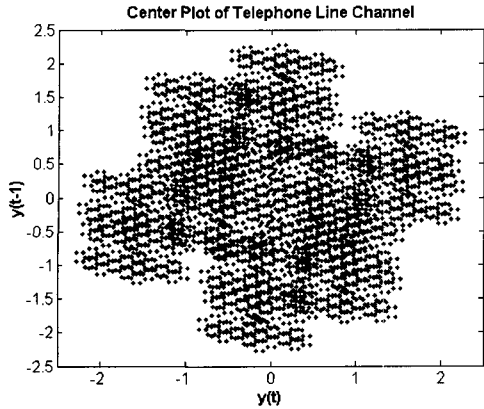


그림 20. 유선 전화 채널의 이상적인 채널 상태
Fig. 20. Desired states of standard wire-line telephone channel

실제 통신 시스템에서 등화를 위해 4096개의 센터를 이용하는 것은 매우 많은 계산량을 필요로 하며, 불가능하다는 것을 알 수 있다. 하지만, 제한한 자력 RBF 등화 알고리즘을 이용할 경우 등화가 가능하며, 등화 전에 채널 상태를 추정 할 필요도 없다. 20dB SNR에서 2,000개의 훈련 데이터를 이용하여 등화기를 구성, 훈련한다. 이 때 임계치 ϵ_{th} 는 0.6로, 다른 파라미터는 각각 $d_{th}=0.7$, $o_{th}=0.5$, $\eta=0.6$, $\mu=0.02$ 로 정하였다. 자력 등화기의 센터는 결국 10개로 수렴하였다. 그림 21은 훈련이 끝나는 시점에서의 센터 위치를 표시하고, 식 (10)에 의한 결정 경계와 추정된 10개의 센터를 도시한 것이다.

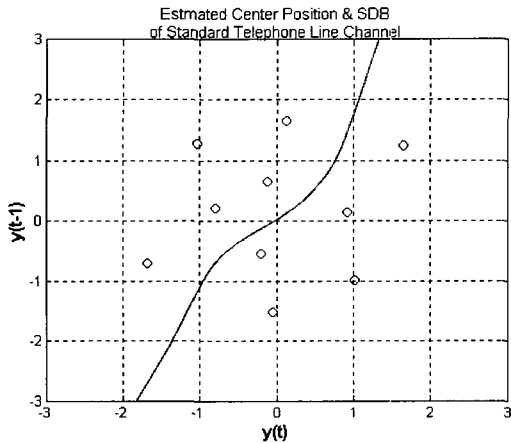


그림 21. 자력 등화 알고리즘에 의한 센터와 결정경계
Fig. 21. Center Position and symbol decision boundary of standard telephone channel model using the proposed self-organizing equalization algorithm.

임계치를 다음과 같이 변경하였다.

$$\epsilon_{th}=0.2, d_{th}=0.3, o_{th}=0.3, \eta=0.25, \mu=0.02$$

변경된 임계치를 이용하여 동일한 20dB SNR에서 2,000개의 훈련 데이터를 이용하여 등화기를 훈련하였다. 결국 훈련 후 등화기의 센터 수는 128개로 수렴하였다. 그림 22는 4096개의 센터를 갖는 최적 등화기와 제안된 알고리즘으로 10개와 128개의 센터를 갖는 자력 RBF 등화기의 BER 성능을 나타낸다.

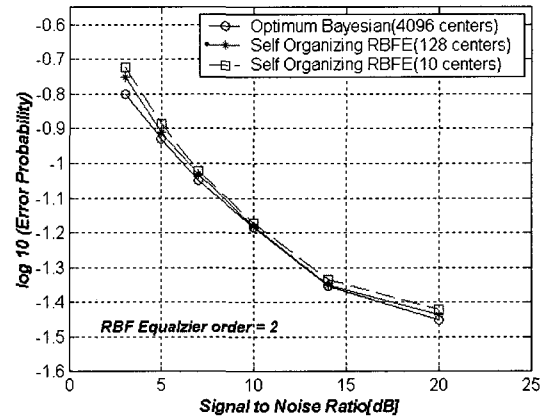


그림 22. 표준 전화 채널에서 BER 성능 비교
Fig. 22. BER performance of channel of eq.(29).

다양한 SNR에서 10^5 데이터가 이용되었다. 그림 22의 에러 확률 곡선으로부터 10개의 센터를 갖는 자력 등화기와 128개의 센터를 갖는 자력 등화기는 4096개의 센터를 갖는 최적 Bayesian 등화기 성능이 뒤지지 않음을 볼 수 있다. 더욱이 자력 등화기는 등화에 필요한 RBF의 센터를 미리 추정하거나, 계산 할 필요가 없었다.

VI. 결 론

등화에 필요한 RBF 센터를 새로운 추가 기준과 제거 기준에 의해 등화기로 입력되는 신호 중에서 스스로 선택하기 때문에 채널 상태의 개수에 대한 사전정보 없이도 등화가 가능한 자력 RBF 신경망 등화기를 제안하였다. 제안된 등화기의 또 다른 장점은 등화에 필요한 센터 수를 최소로 할 수 있다는 것이다. 모의 실험을 통해 선형 채널 및 비선형 채널 뿐만 아니라 표준 전화선 채널에서도 자력 RBF 등화기는 최적 성

능을 갖는 Bayesian 등화기의 성능에 아주 근접한 성능을 얻었으며, 제안된 등화기를 통신 시스템에 이용하는 것을 기대할 수 있다.

참 고 문 헌

[1] Proakis J.G., *Digital Communications*. New York: McGraw-Hill, 4-th Edition, pp.598-725, 2001.

[2] S. Chen, Mulgrew B: "A clustering technique for digital communications channel equalization using radial basis function networks", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 4, No. 4, July, pp.570 -590, 1993.

[3] S. Chen, Mulgrew B: "Adaptive Bayesian decision feedback equalizer for dispersive mobile radio channels", *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 43, No.5, May, pp. 1937-1946, 1995.

[4] Bernard Sklar, *Digital Communications*, Prentice Hall, 2-nd Ed, pp.136-161, 2001.

[5] S.Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 3-rd Ed, Prentice Hall, pp.365-482, 1996.

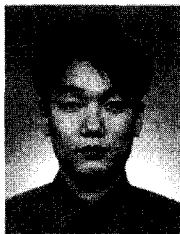
[6] S. Haykin, *Neural Networks*, Macmillan, pp.244-310, 1994.

[7] Hussain, A: "A new adaptive functional-link neural-network-based DFE for overcoming co-channel interference", *IEEE Transactions on Communications*, Vol. 45, pp.358-1362, Nov., 1997.

[8] B. Widrow and S. D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*, Prentice-Hall, pp.99-140, 1985.

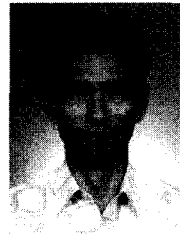
[9] J.S. Kim, "A RBF equalizer using fast clustering algorithm", *34-th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Vol.2, pp.990 -994, 2000.

저 자 소 개



金正洙(正會員)
1974년 8월 6일생, 1997년 2월 삼척대학교 공과대학 전자공학과 졸업(학사), 1999년 8월 동국대학교 전자공학과 졸업(석사), 1999년 9월 2002년 1월 현재 : 한양대학교 전자공학과 박사과정 재학중, <주관심분야>

디지털 통신, 멀티미디어 통신, 등화기, xDSL>



鄭正和(正會員)
1950년 3월 10일생, 1975년 2월 한양대학교 전자공학과 졸업(학사), 1977년 2월 한양대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사), 1981년3월 일본 와세다대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사), 1986년 6월~1987년 9월

미국 Berkeley 대학 박사후과정, 2000년 1월~현재 : 대한전자공학회 사업이사, 2000년 10월~현재 : 한양대학교 정보통신대학원 원장 및 대학 학장, 2001년 3월~현재 : 정보과학회 평의원, <주관심 분야> HW/SW Co-design, High speed wireless LAN system, MPEG Decoder and Encoder chip design