

論文98-35S-12-13

부분 삭제 모델로 나타난 비선형 자기기록 채널에서의 신경망 등화기법 (Neural Equalization Techniques in Partial Erasure Model of Nonlinear Magnetic Recording Channel)

崔 洙 龍 * , 邕 成 煥 * , 劉 哲 雨 * , 洪 大 植 *

(Sooyong Choi, Sunghwan Ong, Cheolwoo You, and Daesik Hong)

요 약

디지털 자기기록 장치에서의 용량의 증가는 필연적으로 심각한 인접 심벌간의 간섭 (Intersymbol Interference : ISI)과 비선형 왜곡현상을 겪게된다. 본 논문에서는 디지털 자기기록 채널의 심각한 심벌간의 간섭과 비선형 왜곡현상을 보상해 주기 위한 방법으로 신경망을 이용한 등화기를 부분 삭제 모델로 나타난 자기기록 채널에 적용하였다. 신경망을 이용한 결정피환 등화기 (Neural Decision Feedback Equalizer : NDFE)와 일반적인 결정피환 등화기 (Decision Feedback Equalizer : DFE)간의 성능을 컴퓨터를 이용한 모의 실험을 통해 비교하였다. 실험 결과, 신경망을 이용한 결정피환 등화기가 기존의 결정피환 등화기보다 디지털 자기기록 장치에서 기록 밀도가 증가함에 따라 같은 신호 대 잡음비 (Signal-to-Noise Ratio : SNR)에서 우수한 비트 오류 확률 (bit error probability or bit error ratio : BER) 성능을 보였다. 또한 같은 밀도의 경우에도 비선형 왜곡 현상이 강할수록 신경망을 이용한 결정피환 등화기가 보다 안정적이며 우수한 성능을 보였다.

Abstract

The increase in the capacity of the digital magnetic recording systems inevitably causes severe intersymbol interference (ISI) and nonlinear distortions in the digital magnetic recording channel. In this paper, to cope with severe ISI and nonlinear distortions a neural decision feedback equalizer (NDFE) is applied to the digital magnetic recording channel - partial erasure channel model. In the performance comparison of bit error probability (or bit error ratio : BER) between the NDFE and the conventional decision feedback equalizer (DFE) via computer simulations. It has been found that as nonlinear distortions increase the NDFE has more SNR (Signal to Noise Ratio) advantage over the conventional DFE. In addition, in spite of the same recording density, as nonlinear distortions are increased, NDFE has the better performance of BER and the greater stability over conventional DFE.

I. 서 론

자기기록 장치에서는 기록밀도가 증가함에 따라 비

* 正會員, 延世大學校 電子工學科

(Yonsei University, Electronic Engineering)

※ 본 연구는 한국과학재단지정 정보저장기연구센터의 지원(과제번호 97K3-0803-01-04-1)을 받아 이루어졌으며, 이에 관계자 여러분께 감사드립니다.

接受日字: 1997年11月5日, 수정완료일: 1998年10月2日

선형 왜곡현상이 증가하게 된다^[1-7]. 이러한 비선형 왜곡현상을 모델링함에 있어서 주요한 두 가지 형태가 존재하게 된다. 첫째로는 천이 이동 현상과 천이 확장 개념의 비선형 자기기록 채널 모델을 들 수 있으며, 또 한가지로는 예외적인 크기 감소 효과 또는 부분 삭제 (partial erasure) 모델이 있다^[1-4]. 일반적으로 이러한 두 가지 현상을 가지고 자기기록 장치의 채널을 모델링하게 된다.

신경망 등화기는 자기기록 채널에서 기존의 결정피

환 등화기에 비하여 비트 오류 확률 관점에서 우수하다는 것이 이미 증명되어 있다^[5, 6]. 이는 앞에서 언급한 두 가지 채널 모델 방법 중 전자의 개념을 이용한 비선형 자기기록 채널 모델에 신경망 등화기를 적용한 실험 결과이다.

본 논문에서는 자기기록 밀도가 1.5에서 2.5 사이일 때 가장 정확한 비선형 자기기록 채널 모델 방법으로 알려진 부분삭제 모델에 신경망 등화기를 적용한다. 이의 실험 결과를 토대로 신경망 등화기의 성능에 대한 일관성 있는 신뢰도와 어떠한 비선형 채널 환경 하에서도 뛰어난 적응성을 검증한다.

이 논문의 2장에서는 디지털 자기기록 채널에 대하여 설명하고, 3장에서는 신경망을 이용한 결정계환 등화기에 대하여 살펴본다. 4장에서는 부분 삭제 모델을 사용하여 디지털 자기기록 장치에서의 비선형 왜곡에 대응하기 위해 BP (Backpropagation) 알고리즘을 사용한 신경망을 이용한 적응 결정계환 등화기와 일반적인 결정계환 등화기의 디지털 자기기록 장치에 대한 성능을 비트 오류 확률 측면에서 비교한다. 5장에서는 성능에 대한 평가로 결론을 맺는다.

II. 디지털 자기기록 채널

이상적인 기록 재생 환경을 고려할 때 디지털 자기기록 장치의 재생신호는 일반적으로 저장매체에 기록된 고립 자화 천이 응답(isolated magnetic transition response)의 선형 중첩으로 표현된다. 실제의 자기기록 채널환경에서는 기록 밀도가 커지면 심벌간의 간섭으로 인한 신호의 왜곡뿐 아니라 비선형적인 신호의 왜곡이 생겨서 이를 보상해 주는 데 있어서 많은 어려움이 생긴다^[1-3, 6].

1. 선형 자기기록 채널

자성체의 히스테리시스 특성 때문에 일반적으로 디지털 자기기록 장치에서는 포화 기록(saturation recording) 방식을 사용한다^[2, 3].

포화 기록 방식으로 기록된 정보는 자계의 미분 특성으로 인해 재생 헤드에 의하여 자화의 방향이 아닌 자화의 천이(magnetic transition)가 재생 신호로 읽힌다. 자기기록 장치의 고립 자화 방향 천이는 다음의 로렌즈 펄스로 모델링된다^[1-6].

$$h(t) = \frac{\gamma}{1 + \left(\frac{2t}{PW50}\right)^2} \quad (1)$$

또 기록된 양 또는 음의 펄스는 $g(t) = h(t) - h(t-T)$ 로 모델링된다. 식(1)에서 $PW50$ 은 $h(t)$ 의 크기가 최대 값의 1/2되는 위치의 펄스 폭을 나타내고, T 는 연속된 두 심벌 사이의 시간 간격이다. 또한 γ 는 demagnetization 현상을 바탕으로 하는 모델에서는 1의 값을 사용하며, 부분 삭제 모델에서는 γ 를 밀도에 따라 정의된 값으로 사용한다. 일반적으로 $PW50$ 을 사용하여 자기기록 장치의 기록 밀도를 나타내기도 한다. 즉 $Density = PW50/T$ 를 기록 밀도의 척도로 사용한다.

2. 비선형 자기기록 채널의 모델링

디지털 자기기록 장치의 기록 밀도가 커지면 인접 심벌에 의한 간섭이 커지고 비선형적인 현상이 나타난다. 이 때문에 이상적인 스텝응답의 선형 중첩을 사용하여 신호의 입출력 관계를 나타낸 식은 정확도가 떨어지게 된다^[6, 7].

디지털 자기기록 장치에서 비선형적인 특성을 표현하는 현상들 중 대표적인 것은 비선형 자화 방향 천이 이동(nonlinear transition shift)현상과 자화 방향 천이 확장(transition broadening)현상이다. 이러한 비선형 왜곡은 일반적으로 demagnetization현상으로 해석한다^[2, 3]. 이러한 비선형 왜곡 현상을 하나의 식으로 정리하면 다음과 같다.

$$r(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \frac{1}{2} (a_k - a_{k-1}) h(t - kT + u(a_k, \epsilon), PW50 + u(a_k, \Delta PW50)) + n(t) \quad (2)$$

여기서 a_k 는 입력 신호 벡터이고, ϵ 은 자화 천이 현상에 따른 이동의 크기를 나타내는 값이다. 그리고 이 두 벡터를 포함하는 식 $u(a_k, \epsilon)$ 로 전체적인 자화 방향 천이 이동 현상의 정도가 표현된다. 또한 천이 확장 현상은 demagnetization 펄드가 현재의 자화 방향 천이의 변화율에 영향을 주게 되어 생기는 현상으로 자기 매체에 자화 방향의 변화로 기록된 정보는 자기 헤드에 의해 그 자화 방향의 변화율이 재생된다. 식 (2)에서 $\Delta PW50$ 은 확장의 정도를 나타내는 값이며, 이를 포함하는 식인 $w(a_k, \Delta PW50)$ 로 전체적인 자화 방향 천이 확장 현상의 정도가 표현된다^[6].

3. 부분 삭제 모델 (Partial Erasure Model)

포화 기록의 특성으로 인해 자기기록 채널은 두 레벨(±1)만을 허용하고 미분 특성으로 인해 앞·뒤 심벌의 변화만이 기록된다^{[1], [7]}. 그림 1에 자기기록 채널 시스템을 블록 다이어그램으로 나타내었다. 그림에서 a_k 는 자기기록 채널의 입력으로 사용되는 쌍극(bipolar) 이진 전류 신호를 나타낸다. 이 신호는 자기기록 채널의 미분 특성으로 인해 부분 응답 신호인 '1-D' 형태, 즉 b_k 로 자기기록 시스템에 기록되게 된다. 부분 삭제 모델에서는 이 b_k 에 감쇠 효과인 γ 를 곱해주어 채널의 비선형성을 나타낸다. 이 때, γ 는 현재의 심벌을 기준으로 앞·뒤에 천이가 있는지 즉, b_k 가 ±1인지 아닌지에 따라 다음 식과 같이 값이 정해진다^[11].

$$\gamma = \begin{cases} \alpha^2, & \text{앞·뒤 심벌 모두 천이가 있을 때} \\ \alpha, & \text{앞·뒤 심벌중 하나만 천이가 있을 때} \\ 1, & \text{앞·뒤 심벌 모두 천이가 없을 때,} \end{cases} \quad (3)$$

자기기록 채널에서 앞·뒤 심벌에 천이가 있을 경우에 비선형 특성이 가장 크게 나타나며, 앞·뒤 심벌에 천이가 없을 경우에는 비선형 특성이 거의 작용하지 않는다.

표 1. 부분 삭제 모델에서 밀도에 따른 감쇠 인자의 값

Table 1. The values of partial erasure effect in partial erasure model.

밀도	1.0	1.5	2.0
α	0.9	0.775	0.7

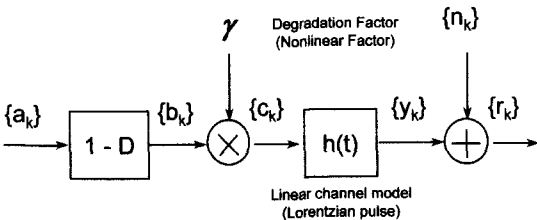


그림 1. 디지털 자기기록 채널의 부분 삭제 모델
Fig. 1. Partial erasure model of digital magnetic recording channel.

표 1과 같이 기록 밀도에 따라 감쇠 효과 α 를 실험에 의해 결정된 값을 사용한다^[7]. 이와 같이 결정된 감쇠 효과를 b_k 에 곱하여 비선형 특성을 모델링한 뒤, 로렌츠 펄스 모델 (Lorentzian pulse model)을

이용하여 다음 식과 같은 전체 자기기록 채널의 출력, $v(t)$ 를 얻는다.

$$v(t) = \sum_k (\gamma \cdot b_k) * h(t) = \sum_k c_k * h(t), \quad (4)$$

여기서 $h(t)$ 는 식 (1)의 Lorentzian 펄스이다.

III. 신경망을 이용한 등화기

본 논문에서 사용한 일반적인 형태의 결정제한 등화기 구조는 그림 2에^[8], 신경망을 이용한 결정제한 등화기의 구조는 그림 3^[4, 5, 6]과 같다. 신경망을 이용한 결정제한 등화기의 구조를 살펴보면 채널의 재생 신호 $\{r_k\}$ 를 입력으로 갖는 TDL(Tapped Delay Line)구조의 버퍼 열이 입력을 형성하고, 또 이는 K_1+1 탭의 전방 필터와 K_2 탭을 갖는 후방 필터 부분으로 구분된다. 여기서 전체 입력 탭의 수는 $K_1 + K_2 + 1 = N_D$ 이다. 또 $M-1$ 개의 노드 수를 갖는 은닉층과 하나의 노드를 갖는 출력을 포함한다. 입력 층의 전방 필터와 후방 필터는 채널의 재생 신호 열 $\{r_k\}$ 와 채널의 입력 신호 열 $\{a_k\}$ 의 추정치 $\{\hat{a}_k\}$ 로 채워진다. 이렇게 하여 신경망을 이용한 결정제한 등화기의 입력 벡터는 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} X_b(n) &= (x_1(n) = r_{k=n-k_1}, \dots, x_{k_1+1} = r_{k=n}, \\ & x_{k_1+2}(n) = \hat{a}_{k=n+1}, \dots, \\ & x_{N_k}(n) = \hat{a}_{k=n+k_2}), \end{aligned} \quad (5)$$

이러한 신경망을 사용하는 결정제한 등화기에서, 원하는 출력 신호 레벨이 -1, +1의 두 가지를 갖기 때문에 노드의 활성화함수의 수렴 값으로 -1, +1을 가지며, 미분 가능한 함수인 tanh가 사용된다^[4, 5, 6].

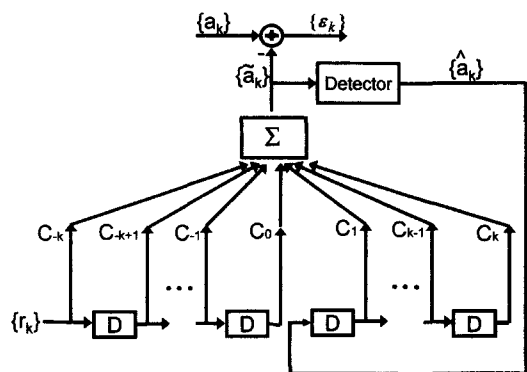


그림 2. 결정제한 등화기(DFE)의 구조
Fig. 2. The structure of Decision Feedback Equalizer (DFE).

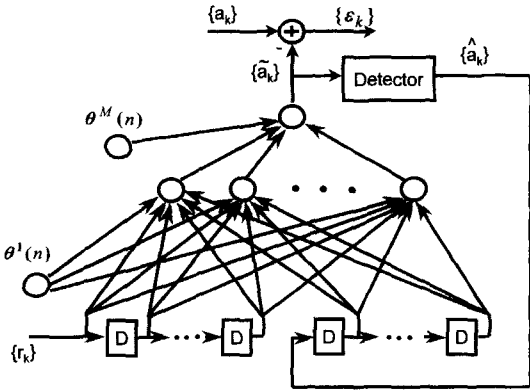


그림 3. 신경망 결정제한 등화기(NDFE)의 구조
Fig. 3. The structure of Neural Decision Feedback Equalizer (NDFE).

IV. 실험 결과

채널의 비선형성을 보상하기 위해 시그모이드 함수를 이용한 신경망 등화기를 비선형 왜곡 현상을 가지고 있는 부분 삭제 모델에 적용하여 본다. 실험에 사용한 등화기는 신경망 결정제한 등화기(NDFE)와 일반적인 결정제한 등화기(DFE)의 두 가지로, 부분 삭제 모델에 적용하여 그 성능을 비트 오류 확률 관점에서 비교한다. 실험에 쓰인 디지털 자기기록 시스템의 구성은 그림 1과 같으며, 그림 3과 같은 NDFE를 사용하였다. 결정제한 등화기의 구조는 그림 2와 같다.

표 2는 각 기록 밀도에서의 등화기 노드 수와 학습 계수를 나타내었다. 등화기의 탭 수와 학습 계수는 여러 차례의 반복적인 실험을 거쳐 가장 안정적이며, 최적의 실험 결과 - 가장 좋은 에러 확률 - 를 얻을 수 있는 값들을 사용하였다. 모든 실험에서 DFE는 학습 계수를 0.01을 사용하였고, BP 알고리즘을 사용한 NDFE의 경우 학습 계수는 0.001, 모멘텀 계수 0.4를 사용하였다. 모든 등화기는 MSE(mean square error)값의 변화가 거의 없을 때까지 충분한 학습을 거친 후에 10⁶개의 실험 표본을 사용하여 에러 확률을 구하였다. 실험에 사용한 DFE와 NDFE의 학습 과정에 있어서 학습 횟수에 따른 두 등화기의 학습 속도 차이는 거의 나타나지 않았으며, 각 등화기 모두 기록 밀도가 증가함에 따라 학습 횟수가 증가하였다.

표 2. 실험에 사용한 등화기 탭 수와 학습 계수 및 모멘텀

Table 2. The number of taps, learning rate and momentum of equalizers in simulations.

기록밀도		등화기	DFE	NDFE
1.5	학습 계수		0.01	0.001 Momentum : 0.4
	노드 수		13	입력 : 13 은닉 : 7
2.0	학습 계수		0.01	0.001 Momentum : 0.4
	노드 수		17	입력 : 25 은닉 : 11
3.0 비선형 강화 $\alpha=0.5$	학습 계수		0.01	0.001 Momentum : 0.4
	노드 수		27	입력 : 29 은닉 : 27

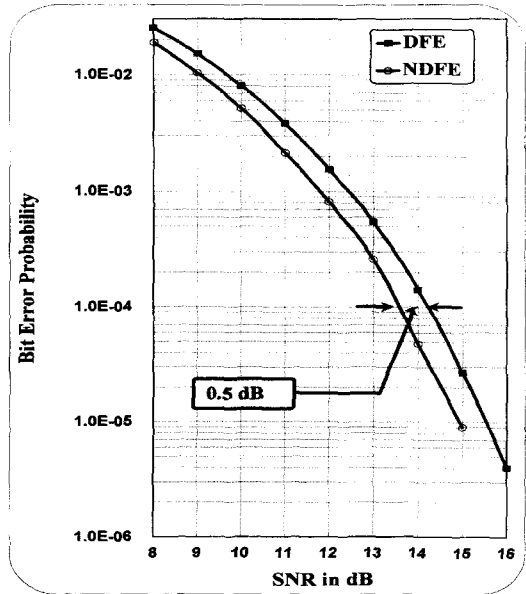


그림 4. Density = 1.5, 부분 삭제 감쇠 인자 $\alpha = 0.775$ 인 부분 삭제 모델에서의 등화기 BER 곡선 (DFE : 결정제한 등화기, NDFE : 신경망 결정제한 등화기)

Fig. 4. A BER graph of equalizers in partial erasure model when partial erasure factor $\alpha = 0.775$ and density = 1.5. (DFE : Decision Feedback Equalizer, NDFE : Neural Decision Feedback Equalizer)

그림 4는 기록 밀도가 1.5인 부분 삭제 모델에서의 DFE와 NDFE의 비트 오류 확률 곡선이다. 그림에서 보듯이 오류 정정 부호화를 사용하지 않을 때, 일반적인 기록 장치의 기준인 BER = 10⁻⁴에서 NDFE는 DFE보다 약 0.5dB의 성능 향상을 보인다. 실험에서 쓰인 노드의 수는 DFE가 전방 7개, 후방 6개로 모두 13개이며, NDFE는 DFE와 같은 수의 입력 노드를 사용하였고, 은닉 층에는 7개의 노드를, 출력 층에서는 모두 1개씩의 노드를 사용하였다.

그림 5는 비선형 인자 α = 0.7, 기록 밀도 2.0인 부분 삭제 모델에서의 등화기 성능 곡선이다. 역시 NDFE가 DFE보다 BER = 10⁻⁴에서 약 1dB의 성능 우세를 보인다. 이 실험에서는 DFE가 전방 9개, 후방 8개로 모두 17개의 입력 노드 수를 사용하였고, NDFE가 전방 13개, 후방 12개로 입력 층에서 25개, 은닉 층에서 11개의 노드 수를 사용하였다. 비선형성이 증가함에 따라 DFE, NDFE 모두 노드 수가 더 많이 필요하게 되었다.

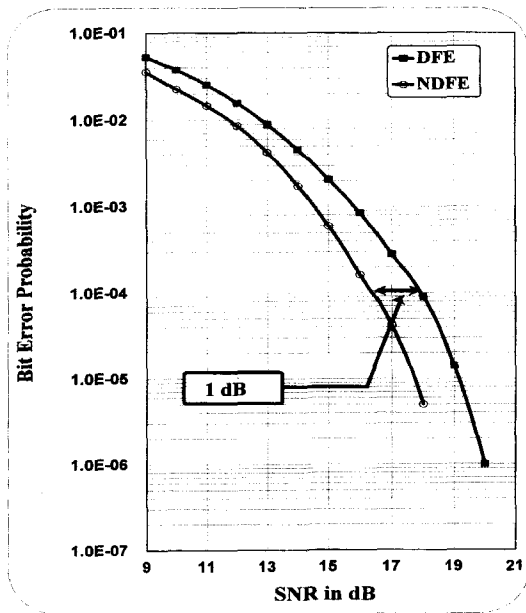


그림 5. Density = 2.0, 부분 삭제 감쇠 인자 α = 0.7 인 부분 삭제 모델에서의 등화기 BER 곡선 (DFE : 결정채환 등화기, NDFE : 신경망 결정채환 등화기)

Fig. 5. A BER graph of equalizers in partial erasure model when partial erasure factor α = 0.7 and density = 2.0.(DFE : Decision Feedback Equalizer, NDFE : Neural Decision Feedback Equalizer)

이번에는 선형 기록 밀도가 3.0인 자기기록 채널에 비선형 왜곡 현상을 표현하는 부분 삭제 효과 인자 α를 0.5로 강화시켜 실험하여 보았다. 이는 현재의 심벌 앞, 뒤 양쪽에 천이가 있을 경우, 현재 검출되어야 할 신호의 크기가 정상적인 신호의 크기, 즉 비선형이 존재하지 않을 때의 신호 크기보다 1/4로 줄어들게 되는 경우이다. 그림 6의 등화기 성능 곡선을 보면, BER = 10⁻⁴에서 NDFE는 DFE보다 약 2.5dB의 주목할만한 성능의 우세를 나타내었다. 그리고 17dB이하에서 DFE는 전혀 등화기로서의 동작을 하지 못했다. 실험에서 쓰인 노드의 수는 DFE에서 전방 14개, 후방 13개로 모두 27개의 입력 노드를 사용하였다. NDFE에서는 전방 15개, 후방 14개로 모두 29개의 입력 노드를, 은닉 층에서는 27개의 노드를 사용하였으며, 출력 층에서는 모두 1개씩을 사용하였다.

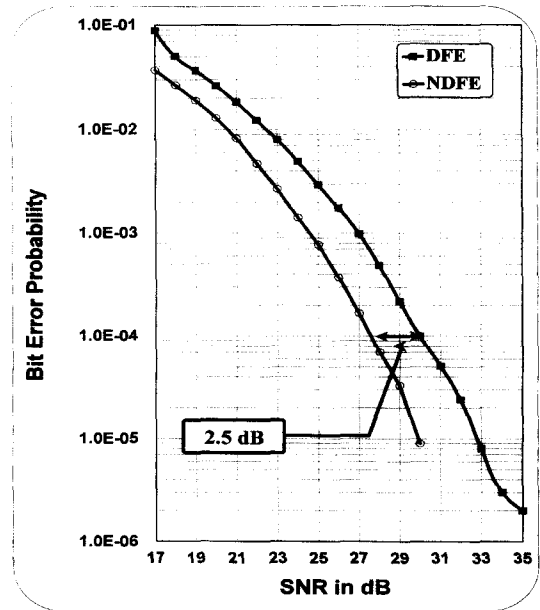


그림 6. Density = 3.0, 부분 삭제 감쇠 인자 α = 0.5 인 부분 삭제 모델에서의 등화기 BER 곡선 (DFE : 결정채환 등화기, NDFE : 신경망 결정채환 등화기)

Fig. 6. A BER graph of equalizers in partial erasure model when partial erasure factor α = 0.5 and density = 3.0.(DFE : Decision Feedback Equalizer, NDFE : Neural Decision Feedback Equalizer)

이상의 실험 결과로 NDFE가 구조적으로는 DFE보다 복잡해지지만 부분 삭제 모델에서 DFE보다 심벌간 간섭 현상과 비선형 왜곡 현상에 대한 우수한 보

상 능력을 가지고 있음을 알 수 있었다. 이는 높은 기록 밀도, 즉 왜곡 현상이 심한 환경일수록 더욱 확실한 성능의 우세를 보여 준다. 이는 신경망이 본래 비선형성을 가지기 때문에, 어떠한 비선형 대응도 할 수 있으며, 비선형 자기기록 채널에서 뛰어난 보상능력을 보이는 것이다. 실험을 통하여 신경망을 이용한 등화기는 어떠한 채널 환경에서도 안정적이며, 성능 또한 DFE보다 우수하였다.

VI. 결 론

고밀도 부분 삭제 모델에서 심각한 인접 심벌간의 간섭 현상과 비선형 왜곡 현상을 보상하기 위하여 신경망 결정제한 등화기를 적용하였다. 신경망 결정제한 등화기는 일반적인 결정제한 등화기보다 같은 비트 오류 확률에서 신호 대 잡음비가 0.5dB에서 2.5dB까지 우수한 성능을 보였다.

실험을 통하여 신경망 결정제한 등화기는 어떠한 비선형 채널 환경에서도 기존의 결정제한 등화기보다 인접 심벌간의 간섭 현상과 비선형 왜곡을 더욱 효과적으로 보상할 수 있음을 알 수 있었다. 또한 이러한 우수한 성능의 향상은 자기기록 장치의 기록 밀도가 높아짐에 따라 현저하게 나타난다.

앞으로의 연구 과제로는 기존의 신경망 등화기보다 구조면에 있어서 간단하면서도 뛰어난 등화 성능을 가질 수 있도록 신경망 등화기의 성능 향상에 대한 연구가 필요할 것이다.

참 고 문 헌

[1] Inkyu Lee, Takashi Yamauchi and John M.

Cioffi, "Performance Comparison of Recovers in a simple Partial Erasure Model", IEEE Trans. Magn., vol. 30. pp. 1465-1469, July, 1994.

[2] Nicholas P. Sands, Nonlinear Intersymbol Interference in Digital Magnetic Recording, 박사 학위 논문, 1993.

[3] John M. Cioffi, Willuam L. Abbott, Hemant K. Thaper, C. Michael Melas and Kevin D. Fisher, "Adaptive Equalization in Magnetic-disk Storage Channels", IEEE Communication Magazine, vol. 28, No. 2, pp 14-29. Feb. 1990.

[4] Sooyong Choi, Sunghwan Ong, Jaehee Cho, Cheolwoo You and Daesik Hong, "Performance of Neural Equalizers on Partial Erasure Model," IEEE Trans. Magn. vol. 33, No. 5, pp. 2788-2790, Sept. 1997.

[5] J. H. Cho, C. W You, and D. S Hong, "The Neural Decision Feedback Equalizer for Nonlinear Digital Magnetic Recording Systems" , ICC '96, pp. 573-576, 1996.

[6] 조재희, 이종화, 강창언, 홍대식, 디지털 자기기록 장치에서의 신경망을 이용한 등화기 연구, 전자공학회논문지, 제33권, 6호, 대한 전자 공학회, 1996년.

[7] R. D. Barndt, A. J. Armstrong, H. N. Bertram, and J. K. Wolf, "A Simple Statistical Model of Partial Erasure in Thin Film Disk Recording Systems", IEEE Trans. Magn. vol. 27, No. 6, pp4978-4980, Nov. 1991.

[8] John G. Proakis, Digital Communication, 3th edition, McGraw-Hill, 1995.

저 자 소 개



崔 洙 龍(正會員)
1995년 연세대학교 전자공학과 공학사. 1997년 연세대학교 본대학원 전자공학과 공학석사. 현재 연세대학교 본대학원 전자공학과 박사과정 재학중. 연구관심분야 : 비선형 신호처리, 변복조이론, 이동통신

巒 成 煥(正會員) 第 34卷 S編 第 9號 參照

劉 哲 雨(正會員) 第 34卷 S編 第 9號 參照

洪 大 植(正會員) 第 34卷 S編 第 9號 參照