

논문 2012-49TC-5-9

Super-RENS 디스크 채널 모델링에서 CS-기반 Sparse Volterra 필터의 적용

(Application of the CS-based Sparse Volterra Filter to the
Super-RENS Disc Channel Modeling)

문 우 식*, 박 세 황**, 임 성 빈*

(Woosik Moon, Sehwang Park, and Sungbin Im)

요 약

본 논문에서는 super-RENS 디스크의 채널 모델링을 위하여 압축 센싱 알고리즘에 기반한 sparse Volterra 필터에 대해 연구하였다. Super-RENS 디스크 시스템에서 심한 비선형 심별간 간섭(ISI)이 발생하는 것은 익히 알려진 사실이다. 메모리를 가진 비선형 시스템은 Volterra 급수로 모델링할 수 있다. 또한, 압축 센싱은 측정치로부터 성긴 또는 압축된 신호를 복원할 수 있다. 이러한 이유로 super-RENS의 성긴 특성을 갖는 read-out 채널을 예측하기 위해 압축 센싱 알고리즘을 사용하였다. 평가 결과는 압축 센싱 알고리즘으로 super-RENS의 read-out 채널을 위한 sparse Volterra 모델을 효과적으로 구성할 수 있음을 보여준다.

Abstract

In this paper, we investigate the compressed sensing (CS) algorithms for modeling a super-resolution near-field structure (super-RENS) disc system with a sparse Volterra filter. It is well known that the super-RENS disc system has severe nonlinear inter-symbol interference (ISI). A nonlinear system with memory can be well described with the Volterra series. Furthermore, CS can restore sparse or compressed signals from measurements. For these reasons, we employ the CS algorithms to estimate a sparse super-RENS read-out channel. The evaluation results show that the CS algorithms can efficiently construct a sparse Volterra model for the super-RENS read-out channel.

Keywords : Super-RENS, Modeling, Compressed sensing, Volterra filter

I. 서 론

멀티미디어의 발달로 대용량 저장장치에 대한 요구의 증가와 함께 블루레이 디스크(BD) 시스템 등장 이후 100GB 이상의 용량을 갖는 광학 저장 장치 시스템

의 연구가 한층 가속화되는 추세이다. 광학 매체에 100GB 이상의 용량을 저장하기 위해서는 디스크 레이어에 기록되는 비트 사이즈가 100nm 이하여야 하는데 1998년 Tominaga에 의해 제안된 초해상 근접장 구조(super-RENS) 기술은 초해상 기술과 근접장 메커니즘^[1]을 사용하여 디스크 드라이브 구조를 변경하지 않고도 기억 용량을 증가시킬 수 있는 유용한 기술이다. Super-RENS 기술은 100nm 이하의 작은 부호를 기록할 수 있지만 이 작은 부호를 읽을 때 심별간 간섭(ISI) 문제가 발생한다. Super-RENS 디스크의 read-out 신호의 bicoherence 테스트에 관한 실험 결과^[2]에 따르면

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

※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2011-0012417).

접수일자: 2012년4월2일, 수정완료일: 2012년5월12일

read-out 신호 또한 super-RENS 디스크 시스템의 비선형성에 의해 영향을 받는 것으로 알려지고 있다. 즉, super-RENS 디스크 시스템의 read-out 채널을 모델링하기 위한 비선형 모델이 필요함을 의미한다.

압축 센싱(CS)은 신호처리의 새로운 패러다임을 제시하고 있다^[3~4]. 압축 센싱은 신호 $x \in R^n$ 가 성기고 incoherent 일 때 Nyquist 표본화율 이하의 표본화율에서 얻어진 표본으로도 x 가 완벽히 복원될 수 있음을 보여준다. 성긴 특성과 incoherence 특성은 0이 아닌 x 의 원소의 개수가 $k \ll n$ 으로 제한됨과 동시에 센싱 기저와 신호의 기저 사이의 coherence가 낮아야 한다. 이런 조건을 만족하기 위해서는 $m = O(k \log n)$ 측정을 사용할 수 있고 l_1 최소화 문제를 통해 신호를 정확하게 복원할 수 있어야 한다^[5~6].

본 논문에서는 심벌간 간섭 (ISI)이 존재하는 super-RENS 디스크 시스템의 비선형 채널을 정확히 표현하기 위해 Volterra 필터를 사용하였다. Volterra 필터는 고차 다항식으로 비선형 시스템을 표현할 수 있다. Volterra 필터는 차수가 증가할수록 필터 계수의 수가 기하급수적으로 증가하게 되는데 이는 Volterra 필터를 다양한 분야에 적용하는데 있어 큰 장애가 된다. 모든 필터 계수가 시스템 모델링에 핵심적인 역할을 하지는 않기 때문에 의미 있는 계수를 찾고 선택할 필요가 있다. 본 논문에서는 압축 센싱 기법을 이용해 sparse Volterra 필터를 구성하기 위한 의미 있는 필터 계수를 찾고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 Volterra 필터와 압축 센싱 알고리즘에 대해 간략히 설명하고 III 장에서는 sparse Volterra 필터에 압축 센싱 알고리즘 적용의 타당성을 컴퓨터 모의실험을 통해 검증한다. IV장에서 super-RENS 디스크 채널 모델링을 위한 실험 구성 및 실험 결과를 살펴보고 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 모델링 방법

1. Volterra 필터

일반적으로 광학 디스크 시스템의 출력 신호는 심벌간 간섭(ISI)의 영향을 받는데 super-RENS 디스크 시스템의 출력 신호는 bicoherence 테스트에 의해 비선형 특성을 갖는 것이 확인되었다^[2]. Volterra 필터는 메모리를 가진 비선형 시스템을 기술하기 위한 대표적인 근

사 기법이다. Super-RENS 디스크 시스템을 이산시간 비인과성 비선형 시스템이라고 가정하면 다음과 같은 2차 Volterra 필터를 적용하여 시스템을 모델링 할 수 있다.

$$y(k) = \sum_{\tau_1 = -\lfloor m/2 \rfloor}^{\lceil m/2 \rceil - 1} h_1(\tau_1)x(k - \tau_1) + \sum_{\tau_1 = -\lfloor m/2 \rfloor}^{\lceil m/2 \rceil - 1} \sum_{\tau_2 = \tau_1}^{\lceil m/2 \rceil - 1} h_2(\tau_1, \tau_2)x(k - \tau_1)x(k - \tau_2) \quad (1)$$

여기서 $x(k)$ 는 super-RENS 디스크 시스템의 입력 시퀀스이고 $y(k)$ 는 Volterra 필터로 예상된 시스템 read-out 시퀀스를 나타낸다. 그리고 $h_1(\tau_1)$ 과 $h_2(\tau_1, \tau_2)$ 는 각각 선형 Volterra 계수와 2차 Volterra 계수를 나타낸다. $\lfloor a \rfloor$ 를 a 와 같거나 a 이하인 가장 가까운 정수, $\lceil b \rceil$ 를 b 와 같거나 b 이상인 가장 가까운 정수라고 할 때, 선형 계수의 메모리는 $-\lfloor m/2 \rfloor$ 부터 $\lceil m/2 \rceil - 1$ 에 분포한다. 선형 계수는 m 개이고 2차 계수는 $m(m+1)/2$ 개 이므로 계수는 총 $m + m(m+1)/2$ 개 이다. 식 (1)의 2차 Volterra 필터는 다음과 같은 행렬-벡터 형태로 다시 쓸 수 있다.

$$\vec{y} = [\vec{X}_1 | \vec{X}_2] \begin{bmatrix} \vec{h}_1 \\ \vec{h}_2 \end{bmatrix} = \vec{X} \vec{h} \quad (2)$$

여기서 \vec{X}_1 과 \vec{X}_2 는 각각 선형 입력 행렬과 2차 입력 행렬을 나타낸다. \vec{X}_1 과 \vec{X}_2 의 k ($k \in \{1, 2, \dots, n\}$) 행은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \vec{X}_{1,k} &= [x(k + \lfloor m/2 \rfloor), x(k + \lfloor m/2 \rfloor - 1), \\ &\quad \dots, x(k - \lfloor m/2 \rfloor + 1)] \\ \vec{X}_{2,k} &= [x(k + \lfloor m/2 \rfloor)^2, \\ &\quad x(k + \lfloor m/2 \rfloor)x(k + \lfloor m/2 \rfloor - 1), \\ &\quad \dots, x(k + \lfloor m/2 \rfloor)x(k - \lfloor m/2 \rfloor + 1), \\ &\quad x(k + \lfloor m/2 \rfloor - 1)^2, \\ &\quad \dots, x(k - \lfloor m/2 \rfloor + 1)^2] \end{aligned}$$

그리고 선형 Volterra 계수 벡터 \vec{h}_1 과 2차 Volterra 계수 벡터 \vec{h}_2 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\vec{h}_1 &= [h_1(-\lfloor m/2 \rfloor), h_1(-\lfloor m/2 \rfloor + 1), \\ &\quad \dots, h_1(\lceil m/2 \rceil - 1)]^T \\ \vec{h}_2 &= [h_2(-\lfloor m/2 \rfloor, -\lfloor m/2 \rfloor), \\ &\quad h_2(-\lfloor m/2 \rfloor, -\lfloor m/2 \rfloor + 1), \\ &\quad \dots, h_2(-\lfloor m/2 \rfloor, \lceil m/2 \rceil - 1), \\ &\quad h_2(-\lfloor m/2 \rfloor + 1, -\lfloor m/2 \rfloor + 1), \\ &\quad \dots, h_2(\lceil m/2 \rceil - 1, \lceil m/2 \rceil - 1)]^T\end{aligned}$$

$p = m + m(m+1)/2$ 를 Volterra 필터 길이라고 하면 벡터 \vec{h} 는 $p \times 1$ 의 Volterra 계수 벡터이고 행렬 \vec{X} 는 $n \times p$ 의 입력 행렬이며 벡터 \vec{y} 는 $n \times 1$ 의 출력 벡터이다.

2. 압축 센싱

신호를 $p \times 1$ 인 벡터 \vec{h} 라고 표시하고, 이 \vec{h} 에서 원소 s 개만 0이 아닐 때 \vec{h} 를 s -sparse 라고 부른다. 신호 \vec{h} 가 s -sparse가 아니지만 크기에 따라 정렬된 $|\vec{h}_j|$ 가 빠르게 감소하면 이때 \vec{h} 를 근사 sparse라고 한다. 실제로 측정된 신호가 여러 개의 의미 있는 원소와 적은 개수의 나머지 원소로 구성되어 있으면 이 신호는 sparse 채널의 근사 모델이 될 수 있다.

Super-RENS 디스크 시스템의 Volterra 모델은 식 (2) 에서 볼 수 있듯이 계수 벡터에 대해 선형이다. $n > p$ 이고 $rank(\vec{X}) = p$ 라 가정하면 식 (2) 의 최적 해는 다음과 같은 최소자승법 (least square)을 이용해 찾을 수 있다.

$$\vec{h}_{LS} = (\vec{X}^H \vec{X})^{-1} \vec{X}^H \vec{y} \quad (3)$$

여기서 첨자 H 는 행렬의 Hermitian을 나타낸다. Volterra 계수 벡터 \vec{h} 가 s -sparse 이고 \vec{h} 의 0이 아닌 원소의 위치를 나타내는 인덱스 집합이 $T \subset \{1, 2, \dots, p\}$ 이면 출력 \vec{y} 는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\vec{y} = \vec{X}_T \vec{h}_T \quad (4)$$

여기서 \vec{h}_T 는 벡터 \vec{h} 의 0이 아닌 원소로 구성된 부

벡터를 나타내고 \vec{X}_T 는 \vec{X} 의 부 행렬을 나타내는데 \vec{X}_T 의 열은 T 의 숫자에 따라 \vec{X} 중에서 선택된다. 그리고 \vec{h}_T 의 원소 개수는 n 보다 작다. 일반적으로 0 원소의 위치를 알 수 없기 때문에 식 (4)는 s -sparse 채널 벡터를 복구하기 위해 각각의 T 에 대해 유일해를 갖게 된다. 다음은 압축 센싱의 해가 존재함을 보장하는 유용한 특성으로 restricted isometry property (RIP) 라고 일컫는다.

$$(1 - \delta_s) \|\vec{v}\|_2^2 \leq \|\vec{X}\vec{v}\|_2^2 \leq (1 + \delta_s) \|\vec{v}\|_2^2 \quad (5)$$

여기서 $\|\cdot\|_2$ 는 벡터의 l_2 -norm을, \vec{v} 는 $3s$ -sparse 벡터를 나타낸다. 측정된 행렬이 이 조건을 만족하면 압축 센싱은 매우 높은 확률로 유일 해를 찾을 수 있다.

압축 센싱 방식으로 최적해를 얻기 위해 l_1 최소화 문제를 풀어야 할 필요가 있는데 이것은 매우 많은 계산량을 요구한다. 따라서 많은 연구에서 sparse 또는 근사적인 sparse 벡터 \vec{h} 를 위한 준최적화 기법을 사용하는데 이 때 주로 사용되는 것이 greedy 알고리즘^[7], mixed-norm 최적화 문제^[8], 반복적인 thresholding 방법^[9] 이다.

Greedy 알고리즘에는 orthogonal matching pursuit (OMP)^[10], regularized orthogonal matching pursuit (ROMP)^[11], compressive sampling matching pursuit (CoSaMP)^[12]이 포함된다. 이 방법들은 여러 단계로 구성되어 있으며 각각의 단계에서 최적의 해가 선택되고 전체 최적 조건을 찾기 위해 반복 수행한다. OMP 알고리즘은 sparse 신호를 재구성하기 위해 sub-Gaussian 측정 행렬을 사용한다. OMP 의 각 단계는 다음과 같은 3단계로 구성된다. 첫째로 현재의 나머지 벡터 \vec{v} 는 \vec{y} 로 설정한다. 다음으로 $\vec{q} = \vec{X}^H \vec{v}$ 의 가장 큰 성분의 위치가 결정되고 인덱스 함수 T 에 추가된다. 그러면 OMP 는 최소자승법 $\vec{a} = (\vec{X}_T^H \vec{X}_T)^{-1} \vec{X}_T^H \vec{y}$ 로 새롭게 근사값을 찾고 나머지 $\vec{v} = \vec{y} - \vec{X}_T \vec{a}$ 이 갱신된다. 이 과정이 정지 기준이 만족될 때까지 반복된다. 이 알고리즘은 매우 빠르지만 다른 알고리즘만큼 최적화를 강력하게 보장하지는 못한다. ROMP 알고리즘은 OMP 알고리즘의 안정된 형태의 변형으로써 RIP 조건 하에서 교란된 측정값으로부터 sparse 신호를 복구할 수 있

다. ROMP의 안정 범위는 convex 프로그래밍 방법과 유사하다. CoSaMP 알고리즘은 ROMP 보다 더 적은 표본화 조건과 빠른 실행 시간 복잡도를 갖는다.

III. 모의실험

이 장에서는 컴퓨터 모의실험을 통해 sparse Volterra 필터에 압축 센싱 알고리즘 적용의 타당성을 검증한다. 다양한 sparsity 레벨에서 Volterra 필터 모델의 비선형 신호에 대해 OMP, ROMP, CoSaMP, LS 의 성능을 비교하였다. 모의실험에서는 다음과 같이 임의의 비선형 신호를 사용하였다.

$$\bar{y}(k) = 0.3x(k) - 0.15x(k-3) - 0.2x(k+2)^2 + 0.2x(k+1)x(k) - 0.1x(k-1)x(k-2) \quad (6)$$

$$\tilde{y}(k) = \bar{y}(k) + z(k) \quad (7)$$

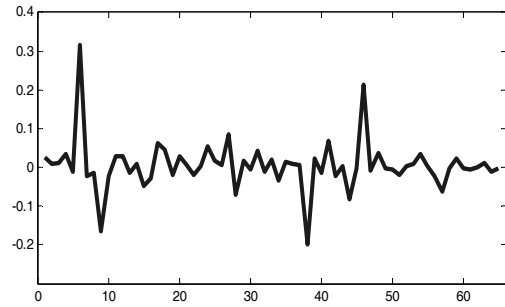
여기서 $x(k)$ 는 랜덤 신호이고 $z(k)$ 는 백색 가우시안 노이즈이고 $\bar{y}(k)$ 는 메모리를 가진 비인과성의 비선형 특성을 갖는 기대 신호이다. 그리고 $\tilde{y}(k)$ 는 잡음이 포함된 출력신호이다. 평균제곱오차(MSE)는 다음과 같다.

$$MSE = \frac{\sum_{k=1}^n (d(k) - \hat{y}(k))^2}{\sum_{k=1}^n d(k)^2} \quad (8)$$

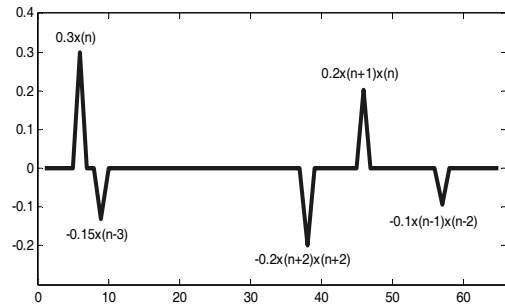
여기서 $\hat{y}(k)$ 는 Volterra 필터 출력 신호이고 $d(k)$ 는 $\bar{y}(k)$ 또는 $\tilde{y}(k)$ 를 나타내는 기준 신호를 의미한다.

그림 1(a)는 LS 방식으로 얻은 계수들을 나타내고 그림 1(b)는 OMP 로 얻은 5개의 계수를 보여준다. 그림 1(b)에 나타난 것과 같이 SNR = 0dB 에서 sparsity 레벨이 5이면 OMP 는 식 (6)과 같이 거의 정확히 5개의 계수를 찾는다. 그러나 그림 1(a) 에 따르면 LS는 5개의 계수로 규정되지 않는다. 식 (7)에서 $\tilde{y}(n)$ 이 타겟 신호로 사용되었을 때 LS, OMP, ROMP의 평균제곱오차는 각각 0.37, 0.41, 0.42로 LS의 평균제곱오차가 가장 낮다. 하지만 $\bar{y}(n)$ 이 타겟 신호가 되면 LS, OMP, ROMP, CoSaMP의 평균제곱오차는 각각 0.054, 0.017, 0.017, 0.018 로 압축 센싱 알고리즘의 평균제곱오차는 앞서 LS의 평균제곱오차보다 모두 낮음을 알 수 있다.

그림 2는 sparsity 레벨이 5와 15일 때 LS, OMP, ROMP, CoSaMP 의 평균제곱오차 곡선을 나타낸다. $y(n)$ 이 5-sparse 신호이므로 s 가 5인 OMP와 ROMP



(a)



(b)

그림 1. SNR = 0 dB에서 예상된 2차 Volterra 필터 계수 (a) 최소자승법, (b) OMP 알고리즘 (sparsity level $s = 5$).

Fig. 1. Estimated second-order Volterra filter coefficients at SNR = 0 dB, (a) by Least Squares method, (b) by OMP algorithm (sparsity level $s = 5$).

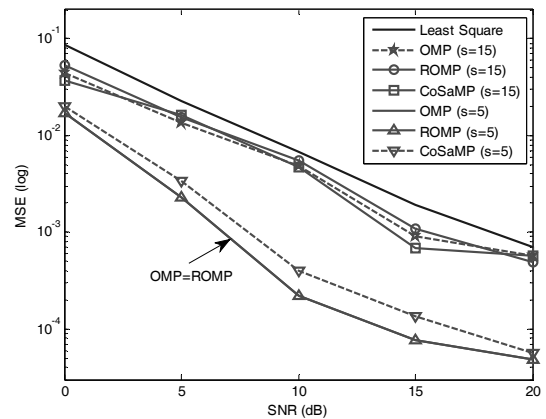


그림 2. 다양한 알고리즘에서 SNR에 따른 제곱평균오차 값

Fig. 2. MSE values depending on SNR for various algorithms.

가 좋은 성능을 보였다. s 를 15로 했을 때는 OMP와 ROMP는 10개 이상의 채널 계수를 찾는데 그 때문에 SNR = 20dB 에서 5-sparse 레벨보다 약 10dB 낮은 성

능을 보인다. 하지만 압축 센싱 알고리즘은 각각에 대해 LS보다 항상 우수한 성능을 나타내었다. 따라서 정확한 sparsity 레벨을 찾을 수 있다면 sparse한 비선형 시스템을 모델링 하는데 있어 압축 센싱 알고리즘이 훨씬 더 효과적이다.

IV. 실험결과

이 장에서는 super-RENS 디스크로부터 얻은 read-out 샘플을 모델링하기 위해 sparse Volterra 필터를 적용하였다. 실험에 사용된 디스크의 주요 특성은 표 1에 요약되어 있고 상세한 특성은 참고문헌 [13]에서 찾을 수 있다.

표 1. 디스크 특성 요약^[13]
Table 1. Summary of disc properties^[13].

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

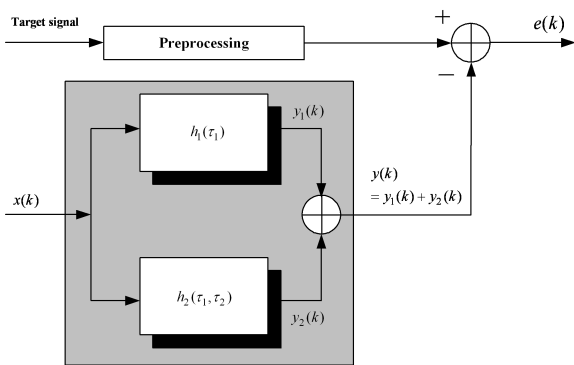


그림 3. 2차 Volterra 필터의 블록 다이어그램. 전처리 블록에서 RF 신호는 DC 성분과 저주파 노이즈를 제거하기 위해 필터링되고 [-1, 1]로 스케일링 된다.

Fig. 3. Block diagram of the second-order Volterra filter. In the “Preprocessing” block, the RF signal is filtered to remove the DC component and the low-frequency noise and scaled into [-1, 1].

그림 3은 2차 Volterra 필터를 이용한 모의실험의 구성을 블록 다이어그램으로 표현했다. 전처리 (preprocessing) 블록에서 입력인 RF신호는 저주파 노이즈를 제거하기 위해 DC에서 2.5MHz의 저지 대역을 갖는 고역 통과 필터를 통과시킨다. 8T 신호에서 가장 낮은 정보 주파수가 4.125MHz 이기 때문에 DC 요소와 저주파 노이즈는 정보 대역의 바깥에 위치한다. 이 실험에서는 10000개의 샘플을 이용하였다.

그림 4에서 m 은 Volterra 필터 선형 계수의 수를 나타낸다. Volterra 필터 계수는 총 $m + m(m + 1)/2$ 개이고 따라서 m 이 증가할수록 전체 개수는 기하급수적으로 증가한다. 그림 4에서 sparsity 레벨 s 가 m 과 같을 때 모든 그래프가 비슷한 성능을 갖는 것을 살펴볼 수 있다. $n \times p$ 측정 행렬 \vec{X} 의 랭크가 p 일 때 Volterra 필터는 LS를 이용한 최적해를 찾을 수 있음에 주목해야 한다. m 이 8보다 커질 때 모든 알고리즘의 평균제곱오차 곡선이 천천히 수렴하고, $m=30$ 에서 LS의 평균제곱오차는 3.37×10^{-2} 이다. 이 때 Volterra 필터 계수는 총 495개이다. 하지만 압축 센싱 알고리즘을 이용한 sparse Volterra 모델은 단지 30개의 계수로 구성되었다는 점에 주목해야 한다.

그림 5는 $m=30$ 에서 다양한 sparsity 레벨 s 에 따른

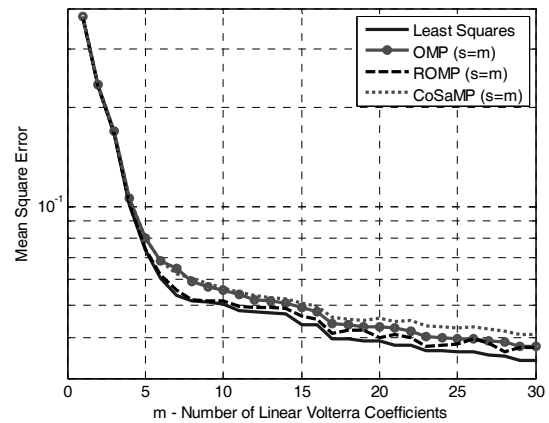


그림 4. sparsity level s 와 m 이 같은 조건에서 OMP, ROMP, CoSaMP의 선형 필터 길이 m 에 따른 평균제곱오차 값. 최소 평균제곱오차는 LS에서 m 이 30 일 때 3.4×10^{-2} 이다.

Fig. 4. MSE values depending on linear filter length m , where the sparsity level s for OMP, ROMP, and CoSaMP is equal to m . The minimum MSE is 3.4×10^{-2} when m is 30, which is obtained by LS.

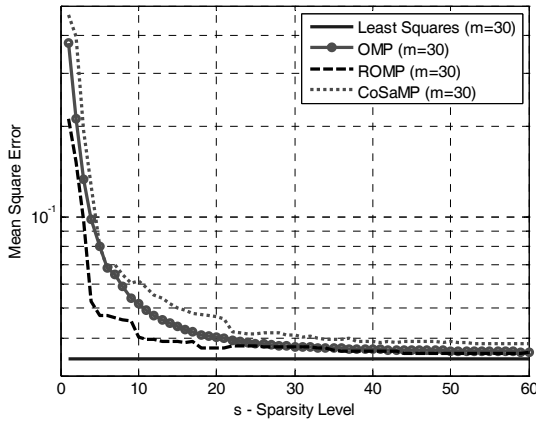


그림 5. 선형 필터 길이 m 이 30이고 총 475개 계수에서 sparsity level s 에 따른 평균제곱오차 값.

Fig. 5. MSE values depending on sparsity level s , where the linear filter length m is 30 and the total number of coefficients is 475.

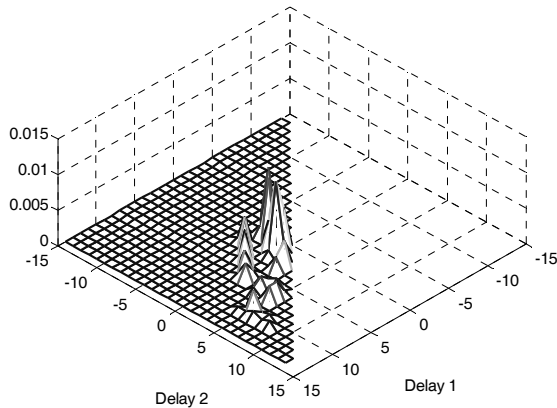


그림 6. $m = s = 30$ 일 때 ROMP 로 선택된 2차 Volterra 계수의 분포.

Fig. 6. Distribution of the quadratic Volterra coefficients selected by ROMP when $m = s = 30$.

평균제곱오차를 보여준다. ROMP의 평균제곱오차 곡선은 빠르게 수렴하고 압축 센싱 알고리즘 중 가장 좋은 성능을 보여준다. OMP는 평탄한 곡선을 보여준다.

CoSaMP는 s 가 22보다 클 때 수렴하고 압축 센싱 알고리즘 중 가장 열등한 성능을 보여준다. 하지만 s 가 22보다 클 때 압축 센싱 알고리즘의 성능은 거의 같고 LS의 성능에 수렴한다.

그림 6은 m 과 s 가 30일 때 ROMP에 의해 선택된 2차 Volterra 계수를 나타낸다. 이 계수들은 $h_2(-3,0)$, $h_2(-2,1)$, $h_2(-1,2)$, $h_2(-3,3)$, $h_2(-2,4)$, $h_2(-1,5)$, $h_2(0,6)$ 과 23개의 나머지 작은 계수로 구

성된다. OMP와 CoSaMP에서 선택된 계수는 같은 조건의 ROMP의 계수와 비슷하다. ROMP에서 22개의 계수를 선택할 때 이들의 평균제곱오차는 3.68×10^{-2} 이고 이것은 LS와 비슷하다.

V. 결론

본 논문에서는 비선형 ISI 조건 하에서 2차 sparse Volterra 필터를 이용한 super-RENS 디스크 시스템 모델링을 소개하였다. 압축 센싱 알고리즘은 많은 필터 계수 중 의미 있는 계수를 찾을 수 있다. 모의실험 결과에 따르면 잡음이 포함된 신호 $\tilde{y}(k)$ 에서 LS의 평균제곱오차는 압축 센싱 알고리즘보다 우수하지만 타겟 신호 $\bar{y}(k)$ 에서는 압축 센싱 알고리즘이 $\bar{y}(k)$ 에 기여하는 의미 있는 계수를 찾을 수 있기 때문에 압축 센싱 알고리즘의 평균제곱오차가 LS보다 우수한 성능을 보였다. LS는 많은 계수 중 의미 있는 계수를 찾기 어렵다.

Super-RENS 디스크의 read-out 신호를 2차 Volterra 필터로 모델링 할 때 압축 센싱 알고리즘의 평균제곱오차는 $s=22$ 에 수렴한다. 압축 센싱 알고리즘으로 선택된 계수들이 거의 비슷함에 주목해야 한다. 따라서 super-RENS 디스크 시스템은 22개의 항으로 구성된 간단한 다항식으로 표현될 수 있다. 이 다항식은 super-RENS 디스크의 read-out 채널에서 모든 입력 요소가 다른 요소와 비선형적으로 상호작용하지 않음을 의미한다. 이것은 super-RENS 디스크를 위한 채널 등화기를 개발하는데 활용될 수 있다. 그러나 압축 센싱 알고리즘으로 최적해를 찾기 위해서는 압축 센싱 알고리즘은 정확한 sparsity 레벨을 알아야만 한다. 따라서 모델링을 위해 필요한 정확한 sparsity 레벨을 결정하기 위한 추가적인 연구가 필요하다.

참고 문헌

- [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, pp. 2078-2080, 1998.
- [2] M. Seo, S. Im, and J. Lee, "Nonlinear Equalization for Super-Resolution Near-Field Structure Discs," Jpn. J. Appl. Phys., vol. 47, no. 7, pp. 6045 - 6047, 2008.
- [3] E. J. Candès and M. B. Wakin, "An introduction

to compressive sampling,” IEEE Signal Process. Mag., vol. 25, no.2, pp. 21-30, Mar. 2008.

- [4] D. Donoho, “Compressed sensing,” IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 52, no. 4, pp. 1289 - 1306, Apr. 2006.
- [5] E. Candès, J. Romberg, and T. Tao, “Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information,” IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 52, no. 2, pp. 489 - 509, Feb. 2006.
- [6] D. L. Donoho and M. Elad, “Optimally sparse representation from overcomplete dictionaries via l_1 norm minimization,” Proc. Natl. Acad. Sci. USA, vol. 100, no. 5, pp. 2197 - 2002, Mar. 2002.
- [7] S. G. Mallat and Z. Zhang, “Matching pursuits with time-frequency dictionaries,” IEEE Trans. Signal process., vol. 41, no. 12, pp. 3397-3415, Dec. 1993.
- [8] E. Candès and T. Tao, “The Dantzig selector: Statistical estimation when p is much larger than n^1 ,” Ann. Stat., vol. 35, no. 6, pp. 2313-2351, Dec. 2007.
- [9] T. Blumensath and M. E. Davies, “Iterative hard thresholding for compressed sensing,” Appl. Comput. Harmon. Anal., vol. 27, no. 3, pp. 265-274, 2009.
- [10] J. A. Tropp and A. C. Gilbert, “Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit,” IEEE Trans. Inf. Theory., vol. 53, no. 12, pp. 4655-4666, Dec. 2007.
- [11] D. Needell and R. Vershynin, “Signal Recovery From Incomplete and Inaccurate Measurements Via Regularized Orthogonal Matching Pursuit,” IEEE J. Sel. Top. Signal Process., vol. 4, no. 2, pp. 310-316, Apr. 2010.
- [12] D. Needell and J. A. Tropp, “CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples,” Appl. Comp. Harmonic Anal., vol. 26, no. 3, pp. 301 - 321, 2009.
- [13] K. Kwak, S. Kim, C. Lee, and K. Song, “New materials for super-resolution disc,” SPIE Proceedings, vol. 6620, ODS2007 TuC5, 2007.

— 저 자 소 개 —



문 우 식(정회원)
 2007년 숭실대학교
 정보통신전자공학부 학사
 2009년 숭실대학교
 정보통신공학과 석사
 2009년~현재 숭실대학교
 정보통신공학과 박사과정
 <주관심분야 : 적응 신호처리, 채널 모델링, 통신 시스템, 비선형 신호처리>



박 세 황(학생회원)
 2012년 숭실대학교
 정보통신전자공학부 학사
 2012년~현재 숭실대학교
 전자공학과 석사과정

<주관심분야 : 위성 통신, 압축 센싱, 레이더>



임 성 빈(정회원)
 1986년 서울대학교
 전자공학과 학사
 1988년 서울대학교
 전자공학과 석사
 1994년 Univ. of Texas at Austin
 전기및컴퓨터공학과 박사
 1995년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부
 정교수

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