

논문 2008-45TC-12-13

Super-RENS 디스크를 위한 신경망 기반의 비선형 등화기

(Neural Networks-Based Nonlinear Equalizer for Super-RENS Discs)

서 만 중*, 임 성 빈**

(Manjung Seo and Sungbin Im)

요 약

최근 들어, 광 기록 저장 시스템을 위한 다양한 기록 방식들이 연구되고 있다. BD (Blu-ray Disc)나 HD-DVD (High-Definition Digital Versatile Disc) 기록 방식의 표준화가 진행된 후에 차세대 광 기록 방식에 대한 관련 업계의 초점이 모아지고 있다. 이러한 차세대 광 기록 저장 시스템 가운데 기술의 호환성이 장점인 Super-RENS (Super-Resolution Near Field Structure) 기술이 유력한 후보 중 하나이다. 본 논문에서는 Super-RENS 디스크를 위한 신경망 기반의 비선형 등화기 (NNEQ)를 제안하였다. 비선형 심볼간 간섭 (Inter-Symbol Interference : ISI)을 제거하기 위해 신경망의 한 종류인 NARX (Nonlinear AutoRegressive eXogenous) 모델을 적용하였다. Super-RENS 디스크로부터 획득한 RF 신호 샘플들을 사용하여 모의실험을 수행한 결과, 제안된 비선형 등화기의 성능은 비트오율 측면에서 등화기가 없는 경우나 기존의 Limit-EQ 보다 우수한 성능을 나타내었다.

Abstract

Recently, various recording technologies are studied for optical data storage. After standardization of BD (Blu-ray Disc) and HD-DVD (High-Definition Digital Versatile Disc), the industry is looking for a suitable technology for next generation optical data storage. Super-RENS (Super-Resolution Near Field Structure) technique, which is capable of compatibility with other systems, is one of next optical data storage. In this paper, we proposed a neural network-based nonlinear equalizer (NNEQ) for Super-RENS discs. To mitigate the nonlinear ISI (Inter-Symbol Interference), we applied NARX (Nonlinear AutoRegressive eXogenous) which is a kind of neural networks. Its validity is tested with the RF signal samples obtained from a Super-RENS disc. The performance of the proposed equalizer is superior to the one without equalization and that of the Limit-EQ in terms of BER (Bit Error Rate).

Keywords : Super-RENS, neural network, equalizer, nonlinearity, NARX

I. 서 론

멀티미디어 환경에 적합한 미디어로 광디스크가 크게 각광 받고 있는 가운데 현재 선진 연구 기관들은 BD (Blu-ray Disc)^[1] 이후에 100GB 이상의 대용량 저장이 가능한 광 저장 기술의 관점에서 동일한 파장의 광원을 사용하면서도 광초점의 크기를 줄여서 광디스크의 기록 용량을 증가시키는 기술로서 근접장 (near

field) 광메모리 기술에 주목하고 있다. 휠로그램 디스크와 함께 차세대 광디스크 기술로 떠오르는 Super-RENS (Super-Resolution Near field Structure)는 이러한 초해상 기술과 근접장 기술로 이루어져 있다^[2~5]. Super-RENS 기술은 광디스크 내부에서의 초해상 현상을 이용하기 때문에 드라이브 구조를 변경하지 않으면서도 앞서 언급한 용량증가를 위한 한계를 극복할 수 있고, 또한 디스크의 출납이 가능하기 때문에 sub-tera byte급의 용량을 얻을 수 있는 유망한 후보 기술로 인식되고 있다.^[6] 참고문헌 [7]에서 실시한 Super-RENS 디스크의 재생신호에 대한 bicoherence 테스트 결과를 살펴보면 Super-RENS 재생신호의 bicoherence 추정치가 크다는 것을 알 수 있다. 따라서

* 학생회원, ** 정회원, 숭실대학교 정보통신전자공학부
(School of Electronic Engineering,
Soongsil University)

※ 본 연구는 숭실대학교 교내연구비 지원으로 수행되었음.

접수일자: 2008년8월13일, 수정완료일: 2008년12월10일

Super-RENS 디스크에 비선형성이 존재함을 확인 할 수 있다. 이에 본 논문에서는 Super-RENS 디스크에 존재하는 비선형 왜곡에 의한 심볼간 간섭을 억제하고 신호의 품질을 개선하기 위해 신경망 (neural network) 기반의 비선형 등화기를 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 서론에 이어 II장에서는 Super-RENS 기술에 대하여 간략히 살펴보고 III장에서는 본 논문에서 고려하는 신경망 모델과 파라메터들을 설명한다. 또한, IV장에서는 실험 결과를 통하여 제안된 신경망 기반의 비선형 등화기의 성능을 평가하고, 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. Super-RENS 기술의 개요

광디스크에서 말하는 초해상 (super resolution) 기술은 “분해능보다 작은 마크를 기록/재생하는 기술” 이라는 뜻이다. 이 기술은, 현재 상용화가 시작된 HD급 영화 2시간 분량을 기록/재생할 수 있는 25GB급의 BD나 20GB급의 HD-DVD 이후의 차세대 대용량 광디스크 기술로서 100GB 이상 1TB 정도까지의 용량을 기록/재생할 수 있을 것으로 예상되는 대용량 광디스크 기술이다. 일반적으로 광 드라이브에 사용되는 레이저 파장의 십분의 일 정도 크기의 마크까지를 기록/재생할 수 있는 것으로 알려져 있다.^[8]

현재 가장 고밀도를 갖는 BD의 경우에 파장이 405nm이고 NA가 0.85이다. BD에서 사용하는 가장 짧은 마크의 길이가 150nm로 이미 회절한계 근처이다. 따라서 BD 이후의 대용량 광디스크를 위해서는 파장을 짧게 하고 NA를 키워야 하는데 현재의 레이저 다이오

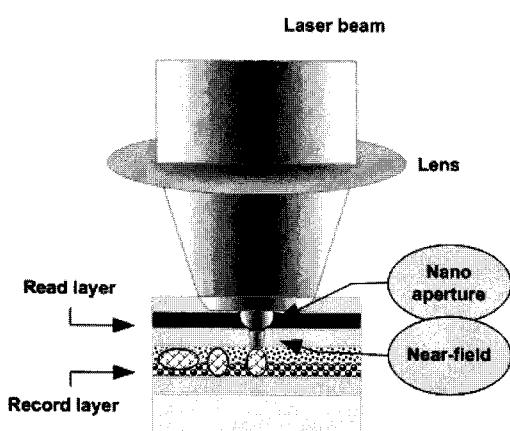


그림 1. Super-RENS disc 구조
Fig. 1. Structure of the Super-RENS disc.

드와 렌즈의 개구수, 커버층의 광학적 특성 등의 기술 한계를 고려하면 차후 얼마동안은 이의 기술발달이 이루어지기 어렵다고 보여진다. 그러므로 마크의 길이를 줄여서 기록밀도를 높이는 또 다른 방법으로 근접장을 이용하는 다양한 방법이 제안되었지만 각자가 여러 가지 문제점을 광디스크의 매체 내로 가져와서, 기존의 광학계를 그대로 사용하면서 매체내부에서 마크의 길이를 줄일 수 있게 하는 방법이 고안되었고 이것이 초해상 기술이다.

매체 내에서 근접장을 구현하는 Super-RENS 기술은 현재까지 두 가지 방식의 기술이 개발되었다. 첫 번째는 Sb 마스크 층이 광초점에서 발생하는 열에 의해서 개폐되는 “개구방식” 기술^[9]로써, 상변화 (Phase Change : PC) 기록층에 정보를 기록하고 재생할 때, SiN 층 사이에 있는 Sb 박막층이 레이저 광초점에서 발생하는 열분포에 의해서 파장 이하의 개구가 형성되어 파장 분해능보다 훨씬 성능이 향상된 기록 밀도 구현이 가능하다. 이렇게 형성된 개구를 통해서 투과되는 근접장 광이 상변화 기록층에 정보를 기록하고 재생하게 된다. SIL (Solid Immersion) 렌즈와 비교하여 이 기술의 최대 강점은 간극제어를 정밀하게 할 필요가 없다는 것이다.

비슷하지만 원리가 다소 차이가 나는 것이 광 산란방식 Super-RENS 기술이다. 매체의 구조는 비슷한데 마스크 층이 Sb가 아니고 AgOx가 되는 것이 다르다. 이 때는 레이저의 광초점에 의해 AgOx가 Ag 나노입자와 산소로 분해되고 이에 따라 가열된 부분에서만 광이 Ag 나노입자의 플라즈몬과 연계되어 파장분해능 이하의 강한 근접장 광이 형성된다.^[10] 최근에 AgOx를 PtOx로 대체^[11]하여 광메모리 상용화 구현에 있어서 필수적인 CNR (Carrier-to-Noise Ratio)이 100nm 광초점에서 40dB까지 달성되었다.^[5] 청자색 광원이 아닌 적색 광원을 사용한다면 아마도 이러한 Super-RENS 광디스크 제품은 앞으로 2~3년 이내에 출시될 수 있을 것으로 보인다. 적색을 이용하더라도 한 층당 20GB 이상은 구현이 가능하고, 청자색을 사용할 경우는 60GB도 쉽게 구현될 수 있다. 또한 트랙 피치를 줄일 경우, 120GB도 가능하며 양면을 다 사용한다면 200GB 역시 구현 가능하다.

III. 신경망 모델 및 파라메터

본 논문에서는 Super-RENS 디스크에 신경망 기반

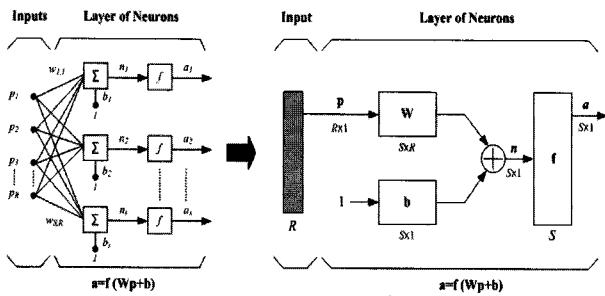


그림 2. 신경망의 구조

Fig. 2. Structure of the neural network.

표 1. 신경망의 파라메터

Table 1. Parameters of the neural network.

R	입력벡터 성분의 수
S	각 층의 뉴런 갯수
p	입력벡터
W	가중치 (오차를 최소화 할 때까지 지속적으로 갱신)
b	바이어스 (뉴런이 활성화되기 위한 최소한계치)
f	활성함수 (함수치가 발산하는 일을 막기 위하여 일정한 범위 값 안으로 제한)

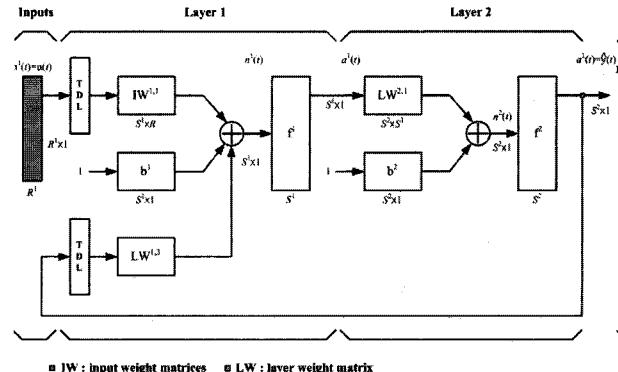
의 비선형 등화기를 사용하여 비선형 왜곡에 의한 심볼간 간섭을 제거하고자 한다. 신경망은 뛰어난 사상 능력을 통해 임의의 비선형 함수들을 학습하거나 근사화할 수 있으며, 비선형 시스템의 모델링 및 등화기 개발에 유용하다.^[12~13]

그림 2에 도시한 신경망의 구조를 살펴보면 다음과 같다. 입력벡터 p의 각 성분들은 가중치 행렬 W를 통하여 각 뉴런에 연결되어 있다. i번째 뉴런은 가중치 입력들과 바이어스의 합의 형태로 입력벡터 n을 형성하고, 열벡터를 형성하여 출력된다. 표 1에 신경망의 파라메터들을 나타내었다.

그림 3은 본 논문에서 고려하는 NARX (Nonlinear AutoRegressive eXogenous) 모델의 구조를 나타낸 것으로 일반적으로 NARX 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u)) \quad (1)$$

여기서 $u(t)$ 와 $y(t)$ 는 각각 입력과 출력을 나타내고 n_u 와 n_y 는 입력과 출력의 차수를 의미한다.



■ IW : input weight matrices ■ LW : layer weight matrix

그림 3. NARX 모델의 구조

Fig. 3. Structure of the NARX model.

표 2. 다양한 트레이닝 알고리즘

Table 2. Various training algorithms.

Acronym	Algorithm
LM	Levenberg-Marquardt
BFG	BFGS Quasi-Newton
RP	Resilient Backpropagation
SCG	Scaled Conjugate Gradient
CGB	Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts
OSS	One Step Secant

NARX 모델은 피드백을 고려한 신경망 회로로써, 선형 ARX 모델을 기반으로 하기 때문에 일반적으로 time series 모델링에 사용된다. NARX 모델의 구조를 살펴보면, TDL (Tapped Delay Line) 구조의 입력층(inputs)과 은닉층(layer 1), 출력층(layer 2)의 피드-포워드망(feed-forward network)으로 구성된다. 각 층의 활성함수로는 은닉층에 tangent-sigmoid와 출력층에서 선형 함수를 사용하고 트레이닝 방법으로 표 2에 나타낸 다양한 트레이닝 알고리즘들을 사용한다.^[14~19]

본 논문에서 제안하는 비선형 등화기에 적용될 최적의 트레이닝 알고리즘을 찾기 위해 layer 1의 뉴런 갯수를 5개, 입력 지연 범위를 3부터 10까지 변화시켰을 때의 MSE (Mean Square Error)를 다음과 같이 측정하였다.

$$MSE = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q e(k)^2 \quad (2)$$

$$= \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (d(k) - y(k))^2$$

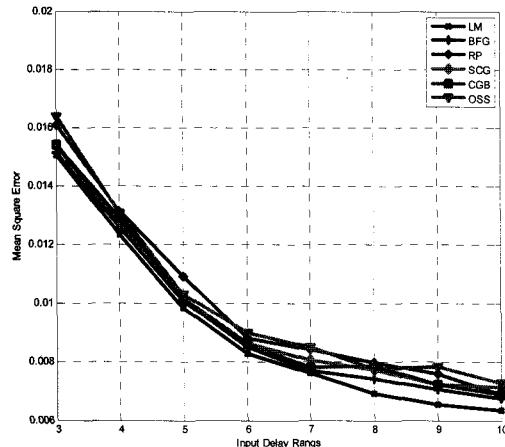


그림 4. 다양한 트레이닝 알고리즘에서 입력 지역에 따른 MSE

Fig. 4. MSE vs. input delay ranges for various training algorithms.

여기서 $d(k)$ 는 추정하고자 하는 RF 신호를 나타내고, $y(k)$ 는 NARX 모델의 출력신호를 나타낸다. 그리고 $e(k)$ 는 두 신호간의 오차를 나타낸다. 즉, MSE는 두 신호간의 오차를 제곱하여 평균을 낸 것으로 MSE가 작을수록 원하고자 하는 신호를 정확하게 추정한 것이다.

그림 4는 다양한 트레이닝 알고리즘을 적용하여 MSE를 측정한 결과를 나타낸 것으로 그림에서 확인할 수 있듯이 Levenberg-Marquardt 알고리즘^[14]을 적용하였을 때 최소의 MSE를 얻었다.

IV. 실험 및 결과

그림 5는 제안된 비선형 등화기의 성능을 평가하기 위한 실험 구성을 나타낸 것으로 표 3과 같은 조건에서의 디스크^[20]로부터 출력된 RF 신호 샘플들을 사용하였다. 여기서 실험 구성도에 나타낸 NNEQ 블록은 제안된 비선형 등화기를 나타낸다.

RF 신호 샘플들은 NNEQ로 입력되고 NNEQ의 트레이닝을 위해 target 신호로 랜덤하게 발생시킨 2진 비

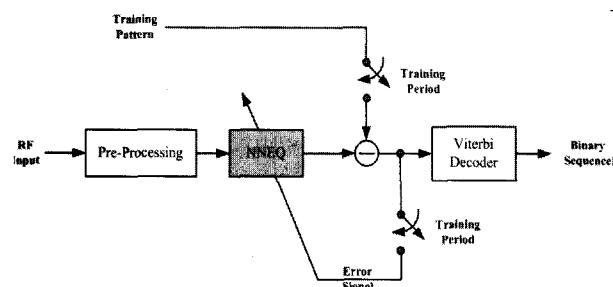


그림 5. 실험 구성도

Fig. 5. Block diagram of the experiment setup.

표 3. 디스크의 특성

Table 3. Summary of the disc properties.

Disc	BD (Blu-ray)
Recording layer	Metal/Si
Diameter	12cm
Cover	0.1mm
Track pitch	320nm
Laser wavelength	405nm
Minimum mark size	150nm
Linear velocity	4.92m/s
NA	0.85
Dynamic tester	Plustec ODU-1000
Recording power	9.3mW
Read-out power	1.2mW

트 패턴들이 사용된다. 트레이닝을 통해 RF 신호 샘플들은 target 신호와의 오차를 최소화 할 때까지 가중치 값을 지속적으로 갱신하게 되고 트레이닝 과정을 마친 후에 NNEQ의 출력신호는 원신호를 복원하기 위해 비터비 (Viterbi) 디코더를 통과한 후 2진 시퀀스를 출력하게 된다. 그리고 좀 더 효율적인 트레이닝을 하기 위해 NNEQ로 입력되는 RF 신호 샘플들은 잡음을 제거하는 사전 신호처리 과정을 거친다. 그림 6은 원래의 RF 신호 스펙트럼과 RF 신호의 잡음 성분을 제거하고 최대값 +1, 최소값 -1로 스케일링 된 RF 신호의 스펙트럼을 나타낸 것이다.

그림 7은 최소의 비트오율을 얻기 위한 알맞은 뉴런의 갯수와 입력 지역을 결정하기 위해 layer 1의 뉴런 갯수를 5개에서 10개로 변화시키고, 입력 지역 범위를 3부터 5까지 변화시켰을 때의 비트오율 곡선을 나타낸 것으로 그림에서 확인할 수 있듯이 뉴런의 개수가 9개, 입력 지역을 0부터 5로 설정하였을 때 가장 좋은 비트오율을 나타내고 있다. 그림 8은 실험에 관련되는 세 개 신호의 샘플 과정들을 도시한 것으로 첫 번째 그림은 랜덤하게 발생시킨 비트 패턴을 나타낸 것이다. 두 번째 그림은 첫 번째 그림의 비트 패턴에 대응되는 RF 신호를 나타낸 것이고, 세 번째 그림은 첫 번째 그림의 비트 패턴과 두 번째 그림의 RF 신호에 대응되는 NNEQ의 출력신호 과정을 나타낸 것이다. 그림에서 알 수 있듯이 NNEQ의 출력신호 과정을 살펴보면 입력되는 RF 신호가 target 신호인 비트 패턴과 유사해 지는 것을 확인할 수 있다.

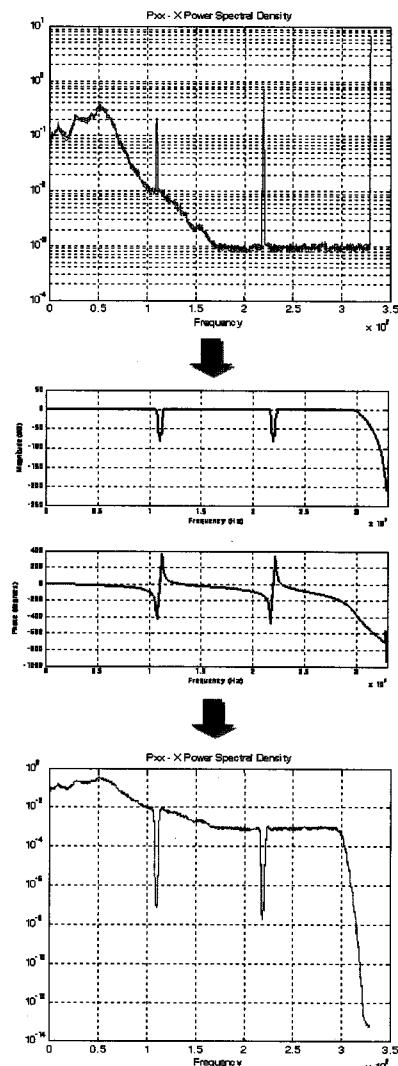


그림 6. 사전 신호처리 과정을 통한 RF 신호의 스펙트럼

Fig. 6. Spectrum of RF signal through pre-processing.

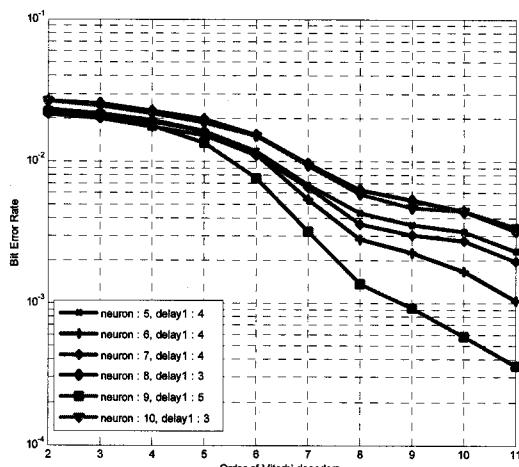


그림 7. 비터비 디코더의 필터 차수와 뉴런 갯수에 따른 비트오율 곡선

Fig. 7. Minimum BER curves for numbers of neurons with respect to order of Viterbi decoder.

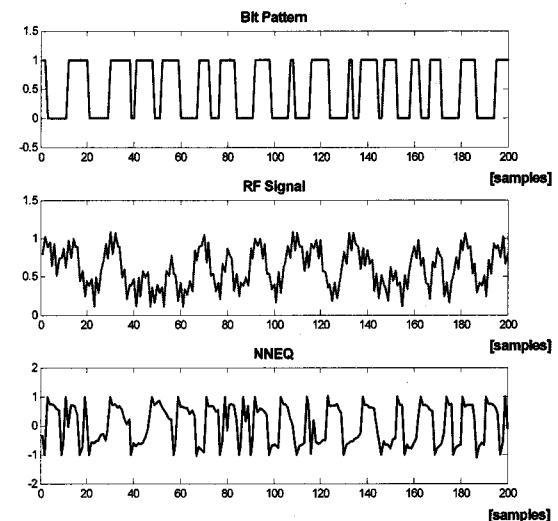


그림 8. 비트 패턴, RF 신호, NNEQ 출력의 샘플 파형
Fig. 8. Sample waveform of bit pattern, RF signal, and NNEQ output.

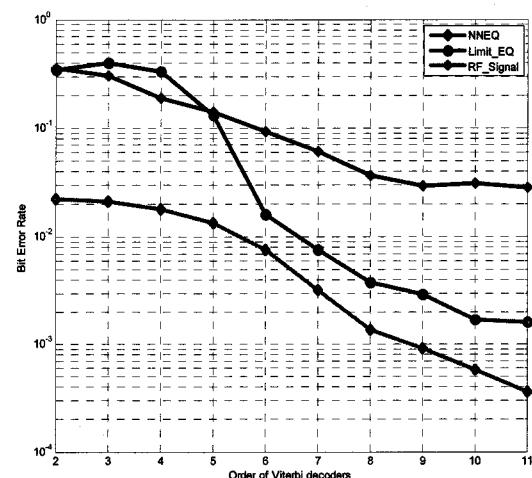


그림 9. 비터비 디코더의 필터 차수에 따른 비트오율
Fig. 9. BER vs. order of Viterbi decoder.

그림 9는 비터비 디코더의 필터차수 변화에 따른 비트오율 커브를 나타내고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이 NNEQ 없이 비터비 디코더에 의해서만 처리된 RF 신호의 비트오율은 필터차수 11에서도 1×10^{-2} 이하로 떨어지지 않는다. 기존의 Limit-EQ^[21] 역시 필터차수 11에서도 1×10^{-3} 이하로 떨어지지 않는다. 그러나 NNEQ의 출력신호는 필터차수 11에서 4×10^{-4} 정도까지 떨어지는 것을 알 수 있다. 또한, 비터비 디코더는 필터차수가 n개씩 늘어남에 따라 메모리와 계산량이 2^n 만큼 증가하는데 Limit-EQ와 비교했을 때 2~3개 정도의 필터차수를 줄여도 동일한 비트오율을 얻을 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 Super-RENS 디스크의 비선형 심볼간 간섭을 억제하고 신호의 품질을 개선하기 위해 신경망의 한 종류인 NARX 모델을 적용한 비선형 등화기를 제안하였다. Super-RENS 디스크로부터 획득한 RF 신호 샘플들을 사용하여 모의실험을 수행한 결과, 제안된 비선형 등화기의 성능은 비트오율 측면에서 등화기가 없는 경우나 기존의 Limit-EQ 보다 우수한 성능을 나타내었다. 향후 Super-RENS 디스크를 위한 NNEQ의 성공적인 구현을 위해서는 신경망의 트레이닝 시간과 파라메터들의 수를 감소시키기 위한 연구가 더 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] <http://www.blu-raydisc.com/en.html>
- [2] J. Tominaga, T. Nakano, and N. Atoda, "An approach for recording and readout beyond the diffraction limit with an Sb thin film," *Appl. Phys. Lett.*, vol. 73, no. 15, pp. 2078-2080, Oct. 1998.
- [3] T. Nakano, A. Sato, H. Fuji, J. Tominaga, and N. Atoda, "Transmitted signal detection of optical disks with a superresolution near-field structure," *Appl. Phys. Lett.*, vol. 75, no. 2, pp. 151-153, Jul. 1999.
- [4] D. P. Tsai, and W. C. Lin, "Probing the near fields of the super-resolution near-field optical structure," *Appl. Phys. Lett.*, vol. 77, no. 10, pp. 1413-1415, Sep. 2000.
- [5] T. Kikukawa, T. Nakano, T. Shima, and J. Tominaga, "Rigid bubble pit formation and huge signal enhancement in super-resolution near-field structure disk with platinum-oxide layer," *Appl. Phys. Lett.*, vol. 81, no. 25, pp. 4697-4699, Dec. 2002.
- [6] 김주호, 황인오, 김현기, 윤두섭, 박인식, "Optical Memory Disc Using Super-resolution Phenomenon of Super-RENS Technology," *Optical Society of Korea Annual Meeting 2004*, pp. 248-251, Feb. 2004.
- [7] 서만중, 임성빈, 이재진, "신경망을 이용한 Super-RENS 시스템의 비선형 모델링," *대한전자공학회 논문지*, vol. 45, no. 3, pp. 53-60, 2008년 3월.
- [8] 박강호, 김영주, 박노철, 김수경, 곽금철, "근접장 광 정보저장 기술 동향," *Optical Science and Technology*, Vol. 9, no. 2, pp. 12-21, Apr. 2005.
- [9] J. Tominaga, H. Fuji, A. Sato, T. Nakano, and N. Atoda, "The characteristics and potential of super resolution near-field structure," *Japanese Journal of Applied Physics*, Vol. 39, Part 1, no. 2B, pp. 957-961, Feb. 2000.
- [10] H. Fuji, J. Tominaga, T. Nakano, N. Atoda, and H. Katayama, *Technical Digest of the Joint International Symposium on Optical Memory and Optical Data Storage*, pp. TuD29, Jul. 1999.
- [11] T. Kikukawa, N. Fukuzawa, and T. Kobayashi, "Properties of Super-Resolution Near-Field Structure with Platinum-Oxide Layer in Blu-ray Disc System," *Japanese Journal of Applied Physics*, Vol. 44, Part 1, no. 5B, pp. 3596-3597, May 2005.
- [12] B. Yuhas, and N. Ausari, *Neural networks in telecommunication*, Kluwer Academic Publisher, 1994.
- [13] J. B. Gomm, D. L. Yu, and D. Williams, "A new model structure selection method for non-linear systems in neural modelling," *UKACC International Conference on Control '96*, Vol. 2, no. 427, pp. 752-757, 1996.
- [14] Hagan, M.T., and M.Menhaj, "Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 5, no. 6, pp. 989-993, 1999.
- [15] Dennis, J.E., and R.B. Schnabel, *Numerical Methods for Unconstrained Optimization and Nonlinear Equations*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1983.
- [16] Riedmiller, M., and H. Braun, "A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm," *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 1993.
- [17] Moller, M.F., "A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning," *Neural Networks*, vol. 6, pp. 525-533, 1993.
- [18] Powell, M.J.D., "Restart procedures for the conjugate gradient method," *Mathematical Programming*, vol. 12, pp. 241-254, 1977.
- [19] Battiti, R., "First and second order methods for learning: Between steepest descent and Newton's method," *Neural Computation*, vol. 4, no. 2, pp. 141-166, 1992.
- [20] K. Kwak, S. Kim, C. Lee, and K. Song, "New materials for super-resolution disc," *SPIE Proceedings*, vol. 6620, ODS2007 TuC5, 2007.
- [21] H. Kobayashi, H. Kurabayashi, Y. Tomita, and

S. Ohsawa, "Effects of Limit Equalizer in Blu-ray Disc Format," *IEEE Transaction on Consumer Electronics*, vol. 49, no. 4, pp. 1141-1147, Nov. 2003.

저자 소개



서 만 중(학생회원)
2005년 한국교육개발원
정보통신공학과 학사
2007년 숭실대학교
정보통신공학과 석사
2007년~현재 숭실대학교
정보통신공학과
박사과정 재학중

<주관심분야 : OFDM PAPR 감소기법, DVB-T 시스템, Super-RENS 시스템, 비선형 신호처리>



임 성 빙(정회원)
1986년 서울대학교
전자공학과 학사
1988년 서울대학교
전자공학과 석사
1994년 University of Texas at Austin 전기 및 컴퓨터
공학과 박사

1995년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부
정교수

<주관심분야 : 비선형 신호처리, 통신 시스템, 디지털 방송 시스템>