

성긴 광대역 신호를 위한 LISTA 기반의 스펙트럼 센싱

김도현*, 안준일*, 박대영^o

Spectrum Sensing Based on Learned Iterative Shrinkage Thresholding Algorithm for Sparse Wideband Signals

Dohyun Kim*, Junil Ahn*, Daeyoung Park^o

요약

본 논문에서는 주파수 영역에서 성긴 특성을 갖는 광대역 신호를 위한 learned iterative shrinkage thresholding algorithm (LISTA) 기반의 스펙트럼 센싱 기법을 제안한다. 광대역의 신호를 나이퀴스트율 이상으로 샘플링하는 것은 아날로그-디지털 변환기를 구현하는 측면에서 한계가 있다. 압축 센싱은 성긴 신호를 나이퀴스트율 이하로 샘플링하고 샘플링된 신호로부터 원래의 신호를 복원하는 신호처리 기법으로 광대역 신호를 나이퀴스트율 이하로 샘플링할 수 있다. 압축된 신호는 복원을 위한 구조로 변형되고 LISTA를 사용하여 복원을 실행한다. 그리고 복원된 신호를 통해 사용 중인 주파수 대역을 검출한다. 제안하는 기법은 기존의 기법과 비교하여 낮은 복잡도를 가지며 낮은 성긴 정도에서 더 우수한 성능을 갖는다.

Key Words : Wideband Signals, Spectrum Sensing, Compressed Sensing, Modulated Wideband Converter (MWC), Learned Iterative Shrinkage Thresholding Algorithm (LISTA)

ABSTRACT

In this paper, we propose a spectrum sensing scheme based on the learned iterative shrinkage thresholding algorithm for wideband signals with sparse characteristics in the frequency domain. There is a limitation in implementing an analog-to-digital converter that samples a wideband signal at rates above the Nyquist rate. Compressed sensing is a signal processing technique that samples a sparse signal at rates below the Nyquist rate and recovers the original signal from the sampled signal. We transform the compressed signal into a frame for recovery using LISTA and detect the occupied frequency bands through the recovered signal. The proposed scheme has lower complexity than the conventional scheme and has lower miss-detection probability in the low sparse case.

※ 이 연구는 방위사업청 및 국방과학연구소의 재원에 의해 설립된 신호정보 특화연구센터 사업의 지원을 받아 수행되었음

♦ First Author : Department of Information and Communication, Inha University, kdh494849@gmail.com, 학생회원

° Corresponding Author : Department of Information and Communication, Inha University, dpark@inha.ac.kr, 중신회원

* Agency for Defense Development, jun@add.re.kr

논문번호 : 201907-119-A-RN, Received July 1, 2019; Revised September 10, 2019; Accepted September 10, 2019

I. 서론

나이퀴스트 샘플링 이론은 아날로그 신호를 샘플링 하여 왜곡 없이 복원하려면 샘플링율이 신호의 최대 주파수의 2배인 나이퀴스트율보다 높아야 한다는 것이다. 넓은 주파수 대역을 갖는 광대역 신호의 경우 최대 주파수가 높은 값을 갖기 때문에 나이퀴스트 샘플링 이론에 따라 매우 빠른 속도의 샘플링을 요구하게 되고 이를 수행하기 위한 아날로그-디지털 변환기는 구현이 불가능하다. 하지만 실제 통신에서는 협대역의 신호들을 반송파 주파수들로 변조하여 사용하기 때문에 광대역 신호의 경우 넓은 대역에서 소수의 협대역만을 사용하는 다중대역 신호로 구성되어 있다. 이러한 광대역 신호는 주파수 영역에서 성진 신호로 고려할 수 있다.

압축 센싱은 신호의 대부분의 값이 0인 성진 신호를 선형 변환을 통해 압축하고 압축된 신호를 다시 복원할 수 있는 신호처리 기법이다. 압축 센싱에서 큰 문제로 대두되고 있는 것은 압축된 신호로부터 원래의 성진 신호를 복원하는 알고리즘의 설계로 연구를 통해 다양한 알고리즘들이 제시되어 왔다. 복원 알고리즘은 크게 OMP (Orthogonal Matching Pursuit)와 같은 탐욕적 알고리즘 (greedy algorithms)과 ISTA (Iterative Shrinkage Thresholding Algorithms)과 같은 볼록 완화 알고리즘 (convex relaxation algorithms)이 존재한다. 두 계열의 알고리즘은 각각 복원된 신호가 낮은 정확도를 보이거나 실행 시간이 길다는 문제점을 갖고 있다^{[1],[2]}. 이를 해결하기 위한 연구들이 진행되었고 ISTA에 뉴럴 네트워크 구조를 접목한 LISTA가 제안되었다^[3].

본 논문에서는 MWC (Modulated Wideband Converter)^[4]라는 아날로그 시스템을 통해 광대역 신호를 나이퀴스트율 이하의 속도로 샘플링한 후 샘플링된 신호를 복원 알고리즘인 LISTA를 적용하기 위한 구조로 변형하여 복원을 수행하고 복원된 신호를 통해 주파수 대역을 검출하는 방법을 제안하며 모의 실험을 통해 기존의 알고리즘과 성능을 비교한다.

II. Modulated Wideband Converter

MWC는 각 m 개의 채널마다 믹서와 저역통과필터로 구성된 아날로그 시스템으로 그림 1은 그 구조를 나타낸다. 그림 1에서 N 개의 주파수 대역을 사용하고 각 대역폭이 B 이하인 다중대역 신호 $x(t)$ 는 m 개의

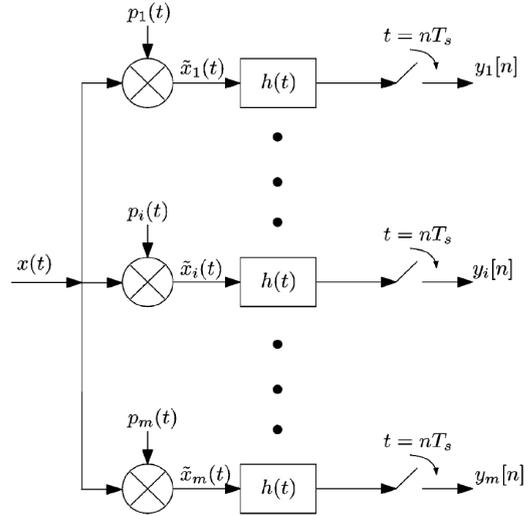


그림 1. Modulated Wideband Converter의 구성도[4].
Fig. 1. Block diagram of Modulated Wideband Converter[4].

채널들 중 각 i 번째 채널에서 T_p 의 주기를 갖는 파형 $p_i(t)$ 이 곱해지고 믹싱 후 신호 $\tilde{x}_i(t)$ 의 스펙트럼은 저역통과필터 $h(t)$ 에 의해 $1/(2T_s)$ 보다 큰 주파수 영역은 제거된다. 그리고 필터를 거친 신호는 신호 $x(t)$ 의 나이퀴스트율보다 낮은 $f_s = 1/T_s$ 의 속도로 샘플링된다. i 번째 채널에서 $T_p = 1/f_p$ 의 주기를 갖는 $p_i(t)$ 는 푸리에 급수로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$p_i(t) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} c_{il} e^{j \frac{2\pi}{T_p} lt} \quad (1)$$

믹싱된 신호 $\tilde{x}_i(t) = x(t)p_i(t)$ 의 푸리에 변환 $\tilde{X}_i(f)$ 은

$$\begin{aligned} \tilde{X}_i(f) &= \int_{-\infty}^{\infty} \tilde{x}_i(t) e^{-j2\pi ft} dt \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \left(\sum_{l=-\infty}^{\infty} c_{il} e^{j \frac{2\pi}{T_p} lt} \right) e^{-j2\pi ft} dt \quad (2) \\ &= \sum_{l=-\infty}^{\infty} c_{il} X(f - lf_p) \end{aligned}$$

로 $x(t)$ 의 푸리에 변환 $X(f)$ 를 f_p 의 정수배만큼 이동시킨 복사본들의 선형결합이 된다. 그러므로 기저대

역에서의 스펙트럼은 다른 반송파를 갖는 신호들의 선형결합이 되며 이를 저역통과필터 $h(t)$ 에 통과시키고 샘플링 주파수 f_s 로 샘플링한 $y_i[n]$ 의 discrete-time Fourier transform (DTFT), $Y_i(e^{j2\pi f T_s})$ 는

$$\begin{aligned} Y_i(e^{j2\pi f T_s}) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} y_i[n] e^{-j2\pi f n T_s} \\ &= \sum_{l=-L_0}^{L_0} c_{il} X(f - lf_p), f \in F_s \end{aligned} \quad (3)$$

로 표현되고 $F_s = [-f_s/2, +f_s/2]$ 으로 $h(t)$ 로부터 필터링된 주파수 대역이다. $L_0 = \left\lceil \frac{f_{NYQ} + f_s}{2f_p} \right\rceil - 1$ 로 $X(f)$ 에서 나이퀴스트율, f_{NYQ} 에 해당하는 주파수 대역 $F_{NYQ} = [-f_{NYQ}/2, +f_{NYQ}/2]$ 내의 모든 성분이 함에 포함되도록 하는 가장 작은 양의 정수이다.

식 (3)에서 $L = 2L_0 + 1$ 일 때, 측정행렬이 $\mathbf{A}_{ij} = c_{i,j-(L_0+1)} \in \mathbb{C}^{m \times L}$ 이고 측정벡터가 $\mathbf{y}(f) = [Y_1(e^{j2\pi f T_s}), Y_2(e^{j2\pi f T_s}), \dots, Y_m(e^{j2\pi f T_s})]^T$, 성진 신호가 $\mathbf{z}(f) = [X(f - L_0 f_p), \dots, X(f), \dots, X(f + L_0 f_p)]^T$ 이라고 하면

$$\mathbf{y}(f) = \mathbf{A} \mathbf{z}(f), f \in F_s \quad (4)$$

로 나타낼 수 있다. $\mathbf{z}(f), f \in F_s$ 는 $X(f), f \in F_{NYQ}$ 의 주파수 대역을 f_p 간격으로 L 개로 분할한 각 대역을 나타낸다. 어떤 벡터 \mathbf{u} 에 대한 집합 $\text{supp}(\mathbf{u})$ 가 \mathbf{u} 에서 0이 아닌 위치들을 원소로 갖는다고 하면 $\mathbf{z}(f)$ 의 서포트 셋은

$$\text{supp}(\mathbf{z}(F_s)) = \bigcup_{f \in F_s} \text{supp}(\mathbf{z}(f)) \quad (5)$$

가 되고 복원 알고리즘을 통해 이를 찾아 주파수 대역을 검출한다. MWC를 통과한 신호는 주파수 영역에서 압축 센싱의 구조를 가지나 샘플링 및 복원의 과정은 모두 시간 영역에서 수행된다.

III. LISTA 기반의 스펙트럼 센싱

MWC를 통과하여 출력된 신호 $\mathbf{y}[n]$ 과 식 (4)의 $\mathbf{y}(f)$ 에 대해서

$$\mathbf{Q} = \int_{f \in F_s} \mathbf{y}(f) \mathbf{y}^H(f) df = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \mathbf{y}[n] \mathbf{y}^T[n] = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^H \quad (6)$$

를 만족하는 행렬 $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{m \times 2N}$ 의 열들은 \mathbf{Q} 의 최대 $2N$ 개의 고유값에 해당하는 고유벡터들이고 $\mathbf{\Lambda}$ 는 각 고유벡터에 해당하는 고유값들로 이루어진 대각행렬이다. \mathbf{V} 를 \mathbf{A} 의 열 벡터로 선형 결합하는 선형 시스템으로 나타낸

$$\mathbf{V} = \mathbf{A} \mathbf{U}^H \quad (7)$$

은 유일한 성진 해 $\mathbf{U}^H \in \mathbb{C}^{L \times 2N}$ 를 갖고 어떤 행렬 \mathbf{S} 의 i 번째 열을 \mathbf{S}_i 라고 하면 \mathbf{U}^H 의 서포트 셋

$$\text{supp}(\mathbf{U}^H) = \bigcup_{i=1}^{2N} \text{supp}((\mathbf{U}^H)_i) \quad (8)$$

은 식 (5)의 서포트 셋과 동일하다^[5]. 식 (7)과 같이 다중 측정벡터들 \mathbf{V} 를 통해 \mathbf{U}^H 를 구하는 문제는 Multiple Measurement Vectors (MMV) 문제로 알려져 있다.

식 (7)을 LISTA를 적용시키기 위한 구조로 재구성한다. $\mathbf{A}_{L_0+1-l} = \mathbf{A}_{L_0+1+l}^*, \forall l = 1, 2, \dots, L_0$ 가 성립한다. 즉, \mathbf{A} 의 $L_0 + 1$ 번째 열을 기준으로 좌우대칭인 열들이 서로 켈레복소수인 원소들을 갖는다. 또한 \mathbf{V} 의 원소는 실수로서 $\mathbf{U}_{L_0+1-l} = \mathbf{U}_{L_0+1+l}^*, \forall l = 1, 2, \dots, L_0$ 를 만족한다. 그러므로

$$\begin{aligned} \mathbf{V} &= \mathbf{A}_{L_0+1} \mathbf{U}_{L_0+1}^T + 2 \sum_{l=1}^{L_0} ((\text{Re}(\mathbf{A}_{L_0+1-l}) \text{Re}(\mathbf{U}_{L_0+1-l}^T) \\ &\quad + \text{Im}(\mathbf{A}_{L_0+1-l}) \text{Im}(\mathbf{U}_{L_0+1-l}^T)) \end{aligned} \quad (9)$$

와 같이 표현할 수 있다. 식 (4)의 $\mathbf{z}(f)$ 의 원소에서 기저 대역에 해당하는 $X(f) = 0, f \in F_s$ 라고 가정하면 \mathbf{U}^H 는 동일한 서포트 셋을 가지므로 $\mathbf{U}_{L_0+1} = 0$ 이 되고, 식 (9)는

$$\mathbf{V} = 2 \sum_{l=1}^{L_0} (\text{Re}(\mathbf{A}_{L_0+1-l}) \text{Re}(\mathbf{U}_{L_0+1-l}^T) + \text{Im}(\mathbf{A}_{L_0+1-l}) \text{Im}(\mathbf{U}_{L_0+1-l}^T)) \quad (10)$$

와 같이 표현된다. $\bar{\mathbf{A}} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_{L_0}]$, $\bar{\mathbf{U}} = [\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_{L_0}]^T$ 이라고 하면 식 (10)은

$$\mathbf{V} = 2(\text{Re}(\bar{\mathbf{A}}) \text{Re}(\bar{\mathbf{U}}) + \text{Im}(\bar{\mathbf{A}}) \text{Im}(\bar{\mathbf{U}})) \quad (11)$$

이 되고, $\mathbf{B} = [\text{Re}(\bar{\mathbf{A}}) \text{Im}(\bar{\mathbf{A}})]$, $\mathbf{D} = 2[\text{Re}(\bar{\mathbf{U}}^T) \text{Im}(\bar{\mathbf{U}}^T)]^T$ 이라 하면

$$\mathbf{V} = \mathbf{B} \mathbf{D} \quad (12)$$

로 \mathbf{V} 는 모든 원소가 실수인 두 행렬의 곱으로 나타낼 수 있다. 식 (10)에서 \mathbf{D} 를 복원하여 찾을 수 있는 서포트 셋은 \mathbf{U}^H 의 서포트 셋의 절반이지만 신호의 스펙트럼은 주파수 영역에서 $\mathbf{0}$ 을 기준으로 대칭이기 때문에 대칭되는 스펙트럼에 해당하는 서포트를 서포트 셋에 추가하여 주파수 대역을 검출할 수 있다.

LISTA는 ISTA와 같이 실수에서 동작하고 측정벡터를 통해 성긴 신호를 복원하는 순환 알고리즘으로 ISTA에서 각 파라미터들을 데이터 기반으로 학습하여 높은 복원 성능과 낮은 복잡도를 갖는다. 식 (10)에서 \mathbf{V}_i 에 LISTA를 적용하면

$$\mathbf{D}_i^{k+1} = \eta_{\theta^k} (\mathbf{W}_1^k \mathbf{V}_i + \mathbf{W}_2^k \mathbf{D}_i^k), k = 0, 1, \dots, K-1 \quad (13)$$

와 같은 반복과정을 통해 \mathbf{D}_i 의 측정값 \mathbf{D}_i^K 를 찾을 수 있다^[3]. 학습이 가능한 파라미터는 $\Theta = \{(\mathbf{W}_1^k, \mathbf{W}_2^k, \theta^k)\}_{k=0}^{K-1}$ 이고 $\eta_{\theta}(x) = \text{sign}(x) \max(0, |x| - \theta)$ 는 soft-thresholding 함수이다. \mathbf{D}^K 가 각 \mathbf{V}_i 를 복원한 \mathbf{D}_i^K 를 열로 갖는 행렬이라고 하고 \mathbf{D}^K 의 1부터 L_0 까지의 행에 해당하는 부분행렬을 $\mathbf{D}_{\text{upper}}^K$, L_0+1 부터 $2L_0$ 까지의 행에 해당하는 부분행렬을 $\mathbf{D}_{\text{lower}}^K$ 라고 한다.

$$\mathbf{E} = \mathbf{D}_{\text{upper}}^K + j \mathbf{D}_{\text{lower}}^K \quad (14)$$

은 \mathbf{U}^H 의 1부터 L_0 까지의 행에 해당하는 부분행렬을 복원한 신호이며 이를 통해 \mathbf{U}^H 의 서포트 셋을 찾을 수 있

다. 신호가 할당된 각 스펙트럼의 최대 대역폭 $B \leq f_p$ 이라고 가정하면 각각의 스펙트럼은 L 개로 분할된 각 대역 중 최대 2개까지 걸쳐서 존재할 수 있고 이는 서포트 셋의 원소는 최대 $2N$ 개인 것을 의미한다. \mathbf{E} 의 각 행 별로 2-norm을 취하고 이 값이 큰 순으로 N 개를 선택하여 이 행의 위치를 집합 S 의 원소로 한다. 그리고

$$\hat{S} = S \cup \{L-r \mid r \in S\} \quad (15)$$

와 같이 주파수 영역에서 대칭되는 위치에 해당하는 원소를 추가하여 서포트 셋 \hat{S} 로 한다.

IV. 모의실험 결과

본 장에서는 제안하는 기법과 기존의 Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit (SOMP)^[6]를 사용한 기법의 성능을 비교한다. 모의실험에서 주기신호 $p_i(t)$ 는

$$p_i(t) = \alpha_{ik}, k \frac{T_p}{M} \leq t \leq (k+1) \frac{T_p}{M}, \quad (16)$$

$$0 \leq k \leq M-1, \alpha_{ik} \in \{+1, -1\}$$

과 같이 정의되고 T_p 의 주기를 갖는다. α_{ik} 는 항등분포를 갖고 랜덤으로 결정된다. 다중대역 신호 $x(t)$ 는 주파수 영역에서 N 개의 스펙트럼을 갖는 싱크함수로 각 스펙트럼의 에너지와 중심 주파수는 랜덤으로 설정하였으며 독립 항등 분포를 갖는다. 시뮬레이션에서 연속신호를 표현하기 위해서 시간 축의 눈금 간격을 $1/f_{NYQ}$ 로 하였다. LISTA의 학습을 위한 성긴 벡터의 서포트 셋은 확률 0.08의 베르누이 분포로 결정되며 그 값은 가우시안 분포를 갖는다. 또한 학습을 위한 측정벡터에 가우시안 잡음을 더하여 SNR=40dB로 하고 미니배치의 크기는 50으로 하여 학습하였다. 표 1은 모의실험을 위해 설정한 파라미터들을 정리한 것이다.

그림 2는 SNR이 각각 10dB, 20dB, 30dB일 때 대역의 수에 따른 각 알고리즘의 miss-detection probability를 보여준다. 각 알고리즘을 실행하여 서포트 셋 \hat{S} 을 찾고 \hat{S} 가 원래의 서포트 셋 S^* 을 포함하지 못할 경우 즉, $\hat{S} \not\supset S^*$ 이면 miss-detection이 발생하였다고 가정한다. miss-detection probability는 모의 실험을 실행한 전체 횟수 중 miss-detection이 발생한 횟수에 해당하는 비율을 나타내며 모의실험은 총

표 1. 모의실험 파라미터.
Table 1. Simulation parameter.

Parameter	Value
B	50 MHz
f_{NYQ}	10 GHz
f_p	51.3 MHz
f_s	51.3 MHz
m	50
M	195
L	195

5000번을 실행하였다. 그림 2에서 SNR=30dB일 때 모든 대역의 수 N 에서 LISTA기반의 제안하는 기법의 miss-detection probability가 더 낮은 것을 확인할 수 있다. 이는 제안하는 기법이 SOMP를 사용한 기법보다 더 정확하게 스펙트럼 센싱을 수행한다는 것을 의미한다. SNR=20dB일 때 $N=8$ 보다 작으면 LISTA의 성능이 SOMP보다 좋으나 $N=10$ 이면 SOMP의 성능이 더 좋은 것을 확인할 수 있다. SNR=10dB일 때는 모든 N 에서 LISTA가 조금 더 높거나 거의 비슷한 성능을 갖는 것을 볼 수 있다. SNR이 10dB, 20dB, 30dB일 때 N 이 증가할수록 LISTA 성능과 SOMP성능 사이의 비율이 줄어드는 것을 공통적으로 확인할 수 있다. 이는 SOMP를 기준으로 LISTA의 성능이 작은 N 에서 즉, 낮은 성진 정도를 가질 때가 큰 N , 높은 성진 정도를 가질 때보다 좋은 것을 의미한다.

그림 3은 대역의 수에 따른 모의실험의 평균 실행 시간이다. 모의실험은 그림 2와 같이 5000번 실행하였다. SOMP의 경우 N 이 증가함에 따라 실행 시간이

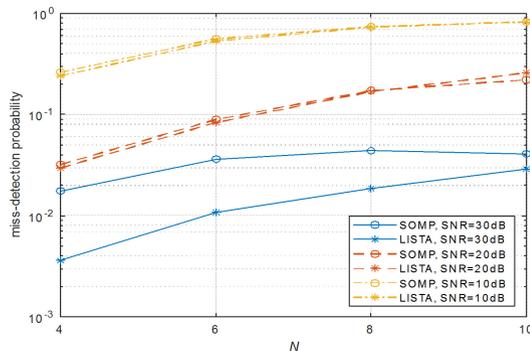


그림 2. 다른 SNR에서 대역의 수에 따른 miss-detection probability.
Fig. 2. Miss-detection probability versus number of bands for different SNR.

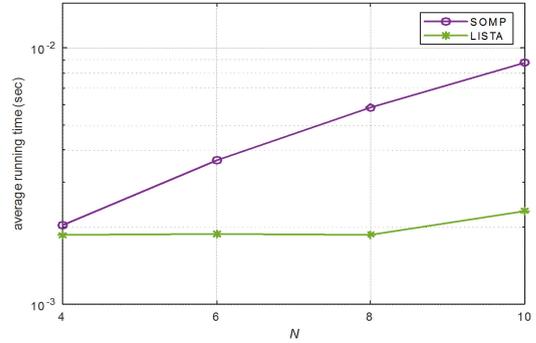


그림 3. 대역의 수에 따른 평균 실행 시간.
Fig. 3. Average simulation running time versus number of bands.

지수적으로 증가한다. 반면에 LISTA의 경우 $N=8$ 일 때 까지 N 이 증가함에 따라 실행 시간이 거의 일정하고 $N=10$ 일 때 약간 증가한 것을 볼 수 있다. 이는 SOMP는 성진 정도가 증가할수록 알고리즘의 복잡도가 지수적으로 증가하나 LISTA는 성진 정도가 증가하여도 복잡도가 일정하거나 약간 증가하는 것을 의미한다. 그림 3을 통해 복잡도 측면에서 LISTA가 SOMP보다 성능이 우수하다는 것을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 주파수 영역에서 성진 특성을 갖는 광대역 신호를 위한 스펙트럼 센싱 기법을 제안하였다. MWC를 이용하여 나이퀴스트율 이하의 속도로 샘플링된 신호를 알고리즘 적용을 위한 구조로 변형하고 LISTA를 사용한 복원을 통해 주파수 대역을 검출하였다. 모의실험에서 사용 중인 주파수 대역이 적은 상황에서 제안하는 스펙트럼 센싱 기법이 SOMP를 사용한 스펙트럼 센싱 기법보다 높은 성능을 보였다. 또한 각 알고리즘의 실행 시간 비교를 통해 복잡도 측면에서 LISTA의 성능이 SOMP보다 우수한 것을 확인하였다.

References

- [1] F. Salahdine, N. Kaabouch, and H. El Ghazi, "A survey on compressive sensing techniques for cognitive radio networks," *Physical Commun.*, vol. 20, pp. 61-73, 2016.
- [2] A. L. Pilastri and J. M. R. Tavares, "Reconstruction algorithms in compressive sensing: an overview," *DSIE-16*, Porto,

Portugal, 2016.

- [3] K. Gregor and Y. LeCun, "Learning fast approximations of sparse coding," in *Proc. ICML*, pp. 399-406, 2010.
- [4] M. Mishali and Y. C. Eldar, "From theory to practice: Sub-Nyquist sampling of sparse wideband analog signals," *IEEE JSTSP*, vol. 4, no. 2, pp. 375-391, Apr. 2003.
- [5] M. Mishali and Y. C. Eldar, "Reduce and boost: Recovering arbitrary sets of jointly sparse vectors," *IEEE Trans. Sign. Process.*, vol. 56, no. 10, pp. 4692-4702, 2008.
- [6] J. A. Tropp, A. C. Gilbert, and M. J. Strauss, "Algorithms for simultaneous sparse approximation. Part I: Greedy pursuit," *Sign. Process.*, vol. 86, no. 3, pp. 572-588, 2006.
- [7] H. Jung, K. Kim, and Y. Shin, "Cooperative spectrum sensing utilizing sub-Nyquist sampling in cognitive radio networks," *J. KICS*, vol. 40, no. 7, pp. 1234-1238, Jul. 2015.

김도현 (Dohyun Kim)



2018년 2월 : 인하대학교 정보통신공학과 학사 졸업
2018년 3월~현재 : 인하대학교 정보통신공학과 석사과정
<관심분야> 압축센싱, 신호처리, 머신러닝

[ORCID:0000-0002-2894-317X]

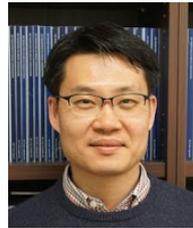
안준일 (Junil Ahn)



2012년 8월 : 광주과학기술원 정보기공학부 박사
2012년 10월~현재 : 국방과학연구소 선임연구원
<관심분야> 통신전자전, 적응형 신호처리, 디지털 빔형성

[ORCID:0000-0003-3192-1315]

박대영 (Daeyoung Park)



2004년 : 서울대학교 전기컴퓨터공학부 박사
2004년~2007년 : 삼성전자 책임연구원
2007년~2008년 : University of Southern California, 방문연구원

2008년~현재 : 인하대학교 교수
<관심분야> 이동통신, 다중 안테나 시스템

[ORCID:0000-0001-8573-3526]