

論文96-33B-6-18

# 디지털 자기기록 장치에서의 신경망을 이용한 등화기 연구

## (Neural Equalizers on the Digital Magnetic Recording Channel)

趙宰熙\*, 李鍾和\*, 康昌彦\*, 洪大植\*

(Jae Hee Cho, Jong Hwa Lee, Kang Chang Eon, and Dae Sik Hong)

## 요 약

본 논문에서는 디지털 자기기록 채널의 심각한 심벌간 간섭과 비선형 왜곡을 보상해 주기 위해 신경망을 이용한 적응 등화기와 신경망을 이용한 결정제한 등화기를 디지털 자기기록 채널에 적용하였다. 신경망을 이용한 적응 등화기와 기존의 선형 적응 등화기 또 신경망을 이용한 결정제한 등화기와 기존의 결정제한 등화기간의 성능을 기록밀도와 비선형 왜곡 정도를 변화시키며 비트 오류 확률 관점에서 모의실험을 통해 비교하였다. 디지털 자기기록 장치의 기록밀도가 증가함에 따라 결정제한 등화기와 신경망을 이용한 결정제한 등화기는 선형 적응 등화기와 신경망을 이용한 적응 등화기 같은 부분응답 등화기에 비하여 1~5 dB 비트 오류 확률 면에서 우수한 성능을 보였다. 또 신경망을 이용한 적응 등화기와 신경망을 이용한 결정제한 등화기는 비선형 왜곡이 증가함에 따라 기존의 선형 적응 등화기와 결정제한 등화기에 비하여 같은 Bit 오류 확률에 다다르기 위한 신호 대 잡음 비에서 약 2~4 dB 우수한 성능을 보였다. 특히 신경망을 이용한 결정제한 등화기는 비선형 왜곡이 심할 때 다른 등화기들에 비하여 매우 우수한 성능을 보였다.

## Abstract

In this thesis, to cope with severe intersymbol interference and nonlinear distortions of the digital magnetic recording channel a neural decision feedback equalizer(NDFE) and an adaptive neural equalizer (NE) are applied. The digital magnetic recording channels with various recording densities and different types of the nonlinear distortions are considered. The computer simulation shows that, as the nonlinear distortion is increased, the neural equalizers(NDFE, NE) have advantages of approximately 2-4 dB in signal to noise ratio(SNR) over the conventional equalizers to reach same bit error rate and, as the recording density is increased, 1~5 dB of SNR improvement are also gained. Especially the NDFE gives a superior performance over the other equalizers when there is a severe nonlinear distortion in the digital magnetic channel.

## I. 서 론

디지털 자기기록 장치의 용량 증가에 대한 요구는 필연적으로 기록 밀도의 증가를 가져온다. 그런데 기록 밀도의 증가는 인접 심벌로부터의 간섭을 증가시키게

된다<sup>1), 2)</sup>. 그래서 고밀도 자기기록 장치는 이러한 문제에 대응하여야 한다. 통신 분야에 있어서 심벌간 간섭을 보상해 주는 방법은 계속 연구되어 왔고 좋은 결과들을 얻었다. 이들 중 적응 등화 기법과 검출 기법은 대용량 자기기록 장치에 적용하기 적합하다. 실제로 디지털 자기기록 채널과 부분 응답 신호(Partial Response Signaling : PRS)의 유사성에 착안하여 선형 적응 등화기(Linear Equalizer : LE)와 비터비(Viterbi)검출기를 결합한 구조와 결정제한 적응 등화기(Decision Feedback Equalizer : DFE)를 디지털 자기기록 장치에 적용하는 방법이 연구되고 있다<sup>3), 4), 5), 6)</sup>

\* 正會員, 延世大學校 電子工學科 情報通信研究室  
(Dept. of Elec. Eng., Yonsei Univ.)

※ 이 논문은 "한국 영상기기 연구 조합"의 부분적 지원하에 이루어 졌음.

接受日: 1996年2月17日, 수정완료일: 1996年5月29日

1.

그런데 기록 밀도가 증가하면 디지털 자기기록 장치는 심각한 심벌간 간섭 뿐 아니라 자화방향 천이의 이동(Magnetic Transition Shift)과 자화방향 천이의 확장(Magnetic Transition Broadening)과 같은 비선형 왜곡 현상이 일어난다. 특히 이런 비선형 왜곡 현상은 기록 밀도가 높을 때 더욱 심각하게 나타난다<sup>12, 7, 81</sup>. 그러므로 대용량 자기기록 장치를 실현하는데 이러한 비선형 왜곡의 보상은 필수적이다. 신경망을 심벌간 간섭과 비선형 왜곡을 갖는 채널에 적용하는 연구가 수행되어 왔고 몇몇 좋은 결과들을 통신 채널과 디지털 자기기록 채널에서 얻었다<sup>9, 10, 11, 12, 131</sup>. 본 논문에서는 디지털 자기기록 채널에서의 비선형 왜곡에 대응하기 위해 Backpropagation 알고리즘을 사용한 신경망을 이용한 적응 결정제한 등화기(Neural Decision Feedback Equalizer : NDFE)와 신경망을 이용한 적응 등화기(Neural Equalizer : NE)를 연구한다. 또 일반적인 결정제한 등화기(Decision Feedback Equalizer : DFE)와 신경망을 이용한 결정제한 등화기(NDFE), 또 부분 응답 신호 관점에서 본 디지털 자기기록 채널에 적용한 선형 적응 등화기(Linear Adaptive Equalizer : LE)와 신경망을 이용한 적응 등화기(NE)의 디지털 자기기록 장치에 대한 성능을 Bit 오류 확률 측면에서 비교한다.

2 장에서는 비선형 자기기록 채널에 대하여 간단히 알아보고, 3 장에서는 다층 구조의 Perceptron (Multilayer Perceptron : MLP), Backpropagation 알고리즘과 NDFE와 NE에 대하여 알아본다. 4 장은 NE, NDFE 등을 LE, DFE와 디지털 자기기록 채널에 적용하여 성능을 비교 분석하고 5 장에서 결론을 맺는다.

## II. 디지털 자기기록 채널

### 1. 이상적인 선형 자기기록 채널

자성체의 비선형적 히스테리시스(Hysteresis)특성 때문에 일반적으로 디지털 자기기록 장치에서는 포화 기록(Saturation Recording)방식을 사용한다<sup>11, 21</sup>. 포화 기록 방식은 자기기록 매체에 기록될 이진 정보의 극성에 따라 자기 매체(Magnetic Media)를 양 또는 음의 방향으로 포화시키는 방법이다. 이렇게 기록된 정보는 자계의 미분 특성으로 인해 재생헤드에 의해 자화의 방향이 아닌 자화의 천이(Magnetic Transi-

tion)가 재생 신호로 읽힌다.

자기기록 장치의 고립 자화방향 천이(Isolated Magnetic Transition)는 다음의 로렌츠 펄스(Lorentzian Pulse)로 모델링 된다<sup>171</sup>.

$$h(t) = \frac{1}{1 + (\frac{2t}{PW50})^2} \tag{1}$$

또 기록된 양 또는 음의 펄스는

$$g(t) = h(t) - h(t-T) \tag{2}$$

로 모델링 된다. 식(1)과 식(2)에서 PW50은  $h(t)$ 의 크기가 첨두치의  $\frac{1}{2}$  되는 위치의 펄스 폭을 나타내고

T는 연속된 두 심벌 사이의 시간 간격이다.

또 PW50을 사용하여 자기기록 장치의 기록 밀도를 나타내기도 한다. 즉

$$Density = \frac{PW50}{T} \tag{3}$$

를 기록 밀도의 척도로 사용한다. 본 논문에서도 기록 밀도의 척도로 식 (3)을 사용한다.

이상적인 환경에서 재생헤드 출력을 식 (1), 식 (2)의 선형 중첩으로 표현하면

$$\begin{aligned} r_i(t) &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} a_k g(t-kT) + n(t) \\ &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} b_k h(t-kT) + n(t) \end{aligned} \tag{4}$$

와 같다<sup>11, 21</sup>.  $r_i(t)$ 에서 첨자  $i$ 은 식(4)이 이상적인 선형 채널을 표시함을 의미한다. 여기서  $a_k \in \{-S, +S\}$ 는 기록될 정보열을 나타내고  $b_k = a_k - a_{k-1}$ 이다. 그리고  $n(t)$ 는 백색 가우시안 잡음으로 분산  $N_0$ 를 갖는다.

### 2. 비선형 자기기록 채널의 모델링

디지털 자기기록 장치의 기록 밀도가 커지면 인접 심벌에 의한 간섭이 커지고 비선형적인 현상이 나타난다. 이 때문에 이상적인 스텝 응답의 선형 중첩을 사용하여 신호의 임출력 관계를 나타낸 식 (4)은 그 정확도가 떨어지게 된다.

디지털 자기기록 장치에서 비선형적 특성이 나타나게 하는 현상들 중 대표적인 것은 비선형 자화방향 천이 이동(Nonlinear Transition Shift)현상과 자화방향 천이 확장(Transition Broadening)현상이다. 비선형

왜곡은 자기 매체에 기록되는 정보열의 패턴에 의존하며 일반적인 선형 등화 기법으로는 보상해 주기 어렵다.

이러한 비선형 왜곡은 일반적으로 Demagnetization 현상으로 해석한다<sup>[3, 8, 15, 16, 17]</sup>.

비선형 천이 이동은 이전에 기록매체에 기록된 정보열과 현재 기록될 정보 Bit의 형태와 Demagnetization 현상에 의하여 자화방향의 천이위치가 변하는 현상이다<sup>[8, 15, 16]</sup>. 이는 다음의 식으로 표현된다.

$$r(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \frac{1}{2} (a_k - a_{k-1}) h(t - kT + u(a_k, \epsilon), PW50) + n(t) \quad (5)$$

여기서  $a_k$ 는 입력 신호열 벡터이고  $\epsilon$ 는 이동의 크기를 나타내는 벡터이다. 그리고 이 두벡터를 포함하는 식  $u(a_k, \epsilon)$ 로 전체적인 자화방향 천이이동 현상의 정도가 표현된다.

또 천이 확장 현상은 Demagnetization 필드가 현재의 자화방향 천이의 변화율에 영향을 주게 되어 생기는 현상이다<sup>[17]</sup>. 자기 매체에 자화방향의 변화로 기록된 정보는 자기 헤드에 의해 그 자화방향의 변화율이 재생된다. 그런데 Demagnetization 필드의 영향으로 그 변화율이 작아지면 재생 신호의 크기는 작아지고 펄스의 폭은 넓어진다. 이를 수식으로 표현하면

$$r(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \frac{1}{2} (a_k - a_{k-1}) h(t - kT, PW50 + w(a_k, \Delta PW50)) + n(t) \quad (6)$$

여기서  $a_k$ 는 입력 신호열 이고  $\Delta PW50$ 는 확장의 정도를 나타내는 값이다. 그리고 이를 포함하는 식  $w(a_k, \Delta PW50)$ 로 전체적인 자화방향 천이확장 현상의 정도가 표현된다.

이상에서 설명한 비선형 왜곡 현상을 하나의 식으로 정리하면 다음과 같다.

$$r(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \frac{1}{2} (a_k - a_{k-1}) h(t - kT + u(a_k, \epsilon), PW50 + w(a_k, \Delta PW50)) + n(t) \quad (7)$$

3. 부분응답 신호

자기기록 채널은 부분응답 신호(Partial Response Signaling)의 특성을 갖는다. 이는 이 채널의 미분 특성 때문이다<sup>[18]</sup>.

이런 자기기록 채널의 성질을 재생 신호의 검출에

사용하기도 한다. 즉 제어 가능한 심벌간 간섭, 즉 검출 방법을 알고 있는 심벌간의 간섭을 이용하여 저장 밀도를 높이고 검출 시 오류 확률을 낮추는 것이다<sup>[3, 4, 5]</sup>.

그림 1과 같이 채널의 충격과 응답을

$$g_k = p_k * l_k \quad \text{or} \quad g(t) = p(t) * l(t) \quad (8)$$

와 같이 분해하고  $p(t)$ 의  $D$ -Transform을

$$P(D) = (1-D)(1+D)^m \quad m \geq 0 \quad (9)$$

라 하자. 여기서  $p(t)$ 는 만들고자 하는 채널의 부분응답 식이고  $l(t)$ 는  $g(t)$ 에서  $l(t)$ 를 제외한 잔여 심벌간 간섭에 대한 충격과 응답이다. 이때의 출력  $\{r_k\}$ 를 적절한 등화 기법을 사용하여

$$\tilde{s}_k = a_k * p_k + n_k * c_k \quad (10)$$

로 만들면  $\{s_k\}$ 는 부분응답 신호와 유색 잡음의 합으로 나타나게 되어 부분응답의 일반적인 검출 방법을 사용하여 원하는 정보열을 획득할 수 있다<sup>[18, 19]</sup>. 실제의 자기기록 장치에서는  $m=1$  또는  $m=2$ 일 때를 각각 부분응답 규격4(Partial Response 4 : PR4), 확장 부분응답 규격4(Extended Partial Response 4 : EPR4)라고 하며 비터비 검출기 등과 결합하여 고밀도 자기기록 장치에 적합한 신호 방식임이 여러 연구 결과를 통하여 알려졌다<sup>[3, 4, 5]</sup>.

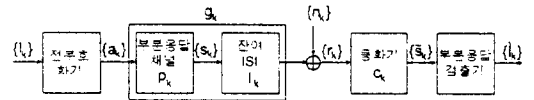


그림 1. 부분응답 관점의 자기기록 채널  
Fig. 1. The digital magnetic recording channel in terms of PR signal.

이러한 부분응답 신호를 사용하려면 오류의 전파를 막기 위해 각 방식에 맞는 적절한 전부호화(Precoding)가 필요하다. 예를 들면 식 (9)에서  $m=1$  일 때

$$a_k = I_k \oplus a_{k-2} \quad (11)$$

이다. 여기서  $\{I_k\}$ 는 실제의 정보열이고 자기기록 장치에서는  $\{a_k\}$ 가 기록 매체에 자화방향으로 기록된다<sup>[19]</sup>.

### Ⅲ. 신경망을 이용한 등화기

디지털 자기기록 장치의 비선형성을 보상하기 위해 신경망을 이용한 등화기를 디지털 자기기록 채널에 적용한다. 특히 Backpropagation 알고리즘을 사용한 다층 Perceptron(Multilayer Perceptron : MLP)구조의 적응 등화기는 비선형 채널을 보상해 주는 데 적합하다<sup>19, 10, 11, 12, 13</sup>.

3-1 절에서는 다층 Perceptron과 Backpropagation 알고리즘에 대하여 알아본다. 3-2 절과 3-3 절에서는 각각 신경망을 이용한 적응 등화기(Neural Adaptive Equalizer : NE)와 신경망을 이용한 결정피환 등화기(Neural Decision Feedback Equalizer : NDFE)에 대하여 알아본다.

#### 1. 다층 Perceptron(MLP)과 Backpropagation 알고리즘

다층 Perceptron(MLP)의 구조는 그림 2과 같다. 이런 MLP를 학습시키는 알고리즘중 가장 대표적인 것이 Backpropagation 알고리즘이다<sup>12, 11</sup>.

구조를 살펴보면 입력층(Input Layer), 은닉층(Hidden Layer), 그리고 출력층(Output Layer)으로 구성된다. 각층은 각각  $N_s$ 개의 노드(Node)로 이루어진다. 여기서  $s=0, \dots, M$ 은 각층을 나타낸다.  $s=0$ 는 입력층을,  $s=1, \dots, M-1$ 은 은닉층을  $s=M$ 은 출력층을 나타낸다. 그리고 각 계층의 모든 노드들은 인접 계층의 모든 노드들과 완전히 연결되어 있다. 입력 벡터  $X(n) = (x_1(n), x_2(n), \dots, x_{N_0}(n))$ 이 입력층의 노드 출력으로 가해진다. 이때  $n$ 은 시간의 순서를 나타낸다. 입력층의 노드 출력은 가중치와 곱해져서 은닉층의 노드들로 전해진다. 전달된 값은 노드 활성화 함수를 거쳐 각 노드의 출력이 된다. 이 과정이 반복되어 출력층에서 출력이 나온다. 그림 3은 하나의 노드를 나타낸다.  $s$ 번째 계층의  $k$ 번째 노드의 출력  $O_k^s(n)$ 은 다음과 같다.

$$net_k^s(n) = \sum_j^{N_{s-1}} w_{kj}^s(n) o_j^{s-1}(n) + \theta^s(n) \quad (12)$$

$$o_k^s(n) = f(net_k^s(n)) \quad (13)$$

여기서  $w_{kj}^s(n)$ 는  $(s-1)$ 번째 계층의  $j$ 번째 노드 출력과  $s$ 번째 계층의  $k$ 번째 노드를 연결하는 가중치이고  $\theta^s(n)$ 은  $s$ 번째 계층의 바이어스값(Bias Term)으로 입력 데이터가 편향되어 있을 때 MLP의 성능을 향상

시킨다<sup>12, 11</sup>. 또  $f(\cdot)$ 는 MLP가 비선형 대응 성질을 갖게 해주는 비선형 노드 활성화 함수로 Sigmoid함수, tanh함수 또는 이들의 변형이 사용된다.

Backpropagation 알고리즘은 MLP 출력이 원하는 값이 되도록 각 노드의 가중치를 학습시키는 알고리즘이다. 이 알고리즘은 반복적으로 출력 노드의 오차의 자승 평균(Mean Square Error)을 최소로 만드는 가파른 기울기(Steepest Descent)방식의 알고리즘이다<sup>14</sup>. 출력층의  $j$ 번째 노드의 원하는 값(Desired Value)을  $d_j(n)$ 이라 하면 오차의 자승 평균은

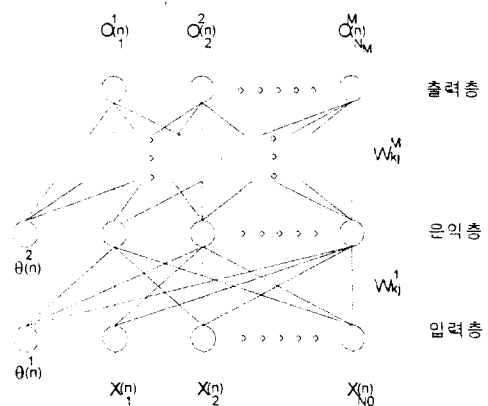


그림 2. 다층 Perceptron (MLP)  
Fig. 2. The block diagram of MLP.

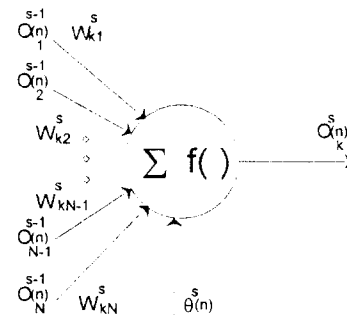


그림 3. 노드의 블록 다이어그램  
Fig. 3. The block diagram of node.

$$E(n) = \sum_j^{N_M} \epsilon_j^2(n) = \sum_j^{N_M} (d_j(n) - o_j^M(n))^2 \quad (14)$$

이고 이 값을  $w_{kj}^s(n)$ 에 대하여 편미분하여

$$G_{kj}^s(n) = -\frac{1}{2} \frac{\partial E(n)}{\partial w_{kj}^s(n)} = \delta_k^s(n) o_j^{s-1}(n) \quad (15)$$

$$\delta_k^s(n) = \begin{cases} (d_k(n) - o_k^s(n))f'(net_k^s(n)) & s=M \\ f'(net_k^s(n)) \sum_{j=1}^{N_1} \delta_j^{s+1} w_{kj}^{s-1} & s=1, \dots, M-1 \end{cases} \quad (16)$$

을 얻게 되고  $w_{kj}^s(n)$ 은 다음과 같이 조정된다.

$$w_{kj}^s(n+1) = w_{kj}^s(n) + \alpha G_{kj}^s(n) + \beta \Delta w_{kj}^s(n-1), \quad (17)$$

여기서  $\alpha$ ,  $\beta$ 는 각각 학습율, Momentum 계수라 한다. 그리고  $\Delta w_{kj}^s(n-1)$ 은  $w_{kj}^s(n)$ 과  $w_{kj}^s(n-1)$ 사이의 차로 Momentum이라 하고 수렴 속도를 향상시킨다. 또  $f(\cdot)$ 은  $f(\cdot)$ 를 미분한 함수이다. Backpropagation 알고리즘에서 가중치들은  $[-0.5, 0.5]$ 의 값을 각각 임의로 초기화시킨다<sup>[21]</sup>. 신경망을 이용한 등화기들은 기본적으로 MLP구조를 갖고 Backpropagation을 사용하는 형태를 갖는다.

2. 신경망을 이용한 적응 등화기

2-3 절에서 기술한 부분응답 관점에서 본 디지털 자기기록 채널의 비선형성을 신경망을 이용한 적응 등화기(Neural Equalizer : NE)로 보상할 수 있다. 즉 채널의 재생 신호열  $\{r_k\}$ 를 원하는 부분응답 신호열  $\{s_k\}$ 로 신경망을 이용한 적응 등화기를 이용하여 등화하고 부분응답 검출기 또는 비터비(Viterbi) 검출기 등을 사용하여 실제의 정보열의 추정값  $\{\hat{r}_k\}$ 를 검출한다<sup>[13]</sup>. 이러한 과정은 그림 1에서의 등화기로 비선형적인 특성을 갖는 신경망을 이용한 적응 등화기를 사용하는 것이다.

신경망을 이용한 적응 등화기의 구조는 그림 4와 같다. 채널의 재생 신호열  $\{r_k\}$ 를 입력으로 갖는 TDL (Tapped Delay Line)구조의 버퍼 열이 입력층을 형성한다. 또  $M-1$ 개의 은닉층과 1개의 노드를 갖는 출력층으로 구성된다. 입력층이 TDL구조의 버퍼 열로  $\{r_k\}$ 를 입력으로 받는다는 것 이외에는 3-1절에서 기술한 MLP의 구조와 동일하다. 즉 다음과 같은 입력 벡터가 형성된다.

$$X(n) = (x_1(n) = r_{k-n_1}, \dots, x_n(n) = r_{k-n_n}, x_{N_1}(n) = r_{k-n_1+n}) \quad (18)$$

$n_1 + n_2 + 1 = N_0$

식 (12) (13)을 반복적으로 적용하여  $o^M(n)$ 이 구해진다. 이때

$$\hat{s}_{k-n} = o^M(n) \quad (19)$$

이 성립되도록 신경망의 가중치를 식 (17)을 반복적으

로 사용하여 조정한다. 이때  $\{\hat{s}_k\}$ 는 그림 1에 표시된 원하는 부분응답 신호열  $\{s_k\}$ 의 추정치이다.

부분응답 신호는 일반적으로 3 개 이상의 신호 레벨을 갖고 특히 디지털 자기기록 장치에서 채널의 재생 신호를 부분응답 규격4(PR4)로 등화 하면 3종류의 신호 레벨을 갖는다. 이로 인해 이를 처리해 줄 수 있는 노드 활성 함수가 필요하다<sup>[12]</sup>. 다음의 tanh함수  $g(t)$ 에서

$$g(t) = \frac{1 - e^{-2t}}{1 + e^{-2t}} \quad (20)$$

다음과 같은 새로운 출력 함수  $f(t)$ 를 조합해 낼 수 있다.

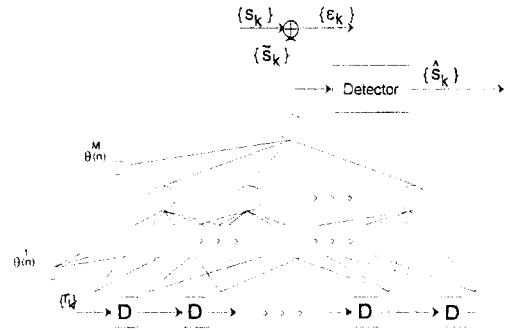


그림 4. 신경망을 이용한 적응 등화기(NE)의 블록 다이어그램  
Fig. 4. The block diagram of NE.

$$f(t) = \frac{g(t - threshold) + g(t + threshold)}{2} \quad (21)$$

이  $f(t)$ 는 본 논문에서 다룬 신경망을 이용한 적응 등화기에 적합하다.

3. 신경망을 이용한 결정제한 등화기

신경망을 이용한 결정제한 등화기(Neural Decision Feedback Equalizer : NDFE)의 구조는 그림 5와 같다. 신경망을 이용한 결정제한 등화기의 구조를 살펴보면 채널의 재생 신호열  $\{r_k\}$ 를 입력으로 갖는 TDL (Tapped Delay Line)구조의 버퍼 열이 입력층을 형성하고 또 이는  $K_1+1$ 탭의 전방 필터와  $K_2$  탭을 갖는 후방 필터 부분으로 구분된다. 여기서  $K_1+K_2+1 = N_0$  이다. 또  $M-1$ 개의 은닉층과 하나의 노드를 갖는 출력층을 포함한다. 입력층의 전방 필터와 후방 필터는 채널의 재생 신호열  $\{r_k\}$ 와 채널의 입력 신호열

$\{a_k\}$ 의 추정치인  $\{\hat{a}_k\}$ 로 각각 채워진다. 즉 전방 필터의 입력 벡터는

$$X_f(n) = (x_1(n) = r_{k=n-k_1}, \dots, x_{k_1+1}(n) = r_{k=n}) \quad (22)$$

가 되고 후방 필터의 입력 벡터는 다음과 같이 된다.

$$X_b(n) = (x_1(n) = \hat{a}_{k=n+1}, \dots, x_{k_2}(n) = \hat{a}_{k=n+k_2}) \quad (23)$$

이렇게 하여 신경망을 이용한 결정궤환 등화기의 입력 벡터는 다음과 같다.

$$X(n) = (x_1(n) = r_{k=n-k_1}, \dots, x_{k_1+1}(n) = r_{k=n}, x_{k_1+2}(n) = \hat{a}_{k=n+1}, \dots, x_N(n) = \hat{a}_{k=n-k_2}) \quad (24)$$

출력값은  $\hat{a}_{k=n} = o^M(n)$ 이 식 (13)를 반복적으로 적용하여 얻어진다. 이진 검출기는  $o^M(n)$ 을 이용하여 입력 신호열  $\{a_k\}$ 의 추정치를 결정하고  $\{\hat{a}_k\}$ 를 결정하고  $\{\hat{a}_k\}$ 는 후방 필터로 궤환 된다. 신경망의 가중치  $\{w_{kj}^s(n)\}$ 는 식 (17)에 의해 조정되고 이때  $d(n) = a_{k=n}$ 이 된다.

이러한 신경망을 사용한 결정궤환 등화기의 출력은 입력 신호의 신호 레벨이  $a_k = \{-1, 1\}$ 의 두 가지를 갖기 때문에 노드 활성화함수로 일반적으로 많이 쓰이는 tanh함수를 사용한다. 즉 식 (13)에서 노드 활성화 함수  $f(\cdot)$ 는 다음과 같다.

$$f(t) = \frac{1 - e^{-\theta t}}{1 + e^{-\theta t}} \quad (25)$$

신경망을 이용한 결정궤환 등화기는 신경망을 이용한 등화기에 비하여 더 좋은 성능을 보인다. 이는 결정궤환된 입력 신호열  $\{a_k\}$ 의 추정치  $\{\hat{a}_k\}$ 가 후방 필터의 입력으로 들어가 앞선 심벌에 의한 심벌간 간섭을 보상해 주기 때문이다<sup>9, 10, 11</sup>.

#### IV. 실험 결과 및 분석

이번 장에서는 디지털 자기기록 장치의 비선형 왜곡을 보상해 주기 위한 신경망을 이용한 적응 등화기(Neural Adaptive Equalizer : NE)와 신경망을 이용한 결정궤환 등화기(Neural Decision Feedback Equalizer : NDFE)의 성능을 선형 적응 등화기(Linear Adaptive Equalizer : LE)와 결정궤환 등화기(Decision Feedback Equalizer : DFE)의 성능과 비교해

본다.

그림 6은 신경망을 이용한 적응 등화기(NE)와 선형 적응 등화기(LE)를 디지털 자기기록 장치에 적용시킨 블록 다이어그램이다. 2-3 절에서 기술한 바와 같이 디지털 자기기록 채널을 부분응답 규격4(Partial Response Class 4 : PR4)로 보고 전부호화기는  $I_k \oplus a_{k-2}$ 로 동작한다. 또 채널의 출력 신호  $\{r_k\}$ 는 NE 또는 LE에 의해 부분응답 규격4의 추정 신호 열  $\{\hat{s}_k\}$ 이 되고  $\{\hat{s}_k\}$ 가 부분응답 규격4 검출기에 의해 정보 열  $\{I_k\}$ 의 추정치  $\{\hat{I}_k\}$ 로 된다.

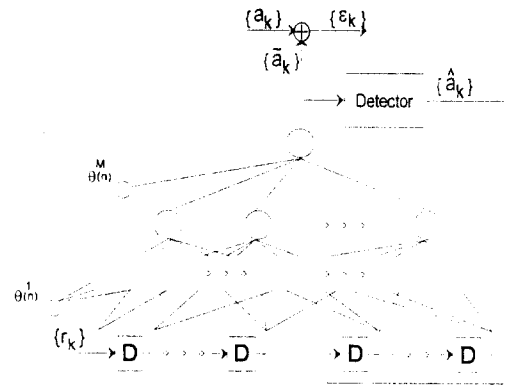


그림 5. 신경망을 이용한 결정궤환 등화기(NDFE)의 블록 다이어그램  
Fig. 5. The block diagram of NDFE.

또 그림 7은 결정궤환 등화기(DFE)와 신경망을 이용한 결정궤환 등화기(NDFE)를 디지털 자기기록 채널에 적용시킨 블록 다이어그램이다. 부분응답 신호를 고려하지 않기 때문에 전부호화기 및 부분응답 검출기는 사용되지 않는다.

1. 여러 기록 밀도에 따른 디지털 자기기록 채널에서의 등화기

2-2 절에서 기술한 바와 같이 기록 밀도(Density)가 증가하면 디지털 자기기록 장치에서 재생된 신호는 심벌간 간섭과 비선형 왜곡에 점점 더 많은 영향을 받게 된다. 여기서는 Density = 2.0, 2.5, 3.0인 채널과 Density = 2.5 일 때 더 많은 비선형 왜곡을 주는 채널에서의 각 등화기의 성능에 대한 실험 결과를 제시한다. 각 기록 밀도에서 등화기의 성능은 Bit 오류 확률의 관점에서 비교한다.

표 1은 각 기록 밀도에서 디지털 자기기록 채널의 램 수와 2-2절에서 설명한 비선형 자화방향 천이 이동

계수( $\epsilon_1, \epsilon_2$ )와 자화방향천이 확장 계수( $\Delta PW50$ )를 보여준다. 비선형 자화방향 천이 이동 계수 중  $\epsilon_0$ 는 그 영향이 적고 또 기록 매체가 임의로 자화되어 있을 경우 잡음으로 간주되어 실험에서는 넣지 않았다. 그리고 등화기의 탭 수는 여러 차례의 실험을 거쳐 최적의 실험 결과를 얻을 수 있는 값들을 사용하였다.

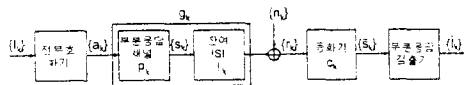


그림 6. 부분응답 관점에서 본 자기기록 채널과 등화기

Fig. 6. The digital magnetic recording Channel and Equalizer in terms of PR signal.

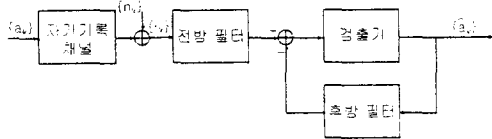


그림 7. 디지털 자기기록 채널과 결정회환 등화기

Fig. 7. The digital magnetic Channel and DFE.

모든 실험에서 LMS 알고리즘을 사용한 선형 적응 등화기(LE)와 결정회환 등화기(DFE)의 학습 계수  $\mu = 0.007$ 이 사용되었고 Backpropagation 알고리즘을 사용하는 신경망을 사용한 적응 등화기(NE)와 결정회환 등화기(NDFE)의 경우 학습 계수  $\alpha = 0.007$ 과 모멘텀 계수  $\beta = 0.4$ 가 사용되었다. 또 각 실험에서 임의의  $10^6$ 개의 실험 표본을 사용하였다.

그림 8은 Density = 2.0인 디지털 자기기록 채널에서의 각 등화기의 Bit 오류 확률(Bit Error Rate : BER) 곡선이다. 그림에서 보듯이 결정회환 방식의 등화기(DFE, NDFE)가 비 결정회환 방식의 등화기(LE, NE)에 비하여 BER =  $10^{-4}$ 에서 약 2 dB정도 낮은 성능을 보인다. 또 신경망을 이용한 등화기(NE, NDFE)와 LMS 알고리즘을 사용한 등화기(LE, DFE) 간에는 거의 성능 차이가 없는 것을 알 수 있다. 이는 Density = 2.0채널의 비선형 왜곡의 정도가 심하지 않기 때문이다.

그림 9는 Density = 2.5인 디지털 자기기록 채널에서의 BER곡선이다. 여기서도 결정회환 방식의 등화기(DFE, NDFE)가 비 결정회환 방식의 등화기(LE, NE)에 비하여 BER =  $10^{-4}$ 에서 약 2 dB정도 낮은

성능을 보인다. 또 표 1에서 알 수 있듯이 비선형 왜곡의 정도가 커져서 신경망을 이용한 등화기(NE, NDFE)가 LMS 알고리즘의 등화기(LE, DFE)에 비하여 각각 약 1 dB 정도 낮은 성능을 보인다.

표 1. 4 1절 실험에 사용한 비선형 계수 및 탭 수

Table 1. Nonlinearity coefficient and the number of taps.

기록 밀도	등화기	LE	NE	DFE	ND
20	비선형 계수	$\epsilon_1 = 0.22$ $\epsilon_2 = 0.05$ $\Delta PW50 = 0.08$			
	등화기 탭 수	21	입력 : 25 은닉 : 11 출력 : 1	21	입력 : 25 은닉 : 11 출력 : 1
25	비선형 계수	$\epsilon_1 = 0.275$ $\epsilon_2 = 0.0625$ $\Delta PW50 = 0.1$			
	등화기 탭 수	27	입력 : 29 은닉 : 21 출력 : 1	27	입력 : 29 은닉 : 27 출력 : 1
30	비선형 계수	$\epsilon_1 = 0.33$ $\epsilon_2 = 0.075$ $\Delta PW50 = 0.12$			
	등화기 탭 수	31	입력 : 33 은닉 : 15 출력 : 1	31	입력 : 29 은닉 : 27 출력 : 1
2.5 비선형 강화	비선형 계수	$\epsilon_1 = 0.375$ $\epsilon_2 = 0.0675$ $\Delta PW50 = 0.125$			
	등화기 탭 수	27	입력 : 33 은닉 : 7 출력 : 1	27	입력 : 29 은닉 : 27 출력 : 1

Density = 3.0인 디지털 자기기록 채널에 대한 BER곡선이 그림 10에 나와 있다. LE와 DFE가 BER =  $10^{-4}$ 에 도달하는데 실패하였고 DFE와 NDFE는 각각 SNR = 30 dB, SNR = 25 dB에서 BER =  $10^{-4}$ 에 도달하였음을 알 수 있다. 이는 LE와 NE가 채널의 재생 신호를 부분응답 규격4(PR4)로 등화 시키는데 실패하였기 때문이다. 즉 2-3절의 식 (9)에서 m이 커질수록 고밀도 자기기록 채널의 응답과 잘 대응된다. 그런데 부분응답 규격4는 식 (9)에서 m = 1일 때로 Density = 3.0인 채널의 출력과 잘 대응하지 못한 것이다 [3, 4, 5].

마지막으로 Density = 2.5일 때 비선형 왜곡의 정도는 Density = 3.0인 경우보다 약간 큰(표 1) 디지털 자기기록 채널에서의 BER 곡선이 그림 11에 나타나 있다.

LE : Linear Adaptive Equalizer  
 NE : Adaptive Neural Equalizer  
 DFE : Decision Feedback Equalizer  
 NDFE : Neural Decision Feedback Equalizer

그리고 NDFE가 SNR = 21 dB를 필요로 한다. 앞의 예에서와 마찬가지로 유사한 등화 기법끼리 비교할 때 결정제한 방식의 등화기(DFE, NDFE)가 비 결정제한 방식의 등화기(LE, NE)에 비하여 약 4 dB 우수한 성능을 보인다.

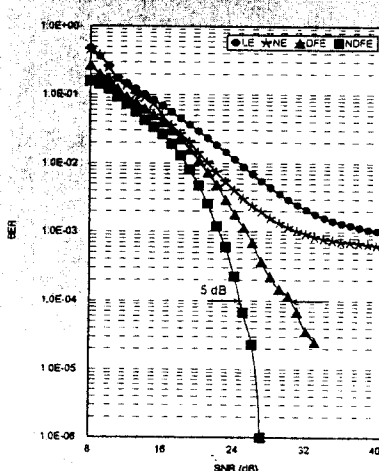
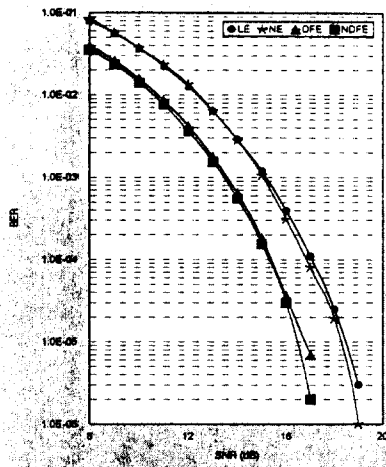


그림 8. Density = 2.0인 채널에서의 등화기 BER 곡선

Fig. 8. A BER graph for the density = 2.0.

그림 10. Density = 3.0인 채널에서의 등화기 BER 곡선

Fig. 10. A BER graph for the density = 3.0.

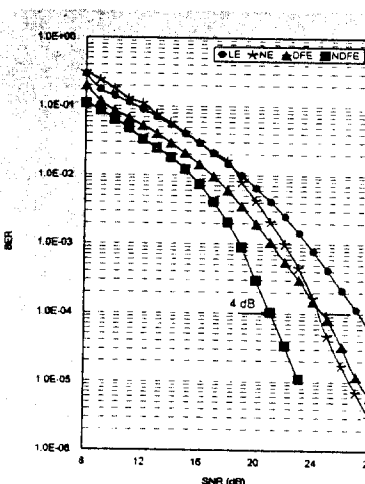
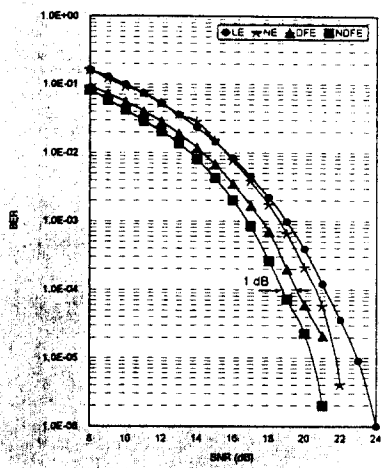


그림 9. Density = 2.5인 채널에서의 등화기 BER 곡선

Fig. 9. A BER graph for the density = 2.5.

그림 11. Density = 2.5이고 비선형성 강한 채널에서의 등화기 BER 곡선

Fig. 11. A BER graph for the density = 2.5 & nonlinear channel.

심벌간 간섭의 정도는 고정되어 있고(Density = 2.5) 비선형 왜곡의 정도는 더 큰 경우이다. 이 때 BER =  $10^{-4}$ 에 도달하는데 LE가 SNR = 27 dB를, NE가 SNR = 25 dB를, DFE가 SNR = 25.5 dB를

여기서 주목할 점은 NE와 DFE의 BER 곡선이 BER =  $10^{-4}$ 에서 교차하여 BER =  $10^{-4}$ 이상에서는 NE가 더 좋은 성능을 보인다는 것이다. 즉 채널의 비



선형 왜곡의 정도가 크면 신경망의 장점인 비선형 대응 능력이 그 효과를 보이는 것이다. 이상의 결과로부터 다음의 사실들을 알 수 있다.

- 신경망을 이용한 등화기(NE, NDFE)가 LMS 알고리즘의 등화기(LE, DFE)에 비하여 채널의 비선형 왜곡이 심할수록 더 낮은 성능을 보인다.
- 결정제한 방식의 등화기(DFE, NDFE)가 비 결정제한 방식의 등화기(LE, NE)에 비하여 전반적으로 우수한 성능을 보인다.
- 신경망을 이용한 결정제한 등화기(NDFE)는 심벌간 간섭과 비선형 왜곡 모두에 대해 우수한 보상 능력을 갖는다.

Backpropagation 알고리즘을 사용하는 다층 Perceptron(MLP)은 은닉층에 무한히 많은 노드를 가질 때 어떠한 비선형 대응도 할 수 있다고 알려져 있다<sup>[2]</sup>. 이 때문에 신경망을 이용한 등화기는 디지털 자기기록 채널의 비선형 왜곡을 LMS 알고리즘을 사용한 등화기에 비하여 잘 보상해 주는 것이다.

또 결정제한 방식의 등화기(DFE, NDFE)가 비 결정제한 방식의 등화기(LE, NE)에 비하여 우수한 성능을 보이는 것은 채널에 주파수 골이 존재 할 때 잡음의 증가를 억제하며 신호를 등화할 수 있는 결정제한 방식의 장점이 채널의 주파수 특성을 이용하여 특정 부분응답 신호로 등화하는 비 결정제한 방식에 비하여 우수하기 때문이다<sup>[6, 9, 10]</sup>.

2. 비선형 왜곡의 정도에 따른 등화기 성능

비선형 왜곡의 정도에 따른 등화기의 성능 비교를 위해 Density = 2.5인 디지털 자기기록 채널에서 비선형 왜곡의 정도를 4단계로 차례로 높이면서 각 등화기에 대해 실험하였다.

표 2는 각 단계에서 비선형 자화방향 천이 이동 계수  $\epsilon_1, \epsilon_2$ 와 자화방향 천이 확장 계수  $\Delta PW50$ 을 나타냈고 또 각 등화기의 탭 수를 보였다. 여기서 편의상 정규화 비선형 왜곡 지수라는 가상의 수치(0.5, 1.0, 1.5, 2.0)로 각 비선형 정도를 표시한다. 이 정규화 비선형 왜곡 지수는 그 자체가 클수록 비선형 왜곡의 정도가 큰 것을 나타내긴 하지만 그 값 자체로 정확한 물리적인 비선형 정도를 나타내는 것은 아니다.

실험은 비선형 자화방향 천이 이동과 자화방향 천이 확장 현상 중 하나만을 증가시키면서 또 두 가지를 동시에 증가시키면서 각 등화기가 BER =  $10^{-4}$ 에 도달

하는데 필요로 하는 SNR값을 확인하였다. 비선형 자화방향 천이 이동에대한 실험은  $\Delta PW50 = 0$ 로하고  $\epsilon_1, \epsilon_2$ 는 표 2에 따라 증가시키면서, 자화방향 천이 확장 현상에 대한 실험은  $\epsilon_1 = \epsilon_2 = 0$ 로 하고 역시 표 2에 따라  $\Delta PW50$ 를 증가시키면서 했다. 또 두 비선형 왜곡이 동시에 존재할 때에 대한 실험은 표 2에 따라  $\epsilon_1, \epsilon_2$ 와  $\Delta PW50$ 를 증가시키면서 했다.

그림 12는 비선형 자화방향 천이 이동 현상에 대한 실험 결과이다. ND의 성능이 비선형성이 증가함에 따라 우수함을 알 수 있고 LE의 경우 비선형 왜곡 지수 = 2.0인 채널에서 SNR = 40 dB내에서 BER =  $10^{-4}$ 에 도달하지 못했다.

표 2. 4.2절 실험에 사용한 비선형 계수 및 탭 수

Table 2. Nonlinearity coefficient and the number of taps.

정규화 비선형 왜곡 지수	등화기	LE	NE	DFE	ND
		비선형 계수		$\epsilon_1 = 0.13750$ $\epsilon_2 = 0.03125$ $\Delta PW50 = 0.05$	
1.0	비선형 계수		$\epsilon_1 = 0.2750$ $\epsilon_2 = 0.0625$ $\Delta PW50 = 0.1$		
1.5	비선형 계수		$\epsilon_1 = 0.41250$ $\epsilon_2 = 0.09375$ $\Delta PW50 = 0.15$		
2.0	비선형 계수		$\epsilon_1 = 0.44$ $\epsilon_2 = 0.10$ $\Delta PW50 = 0.2$		
등화기 탭 수		27	입력 : 29 은닉 : 21 출력 : 1	27	입력 : 29 은닉 : 27 출력 : 1

자화방향 천이 확장 현상에 대한 실험 결과가 그림 13에 나타나 있다. 전반적으로 결정제한 방식이 비 결정제한 방식에 비하여 약 1dB 우수함을 알 수 있다. 여기서도 NDFE의 성능이 제일 우수함을 알 수 있다.

그림 14는 두 종류의 비선형 왜곡이 동시에 존재하는 채널에 대한 실험 결과이다.

비선형 왜곡의 정도가 증가함에 따라 신경망을 이용한 등화기(NE, NDFE)의 성능이 좋아짐을 알 수 있다.

LE : Linear Adaptive Equalizer  
 NE : Adaptive Neural Equalizer  
 DFE : Decision Feedback Equalizer  
 NDFE : Neural Decision Feedback Equalizer

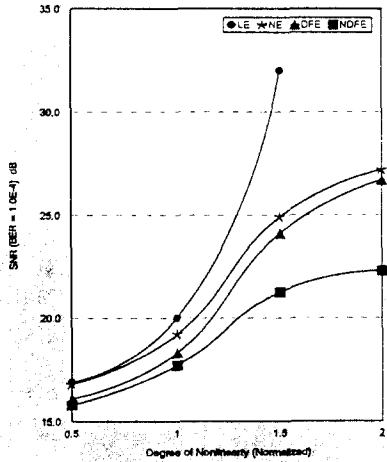


그림 12. 비선형 자화방향 천이 이동 현상에 대한 BER 곡선  
 Fig. 12. A BER graph for nonlinear magnetic transition Shift effect.

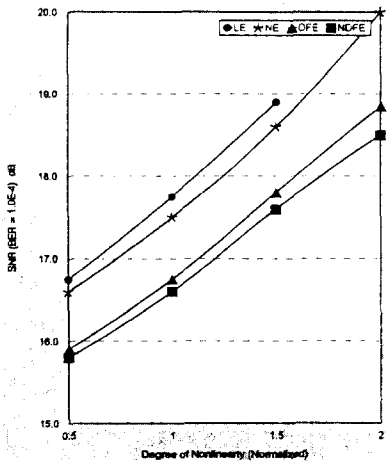


그림 13. 자화방향 천이 확장 현상에 대한 BER 곡선  
 Fig. 13. A BER graph for the magnetic transition broadening effect.

특히 NDFE의 성능은 여타의 등화기에 비하여 월등하다.

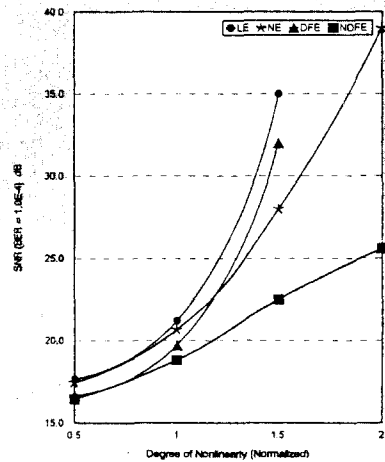


그림 14. 비선형 자화방향 천이 현상과 자화방향 천이 확장현상에 대한 BER 곡선  
 Fig. 14. A BER graph for the magnetic transition shift and transition broadening effect.

또 정규화 왜곡 지수 = 2.0에서 LE, DFE는 SNR = 40 dB내에서 BER = 10<sup>-4</sup>에 도달하지 못했다. 그리고 비선형 왜곡의 정도가 커지면서 DFE와 NE의 성능이 바뀔 수 있다. 이는 그림 11에서 관찰한 것과 일치하는 반면 그림 12와 13에서는 나타나지 않은 현상으로 두 비선형 왜곡이 동시에 존재하여 더 많은 비선형 왜곡을 채널에 준 것이다.

이상의 실험에서 비선형 왜곡이 증가할수록 신경망을 이용한 등화기(NE, NDFE)의 성능이 점점 좋아짐을 알 수 있고 특히 NDFE의 성능이 매우 우수함이 계속 관찰되었다. 이는 4-1 절에서 설명한 것과 같이 NDFE가 신경망과 결정제한 방식의 장점을 모두 갖고 있기 때문이다.

### V. 결론

본 논문에서는 고밀도 디지털 자기기록 채널의 자화방향 천이 이동 현상과 자화방향 천이 확장 현상같은 비선형 왜곡과 심한 심벌간 간섭을 제거하기 위하여 신경망을 이용한 적응 등화기(NE)와 신경망을 이용한 결정제한 등화기(NDFE)를 자기기록 채널에 적용하였다.

신경망을 이용한 등화기를 기록밀도와 비선형 왜곡의 정도를 변화시키며 디지털 자기기록 채널에 적용된

선형 적응 등화기(LE), 결정제한 등화기(DFE)와 비교하였다.

실험 결과 신경망을 이용한 등화기(NE, NDFE)는 채널의 비선형성이 적을 경우 기존의 등화방식(LE, DFE)과 비슷한 성능을 보였다. 하지만 비선형성이 커질 경우 신경망을 이용한 등화기는 기존의 등화방식에 비하여 약 4 dB정도의 성능 향상이 있었다. 또 비선형 왜곡의 정도가 극심한 경우 BER =  $10^{-4}$ 에 신경망을 이용한 등화기는 도달하는 반면 기존의 등화 방법은 도달하지 못했다.

특히 신경망을 이용한 결정제한 등화기(NDFE)는 비선형 왜곡과 심벌간 간섭이 매우 심한 환경에서 다른 등화기법에 비하여 매우 우수한 성능을 보였다. 이는 신경망을 이용한 결정제한 등화기가 신경망의 비선형 대응능력과 결정제한 방식의 장점을 모두 갖기 때문이다.

향후 연구 과제로 신경망을 이용한 등화기의 계산량을 줄이는 방법에 대한 연구가 필요하다. 또 본 실험에서는 신경망을 이용한 적응 등화기(NE)의 검출기로 3단계 검출기만을 사용했으나 비터비 검출기 같은 부분 응답 신호의 다단계 신호(Multilevel Signaling) 특성을 충분히 활용할 수 있는 검출기를 사용하는 연구가 필요하다.

## 감사의 글

LG전자의 최항준 실장님과 민병훈 선임연구원님의 자료 제공과 관심어린 조언에 진심으로 감사드립니다.

## 참 고 문 헌

- [1] John M. Cioffi, William 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.
- [2] Nicholas P. Sands "Nonlinear Intersymbol Interference in Digital Magnetic Recording," *A Dissertation to the Dep. of Electrical Eng.*, 1993.
- [3] Roger W. Wood and David A Petersen, "Viterbi Detection of Class IV Partial Response on a Magnetic Recording Channel," *IEEE Trans. on Comm.* Vol. COM-34, No. 5, pp. 454-461 May 1986.
- [4] J. W. M. BERGMANS, "Partial Response Equalization," *Phillips J. Res.* Vol. 42, 209-245, 1988.
- [5] Roy D. Cideciyan, Francois Dolvio, Reto Hermann, Walter Hirt and Wolfgang Schott, "A PRML System for Digital Magnetic Recording," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 10, No 1, pp. 38-56 Jan. 1992.
- [6] Jan W. M. Bergmans, "Density Improvement Digital Magnetic Recording by Decision Feedback Equalization," *IEEE Trans. on Magnetics* Vol. MAG-22, No. 3, pp. 157-162, May 1986.
- [7] Albert S. Hoagland and Janes E. Monson, *Digital Magnetic Recording*, 2nd Edition, John Wiley & Sons, INC, 1991.
- [8] Dean Palmer and Pablo Ziperovich, "Identification of Nonlinear Write Effects Using Pseudorandom Sequence," *IEEE Trans. on Magnetics* Vol. MAG-23, No. 5, pp 2377-2379, Sep. 1987.
- [9] M. Meyer and G. Pfeiffer, "Multilayer Perceptron Based Decision Feedback Equalizers for Channels with Intersymbol Interference," *IEE Proc.-I*, Vol. 140, No. 6, Dec. 1993.
- [10] 권성락, 이영조, 송왕철, 홍대식, 강창언, "HF 채널에서의 Backpropagation 알고리즘을 이용한 적응등화기" 대한 전자공학회 추계종합학술대회, 제16권, 2호, pp 43-47, 11월 1993
- [11] 조재희, 김영환, 유철우, 홍대식, 강창언, "디지털 자기기록 시스템에서의 신경망을 이용한 적응 등화기 연구," '95 인공지능 신경망 및 퍼지 시스템 춘계 종합 학술대회 논문집, pp 143-148, 광운 대학교, 5월 1995
- [12] P. Balay, J. Palicot, "Equalization of Non-Linear Perturbations by a Multilayer Perceptron in Satellite Channel Transmission," *In Proc. Globecom*, pp. 122-126, San Francisco, Dec. 1994.
- [13] Saphotharan K. Nair and Jaekyun Moon,

- "Nonlinear Equalization for Storage Channel," *In Proc. ICC*, pp. 250-254, New Orleans, 1994.
- [14] 윤 대희, 홍 대식, 조 용수, **신호처리 특론 강의 노트**, 연세대학교 전자공학과 대학원 1995년 1학기
- [15] Paul Newby and Roger Wood, "The Effects of Nonlinear Distortion on Class IV Partial Response," *IEEE Trans. on Magnetics* Vol. MAG-22, No. 5, pp 1203-1205, Sep. 1986.
- [16] C. Michael Melas, Patrick Arnett, Irene Beardsley and Dean Palmer, "Nonlinear Superposition in Saturation Recording of Disk Media," *IEEE Trans on Magnetics*, Vol. MAG-23, No. 5, Sep. 1987.
- [17] Jaekyun Moon and Jian-Gang Zhu, "Near Effects of Transition Broadening," *IEEE Trans. on Magnetics*, Vol. MAG-27, No. 6, pp 4831-4833, Nov. 1991.
- [18] H. Kobayashi and D. T. Tang, "Application of Partial Response Channel Coding to Magnetic Recording Systems," *IBM J. Res. Develop.*, Vol. 14, pp. 368-375, Jun. 1970.
- [19] John G. Proakis, *Digital Communications*, 2nd Edition Ch.6 McGRAW-HILL, 1989.
- [20] Bernard Widrow and Samuel D. Stearns, *Adaptive Signal Processing*, Prentice-Hall, 1985.
- [21] James A. Freeman and David M. Skapura, *Neural Networks*, Ch.3 Addison Wesley, 1992.

---

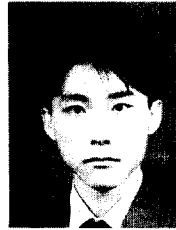
 저 자 소 개
 

---



趙宰熙(正會員)

1970년 7월 12일생. 1994년 2월 연세대학교 전자공학 공학사. 1996년 2월 연세대학교 대학원 공학석사. 1996년 3월 ~ 현재 한국이동통신. 주관심분야는 이동통신 및 신경망



李鍾和(正會員)

1970년 7월 20日生. 1994년 2월 연세대학교 전자공학 공학사. 1994년 9월 ~ 현재 연세대학교 대학원 공학석사과정. 주관심분야는 이동통신 및 채널 코딩

康昌彦(正會員) 第 7 卷 2 號 參照



洪大植(正會員)

1961년 1월 4일생. 1983년 2월 연세대학교 전자공학 공학사. 1985년 2월 연세대학교 대학원 공학석사. 1990년 8월 Purdue University West Lafayette, IN. Electrical Eng. Ph.D. 1985년 3월 ~ 1986년 8월 연세대학교 산업기술 연구소 연구원. 1987년 8월 ~ 1990년 8월 Purdue University West Lafayette, IN. Research Assistant. 1990년 9월 ~ 1991년 8월 Prudue University West Lafayette, IN. Post-Doc. Research Associate. 1991년 9월 ~ 1995년 8월 연세대학교 전자공학과 조교수. 1995년 9월 ~ 현재 연세대학교 전자공학과 부교수. 주관심분야는 신경회로망, 디지털 통신 시스템, 디지털 통신 시스템과 신경회로망의 접목에 관련된 연구, Magnetic Recording System