

논문 2008-45TC-3-8

# 신경망을 이용한 Super-RENS 시스템의 비선형 모델링

( Nonlinear Modeling of Super-RENS System Using a Neural Networks )

서 만 중\*, 임 성 린\*\*, 이 재 진\*\*\*

( Manjung Seo, Sungbin Im, and Jaejin Lee )

## 요 약

최근 들어, 광 기록 저장 시스템을 위한 다양한 기록 방식들이 연구되고 있다. BD (Blue-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 HOS (Higher-Order Statistics)에서 사용되는 bicoherence 테스트를 통해 Super-RENS read-out 신호의 비선형성을 분석하고, Super-RENS 시스템의 비선형 모델링을 위해 신경망을 적용하고자 한다. 본 논문에서 고려하는 모델 구조는 NARX (Nonlinear AutoRegressive eXogenous) 모델이다. 모의실험 결과, Super-RENS read-out 신호의 비선형성이 존재함을 알 수 있었고, Super-RENS 시스템의 비선형 모델링을 위해 신경망이 유용하게 활용될 수 있다는 가능성을 확인하였다.

## Abstract

Recently, various recording technologies are studied for optical data storage. After standardization of BD (Blue-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 analyze the nonlinearity of Super-RENS read-out signal through the bicoherence test, which uses HOS (Higher-Order Statistics) and apply neural networks for nonlinear modeling. The model structure considered in this paper is the NARX (Nonlinear AutoRegressive eXogenous) model. The experiment results indicate that the read-out signals have nonlinear characteristics. In addition, it verified the possibility that neural networks can be utilized for nonlinear modeling of Super-RENS systems.

**Keywords :** Super-RENS, neural network, bicoherence, nonlinearity, NARX

## I. 서 론

광디스크는 소형, 높은 신뢰도, 고속의 접근성, 비트당 저렴한 가격 등의 특성 때문에 음성, 데이터, 영상 등 대용량의 각종 정보를 기록한 멀티미디어 환경에 적합한 미디어로 크게 각광 받고 있다. 지금까지의 광디스크 용량의 증가는 주로 레이저 광원의 단파장화와 대

물렌즈의 개구수 (Numerical Aperture : NA) 증대를 통한 빔 사이즈의 감소에 의해 이루어져 왔다. 그러나 광디스크의 용량증가를 위한 이러한 종류의 방법들은 현재 한계에 이르렀다.

최근에는 차세대 광 저장 기술 분야에서 405nm의 청자색 광원을 이용하는 단면 20~25GB의 대용량 DVD (Digital Versatile Disc)기술에 대한 규격 표준화에 관련 업계의 동향이 관심의 초점이 되고 있다. 현재 DVD 기술표준과 동일하게 개구수와 기록층 두께가 0.65, 0.6mm인 도시바-NEC 진영의 20GB급 HD-DVD (High-Definition Digital Versatile Disc)와 개구수, 기록층 두께가 0.85, 0.1mm인 소니-필립스 진영의 25GB

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

※ 본 연구는 숭실대학교 교내연구비 지원으로 수행되었음.

접수일자: 2007년12월17일, 수정완료일: 2008년3월19일

급 BD (Blu-ray Disc)가 차세대 DVD 시장의 주도권을 위한 표준 기술 선점 차원에서의 경쟁이 치열하게 전개되고 있다.

한편, 선진 연구 기관들은 BD 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. 홀로그램 디스크와 함께 차세대 광디스크 기술로 떠오르는 Super-RENS (Super-Resolution Near field Structure)는 이러한 초해상 기술과 근접장 기술로 이루어져 있다.<sup>[1~4]</sup> 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.<sup>[5]</sup>

이에 본 논문에서는 Super-RENS 기술을 연구하는데 있어 가장 기초가 되는 기록 채널 분석과 시스템 모델링을 위해 HOS (Higher-Order Statistics)<sup>[6]</sup>에서 사용되는 bicoherence 테스트를 통해 Super-RENS read-out 신호의 비선형성을 측정하였다. 또한 Super-RENS 시스템의 비선형 모델링을 위해 신경망 (Neural Network)을 적용하여 그 활용여부를 실험하고자 한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 서론에 이어 II장에서는 본 논문에서 고려하는 Super-RENS 기술에 대하여 살펴보고 III장에서는 bicoherence 테스트를 통하여 Super-RENS 신호의 비선형성을 검출한다. IV장에서는 비선형 채널 모델링을 위해 신경망을 적용하여 성능을 평가하고, 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

## II. Super-RENS 시스템의 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.<sup>[7]</sup>

표 1. 광디스크의 종류 및 최대 용량

Table 1. The kinds and their capacities of the optical discs.

|    | CD    | DVD   | Blu-ray Disc | Super-RENS |
|----|-------|-------|--------------|------------|
| 용량 | 650MB | 4.7GB | 25GB         | 100GB      |

광디스크의 용량은 표 1과 같이 소비자의 요구에 의해 계속적으로 증가되어 왔다. 용량을 증가시키기 위하여 기본적으로 레이저 파장을 짧게 하고 렌즈의 NA를 키워서 보다 작은 마크를 기록/재생할 수 있게 해서 밀도를 증가시키는 방법을 사용해 왔다.

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 다이오드와 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<sup>[8]</sup>로써, 상변화 (Phase

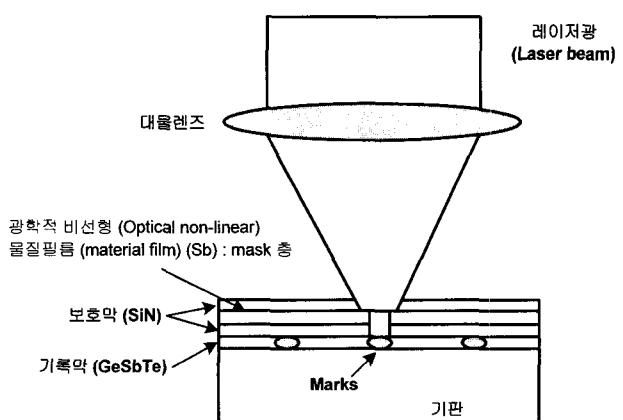


그림 1. Super-RENS disc 구조

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

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 장점은 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.<sup>[9]</sup> 최근에 AgOx를 PtOx로 대체<sup>[10]</sup>하여 광메모리 상용화 구현에 있어서 필수적인 CNR (Carrier-to-Noise Ratio)이 100nm 광초점에서 40dB까지 달성되었다.<sup>[4]</sup> 청자색 광원이 아닌 적색광원을 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. Bicoherence의 정의 및 테스트

#### 1. Bicoherence의 정의

본 절에서는 불규칙 신호의 HOS<sup>[6]</sup>로부터 정의되는 bicoherence에 대하여 살펴본다. 먼저 랜덤 과정  $x(k)$ 에 대한 1차 및 2차 cumulant 수열을 각각  $c_1^r$  와  $c_2^r(\tau)$ 로 표시하면 다음과 같다.

$$c_1^r = E\{x(k)\} = m_x \quad (1)$$

$$c_2^r(\tau) = E\{(x(k) - m_x)(x(k + \tau) - m_x)\} \quad (2)$$

2차 cumulant 수열  $c_2^r(\tau)$ 의 푸리에 변환을 2차 cumulant 스펙트럼  $C_2^r(\omega)$ 라고 하며 다음과 같이 정의된다.

$$C_2^r(\omega) = \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} c_2^r(\tau) \exp\{-j\omega\tau\} \quad (3)$$

여기서  $C_2^r(\omega)$ 는 파워 스펙트럼을 나타낸다.

3차 cumulant 수열  $c_3^r(\tau_1, \tau_2)$ 와 3차 cumulant 스펙트럼  $C_3^r(\omega_1, \omega_2)$ 는 다음과 같다.

$$c_3^r(\tau_1, \tau_2) = E\{(x(k) - m_x) \cdot (x(k + \tau_1) - m_x)(x(k + \tau_2) - m_x)\} \quad (4)$$

$$C_3^r(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{+\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{+\infty} c_3^r(\tau_1, \tau_2) \exp\{-j(\omega_1\tau_1 + \omega_2\tau_2)\} \quad (5)$$

상기 bispectrum의 크기는 랜덤 과정  $x(k)$ 의 2차 비선형성을 반영하므로 그 특성을 이해하는데 매우 유용하다. 이를 신호의 파워 스펙트럼들로 정규화한 것을 bicoherence라고 하며 다음과 같이 정의한다.

$$b_3^r(\omega_1, \omega_2) = \frac{C_3^r(\omega_1, \omega_2)}{\sqrt{C_2^r(\omega_1)C_2^r(\omega_2)C_2^r(\omega_1 + \omega_2)}} \quad (6)$$

위에서 언급된 것처럼 bispectrum은 불규칙 신호에 존재하는 2차 비선형성을 반영하지만 그 크기가 신호 표본의 크기에도 비례한다. 따라서 같은 표본 신호에 대하여 비교함에 있어서는 bispectrum의 크기를 비교하여 상대적인 비선형성의 정도를 나타낼 수 있지만 서로 다른 표본 신호에 대하여서는 그 크기를 가지고 비선형성의 정도를 비교할 수가 없다. 따라서 서로 다른 신호에 대한 비교에 있어서는 정규화를 통하여 신호 크기에 대한 의존도를 제거한 bicoherence의 사용이 비선형성의 정도를 측정하는데 있어서 유리하다.

#### 2. Super-RENS에 대한 비선형성 검출

본 논문에서는 Super-RENS의 비선형 성분을 검출하기 위하여 식 (6)에서 정의된 bicoherence를 이용한다. 위에서의 정의는 시간 영역에서 구한 상관함수들에 대하여 다차원의 푸리에 변환을 적용시키고 있다. 따라서 상당한 계산량이 요구된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 먼저 이산 시간 영역의 표본 신호들에 대하여 세그먼트로 나누고 각 세그먼트에 대하여 DFT (Discrete Fourier Transform)를 적용하여 주파수 영역으로 변환한다. 변환된 값을 이용하여 다음과

같이 bicoherence를 추정하게 된다.<sup>[11]</sup>

$$\hat{b}^2(f_1, f_2) = \frac{|\hat{B}(f_1, f_2)|^2}{E\{|X_i(f_1)|^2\} E\{|X_i(f_2)|^2\} E\{|X_i(f_1 + f_2)|^2\}} \quad (7)$$

여기서  $\hat{B}(f_1, f_2)$ 은 bispectrum의 추정치로서 다음과 같다.

$$\hat{B}(f_1, f_2) = E\{X_i(f_1 + f_2) X_i^*(f_1) X_i^*(f_2)\} \quad (8)$$

식 (7)과 (8)에서  $X(\cdot)$ 는 주어진 신호의  $i$ 번째 세그먼트의 DFT를 나타내며,  $f_1$ 과  $f_2$ 는 각각의 주파수 성분을 표시한다. 그리고 \*는 공액 복소수임을 표시하고  $f_1$ 과  $f_2$ 의 쌍을 bifrequency라고 부른다.  $E\{\cdot\}$ 는 세그먼트에 대한 평균을 의미한다.

Schwartz 부등식을 사용하면 다음의 조건이 성립 한다.

$$0 \leq \hat{b}^2(f_1, f_2) \leq 1 \quad (9)$$

따라서 bicoherence의 경우, 주파수  $f_1$ ,  $f_2$ 와  $f_1 + f_2$  사이에 강한 2차 위상 결합이 존재한다면 추정된 bicoherence 값은 1에 가까운 값이 되고, 이들이 서로 독립적이라면 0에 가까운 값을 갖는다.

그림 2는 Super-RENS 시스템을 통해 출력된 read-out 신호에 대한 bicoherence를 측정한 결과로써, 각 데이터는 표본화 주파수 66MHz, 512-point FFT를 적용하였다. bifrequency 6.44MHz와 0.13MHz 및 이들의 결합 주파수인 6.57MHz에서 최대 bicoherence값 0.4947이

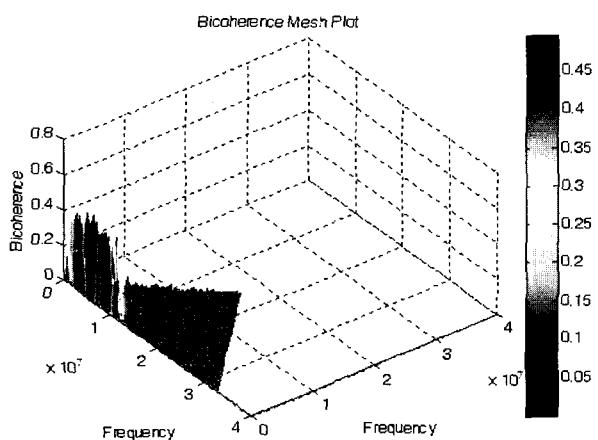


그림 2. Super-RENS read-out 신호에 대한 bicoherence  
Fig. 2. Bicoherence of the Super-RENS read-out signal.

검출되었다. 실험결과에 따르면 Super-RENS 출력신호의 bicoherence 추정치가 크다는 것을 알 수 있다. 따라서 Super-RENS 시스템에 비선형성의 존재를 확인할 수 있다.

#### IV. 신경망을 이용한 비선형 모델링

신경망은 뛰어난 사상 능력을 통해 임의의 비선형 함수들을 학습하거나 근사화 할 수 있으며, 비선형 시스템을 모델링 하는데 유용하다.<sup>[12~13]</sup>

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

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u)) \quad (10)$$

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

각 층의 활성함수로는 그림 4에 도시한 tangent-sigmoid와 선형 함수를 사용하고 트레이닝 방법으로 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 적용하였다.<sup>[14]</sup> 본 실험에서 사용한 디스크의 특성은 표 2와 같다.<sup>[15]</sup>

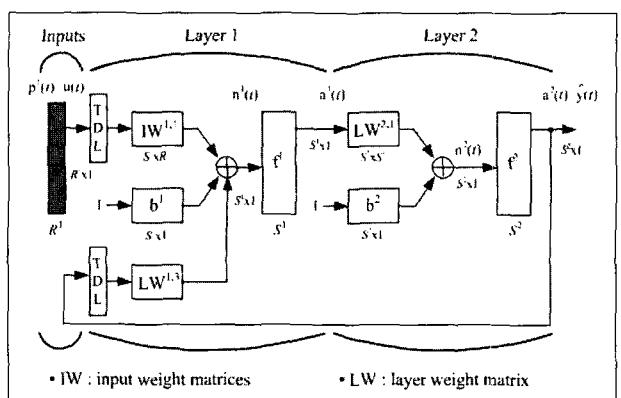


그림 3. NARX 모델의 구조  
Fig. 3. Structure of the NARX model.

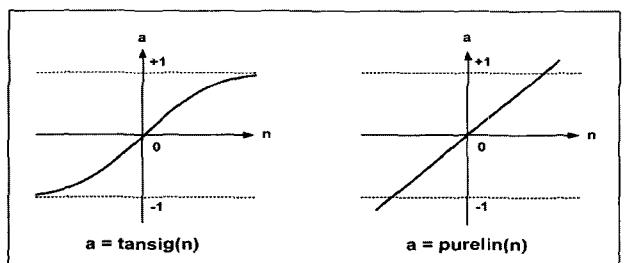


그림 4. NARX 모델의 활성함수  
Fig. 4. Transfer function of the NARX model.

표 2. 디스크의 특성

Table 2. Summary of the disc properties.

| Disc             | BD (Blu-ray)     |
|------------------|------------------|
| Recording layer  | Metal/Si         |
| Diameter         | 12cm             |
| Cover            | 0.1mm            |
| Track pitch      | 320nm            |
| Laser wavelength | 405nm            |
| NA               | 0.85             |
| Dynamic tester   | Plustec ODU-1000 |
| Recording power  | 9.3mW            |
| Read-out power   | 1.2mW            |

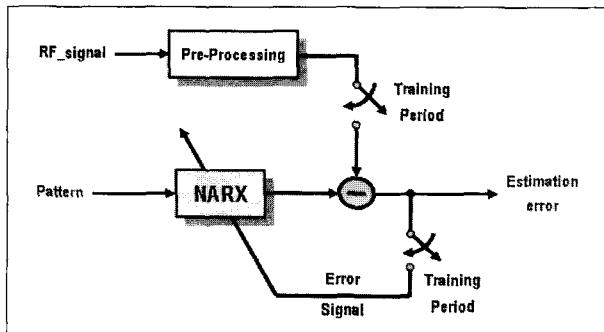


그림 5. 실험 구성도

Fig. 5. Block diagram of the experiment setup.

그림 5는 Super-RENS의 비선형 모델링을 위한 실험 구성도를 나타낸 것으로 랜덤하게 발생시킨 2진 비트 패턴이 신경망을 통과한 후 가중치를 조절하여 Super-RENS 시스템을 통해 출력된 RF 신호를 추정하는 것이다. 그리고 좀 더 효율적인 트레이닝을 하기 위해 트레이닝 전에 저역 통과 필터를 사용하여 RF 신호의 잡음을 제거하는 사전 신호처리 과정을 거쳤다.

신경망은 뉴런의 개수가 많아질수록 계산이 복잡해지기 때문에 가능한 뉴런의 개수가 적을수록 계산량을 줄일 수 있다. 따라서 적절한 뉴런의 개수와 지연(delay)의 설정이 중요하다. Layer 1의 뉴런 개수를 5개에서 10개로 변화시키고, 입력 지연 범위를 0부터 5까지 변화시켰을 때의 MSE (Mean Square Error)를 표 3에 나타내었다. 이때, MSE는 다음과 같이 측정하였다.

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

$$= \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (d(k) - y(k))^2 \quad (11)$$

표 3. Layer 1의 뉴런 개수와 입력 지연에 따른 MSE  
Table 3. MSE for various numbers of neurons in layer 1 and input delay.

| Number of neurons in layer 1 | Input delay ranges | MSE    |
|------------------------------|--------------------|--------|
| 5                            | 0 ~ 3              | 0.0113 |
|                              | 0 ~ 4              | 0.0119 |
|                              | 0 ~ 5              | 0.0116 |
| 6                            | 0 ~ 3              | 0.0122 |
|                              | 0 ~ 4              | 0.0126 |
|                              | 0 ~ 5              | 0.0111 |
| 7                            | 0 ~ 3              | 0.0117 |
|                              | 0 ~ 4              | 0.0112 |
|                              | 0 ~ 5              | 0.0113 |
| 8                            | 0 ~ 3              | 0.0117 |
|                              | 0 ~ 4              | 0.0112 |
|                              | 0 ~ 5              | 0.0116 |
| 9                            | 0 ~ 3              | 0.0114 |
|                              | 0 ~ 4              | 0.0121 |
|                              | 0 ~ 5              | 0.0116 |
| 10                           | 0 ~ 3              | 0.0122 |
|                              | 0 ~ 4              | 0.0116 |
|                              | 0 ~ 5              | 0.0115 |

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.

표 3에 나타난 것처럼 뉴런 개수와 입력 범위에 따라 MSE에 약간의 변화가 있지만 큰 차이가 없음을 알 수 있다. 따라서 본 실험에서는 계산의 복잡도를 줄이기 위해 layer 1의 뉴런 개수를 5개, 입력과 출력의 지연범위를 각각 0부터 3과 1부터 2로 설정하고 layer 2의 뉴런 개수를 1개로 고정시켰다. 이때, NARX 모델의 IW (input weight matrices), LW (layer weight matrix)와 b (bias vectors)의 크기를 표 4에 나타내었다.

그림 6은 신경망의 비선형 모델링 성능을 살펴보기 위해 2진 비트 패턴을 사용하여 Super-RENS의 RF 신호를 추정한 것으로 실험결과 NARX 모델을 통해 트레이닝된 출력신호와 RF 신호와의 MSE는 표 3에 나타낸 것처럼 0.0113이다.

표 4. NARX 모델의 가중치와 바이어스 크기

Table 4. Weights and bias size of NARX model.

|           |     |
|-----------|-----|
| IW {1, 1} | 5×4 |
| IW {1, 2} | 5×2 |
| LW {2, 1} | 1×5 |
| b {1}     | 5×1 |
| b {2}     | 1×1 |
| Total     | 41  |

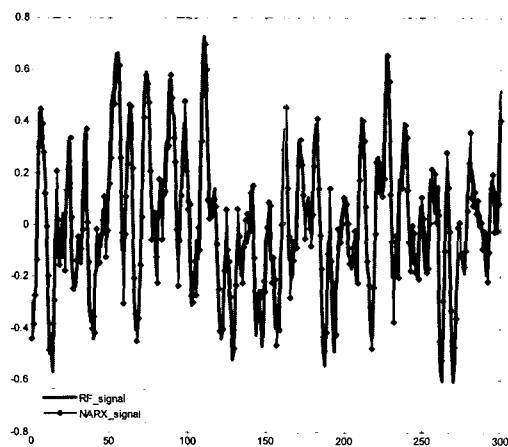


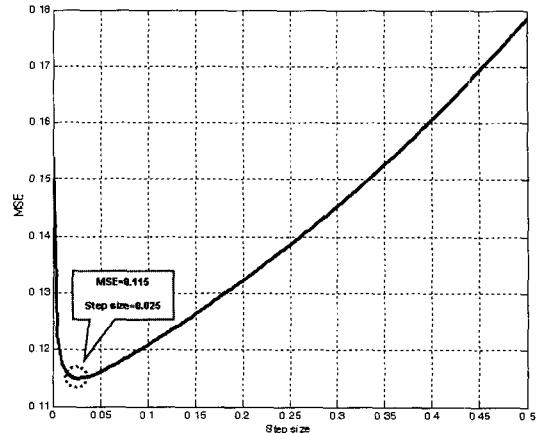
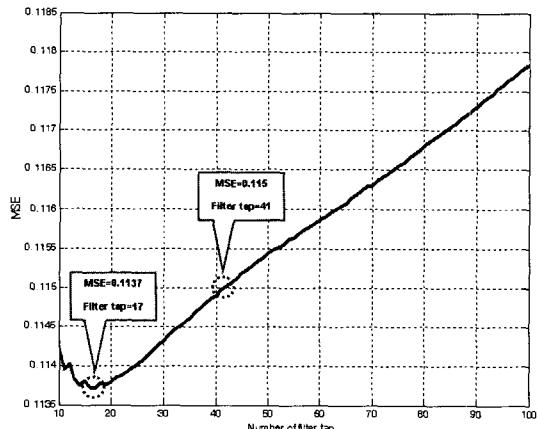
그림 6. RF신호와 NARX 출력신호의 비교

Fig. 6. Comparison of the RF signal and NARX output signal.

본 논문에서는 신경망이 비선형 시스템 모델링에 적합함을 보이기 위해 앞서 언급한 NARX 모델 대신 NLMS (Normalized Least Mean Square) 알고리즘을 적용하여 FIR (Finite Impulse Response) 선형 모델링을 수행하였다. 일반적으로 LMS 알고리즘은 수렴속도가 느리고, 스텝 사이즈와 신호의 크기에 따라 수렴 특성이 떨어지는 단점을 가지고 있다. NLMS 알고리즘은 이러한 단점을 보완하기 위해  $\mu$ 값을 신호의 에너지로 정규화 시켜 신호의 크기를 일정하게 유지하여 줌으로써 LMS 알고리즘의 수렴성을 향상시킬 수 있다.  $\mu$ 값은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mu = \frac{\tilde{\mu}}{\| X(k) \|^2}, 0 < \mu < 2 \quad (12)$$

여기서  $\tilde{\mu}$ 는 NLMS의 스텝 사이즈로써 수렴속도와 수렴오차를 결정하는 상수이고,  $X(k)$ 는 기준 입력신호이다.  $\tilde{\mu}$ 값이 커지면 수렴속도는 빨라지지만 수렴오차가 커지고,  $\tilde{\mu}$ 값이 작아지면 수렴속도는 느려지지만 수렴오차는 작아진다.<sup>[16]</sup> 따라서 적절한 스텝 사이즈를 선택해

그림 7. NLMS FIR 필터의 스텝사이즈에 따른 MSE  
Fig. 7. MSE for various step sizes of the NLMS FIR filter.그림 8. NLMS FIR 필터의 탭수에 따른 MSE  
Fig. 8. MSE for various numbers of the NLMS FIR filter taps.

야 한다.

그림 7은 우선 앞서 실험한 NARX 모델과 동일한 조건을 갖추기 위해 NLMS FIR 적용 필터의 탭수를 41개로 설정하고 스텝사이즈를 0부터 0.5까지 0.005 단위로 변화시켰을 때의 MSE를 나타낸 것이다. 실험결과 스텝사이즈를 0.025로 설정하였을 때 MSE가 0.115로 최소인 것을 알 수 있다.

그림 8은 그림 7의 실험결과에서 최소의 MSE를 갖는 스텝사이즈를 사용하여 NLMS FIR 적용 필터의 탭수를 10부터 100까지 1 단위로 변화시켰을 때의 MSE를 나타낸 것으로 필터탭수가 17개일 때 MSE가 0.1137로 최소의 값을 갖는다. 그림 9는 NLMS FIR 적용 필터의 출력신호와 원래 신호인 RF 신호를 비교한 것으로 그림 6의 NARX 모델의 출력신호와 비교하였을 때 오차가 큰 것을 알 수 있다.

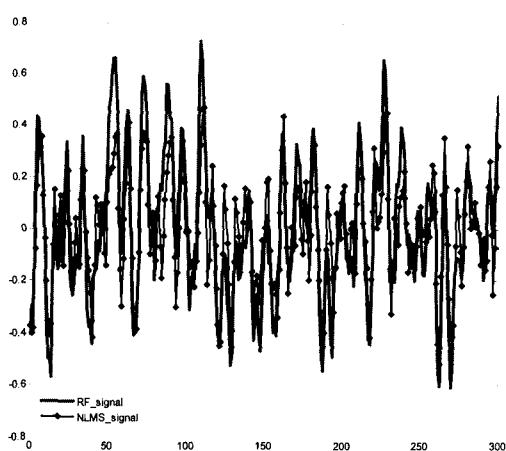


그림 9. RF신호와 FIR filter 출력의 비교

Fig. 9. Comparison of the RF signal and FIR filter output.

그림 7부터 그림 9의 실험결과에 의하면 NLMS FIR 적응 필터 기법은 선형 구조의 제한성 때문에 비선형 시스템에 대해서는 효과적인 모델링이 어렵다. 따라서 비선형 함수 처리능력을 갖춘 신경망이 Super-RENS 시스템의 비선형 모델링을 위해 더 적합하다고 사료된다.

## V. 결 론

본 논문에서는 Super-RENS 시스템을 연구하는데 있어 기초가 되는 기록 채널 분석과 시스템 모델링을 위해 HOS에서 사용되는 bicoherence 테스트를 통해 Super-RENS read-out 신호의 비선형성을 측정하였다. Bicoherence 테스트 결과, Super-RENS 출력신호의 bicoherence 추정치가 큰 것을 확인하였고, 이로 인해 비선형성이 존재함을 알 수 있었다. 또한 Super-RENS 시스템의 비선형 모델링을 위해 신경망이 유용하게 활용될 수 있다는 가능성을 확인하였다.

## 참 고 문 현

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] C. L. Nikias and A. P. Petropulu, *Higher-Order Spectra Analysis: A Nonlinear Signal Processing Framework*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1993.
- [7] 박강호, 김영주, 박노철, 김수경, 곽금철, "근접장 광 정보저장 기술 동향," *Optical Science and Technology*, vol. 9, no. 2, pp. 12-21, Apr. 2005.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] E. J. Powers and S. Im, "Introduction to Higher-Order Statistical Signal Processing and Its Applications," *Higher-Order Statistical Signal Processing*, edited by Boashash, Powers, and Zoubir, pp. 3-25, Wiley, 1995.
- [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.

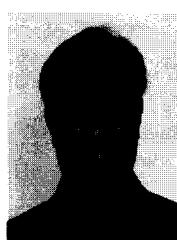
- [14] M. T. Hagan and M. Menhaj, "Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no. 6, pp. 989–993, 1994.
- [15] K. Kwak, S. Kim, C. Lee and K. Song, "New materials for super-resolution disc," *SPIE Proceedings*, vol. 6620, ODS2007 TuC5, 2007.
- [16] Kao Chi-Chou, "Design of echo cancellation and noise elimination for speech enhancement," *IEEE Transaction on Consumer Electronics*, vol. 49, no. 4, pp. 1468–1473, Nov. 2003.

## 저자 소개



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

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



이 재 진(정회원)  
 1983년 연세대학교  
 전자공학과 학사  
 1984년 U. of Michigan, Dept. of  
 EECS 석사  
 1994년 Georgia Tech, Sch. of  
 ECE 박사  
 1996년 ~ 1997년 현대전자 정보통신연구소  
 책임연구원  
 1997년 ~ 2005년 동국대학교 전자공학과 부교수  
 2005년 ~ 현재 숭실대학교 정보통신전자공학부  
 부교수

<주관심분야 : 통신이론, 비밀통신, 기록저장시스템>