

압축센싱 기법을 적용한 선박 수중 방사 소음 신호의 저주파 토널 탐지

Detection of low frequency tonal signal of underwater radiated noise via compressive sensing

김진홍,¹ 심병효,¹ 안재균,² 김성일,² 홍우영^{3†}

(Jinhong Kim,¹ Byonghyo Shim,¹ Jae-Kyun Ahn,² Seongil Kim,² and Wooyoung Hong^{3†})

¹서울대학교 전기정보공학부, ²국방과학연구소, ³세종대학교 국방시스템공학과
(Received October 31, 2017; accepted January 30, 2018)

초 록: 압축센싱을 적용하면 전체 신호의 차원 대비 실제 사용하는 신호의 차원이 작은 희소신호의 경우, 적은 수의 관측치를 통하여 빠른 시간 내에 복원이 가능하다. 수중 표적의 기어박스 및 보조 장치 등으로부터 방사되는 신호의 토널 주파수 성분들은 처리하고자 하는 주파수 대역에서 상대적으로 주파수 성분이 적다. 따라서 토널 신호는 주파수 영역 전체 대비 희소신호로 모델링 될 수 있으므로 희소 신호 복원 알고리즘인 S-OMP(Simultaneous-Orthogonal Matching Pursuit)를 이용하여 복원할 수 있다. 본 논문에서는 압축센싱 기법을 이용하여 수중 표적의 방사 소음 신호의 토널 주파수를 검출하는 기법을 제안하고 모의 실험을 통해 성능을 확인한다. 모의실험에서 기존의 FFT(Fast Fourier Transform) 임계치 기법을 이용한 방법에 비해 낮은 SNR(Signal to Noise Ratio)에서도 정확한 토널 성분을 추정 할 수 있음을 확인하였다.

핵심용어: 수동소나, 토널 신호 검출, 압축센싱, S-OMP (Simultaneous-Orthogonal Matching Pursuit)

ABSTRACT: Compressive sensing allows recovering an original signal which has a small dimension of the signal compared to the dimension of the entire signal in a short period of time through a small number of observations. In this paper, we proposed a method for detecting tonal signal which caused by the machinery component of a vessel such as an engine, gearbox, and support elements. The tonal signal can be modeled as the sparse signal in the frequency domain when it compares to whole spectrum range. Thus, the target tonal signal can be estimated by S-OMP (Simultaneous-Orthogonal Matching Pursuit) which is one of the sparse signal recovery algorithms. In simulation section, we showed that S-OMP algorithm estimated more precise frequencies than the conventional FFT (Fast Fourier Transform) thresholding algorithm in low SNR (Signal to Noise Ratio) region.

Keywords: Passive sonar, Tonal signal detection, Compressive sensing, S-OMP (Simultaneous-Orthogonal Matching Pursuit)

PACS numbers: 43.30.Wi, 43.60.Vx

1. 서 론

최근 신호처리 이론에서 희소신호를 복원하기 위한 새로운 패러다임으로 압축센싱 기법이 많은 주목을 받고 있다. 압축센싱의 기본 이론은 선형 시스템

에서 원 신호가 관측된 데이터에 비해 큰 차원이라도 적절한 조건 하에서 원 신호를 복원할 수 있다는 것이다. 복원을 위해서는 원 신호가 적은수의 원소만 의미 있는 값을 갖는 희소신호여야 하며, 관측데이터와 원 신호의 관계를 나타내는 센싱 행렬이 RIP(Restricted Isometry Property)라고 불리는 조건을 만족해야한다. 위의 조건이 만족되는 경우 희소신호

†Corresponding author: Wooyoung Hong (wyhong@sejong.ac.kr)
Department of Defense Systems Engineering, Sejong University,
Neung dong-ro, Gwangjin-gu, Seoul 05006, Republic of Korea
(Tel: 82-2-3408-3469, Fax: 82-2-3408-4340)

복원 알고리즘을 통하여 큰 차원의 원 신호를 복원할 수 있다.^[1,2] 관측 데이터는 희소 신호 복원 알고리즘을 통하여 복원할 수 있으며, 복원 알고리즘에 들어가는 입력으로는 관측 데이터, 관측값과 원신호의 관계를 나타내는 센싱 행렬이 주어진다.

시나리오에 따라서 압축센싱 기법은 잡음이 있는 또는 없는 경우, 관측치가 하나의 벡터 혹은 여러개의 벡터로 이루어진 경우, 복원하고자 하는 신호벡터가 연속 공간 혹은 이산 공간에 있는가 여부로 나눌 수 있다. 이 중 관측 벡터가 하나의 벡터인 경우는 SMV(Single Measurement Vector) 문제라 하고 관측 벡터가 여러 개로 구성되어 행렬을 만드는 경우 MMV-(Multiple Measurement Vector) 문제라 일컫는다. SMV 문제는 단시간에 관측한 신호인 하나의 측정치를 통하여 원 신호 벡터를 복원한다. MMV 문제는 여러개의 측정치를 모아 관측 행렬을 구성하므로 관측행렬에 해당하는 원 신호 행렬의 복원이 목적이다.

압축센싱 기법은 능동 및 수동 소나에서 적용될 수 있다. 최근에 선박의 방사 소음신호를 희소벡터로 표현하여 이를 활용한 연구가 제안되었다.^[3] 하지만 이 기법은 최적화 이론에 기반한 희소신호 복원 알고리즘을 이용하여 연산의 복잡도가 높고 처리시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 본 논문에서는 greedy 기반의 희소 신호 복원 알고리즘을 적용하여 최적화 기법에 비하여 작은 연산으로 선박의 토널 신호를 분석하는 방법을 제안한다.

II. 수중 방사 신호의 모델

수동 소나에서 수신되는 선박의 방사 신호는 크게 4가지로 분류될 수 있다.^[4] 첫 번째는 기함의 기계류 장치에 의해 발생하는 신호로, 토널 신호라 하며 이는 엔진, 기어박스, 보조 장치 등 다양한 기계로 인하여 만들어지는 신호로 주로 낮은 주파수 성분을 갖는다. 두 번째는 유체역학적인 소음 신호로 선박이 이동하면서 함체와 물의 마찰에 의해 발생하는 소음 신호이다. 유체역학적인 소음은 주로 저주파 대역에 주로 존재한다. 세 번째는 프로펠러에 의한 케비테이션 신호로, 함체가 원하는 방향으로 나아가기 위해서 프로펠러를 움직일 때 발생하는 소음 신호이다.

프로펠러가 회전하면 날개의 표면과 끝에 수압의 감소가 발생하여 수중에 낮은 압력공간을 형성되며 서로 다른 크기를 가지는 다수의 공기방울들이 생성된다. 생성된 공기방울들이 서로 충돌하여 터지면서 케비테이션 신호를 발생시킨다. 이 케비테이션 신호는 고주파 대역에서 광대역 특성을 가진 신호로서 프로펠러의 신호를 변조시키는 특성을 갖는다. 네 번째는 바다 안에서 일어나는 환경 소음이 있다. 해양의 표면에서 생기는 소음이나 난류 또는 해저면의 지각 활동으로 인한 소음 등이 포함된다. 수동 소나에서 받은 수신신호는 위의 4가지 소음 신호가 모두 포함되어 있으나, 본 논문에서는 선박이 저속운행하는 경우, 혹은 잠수함과 같이 케비테이션이 소음이 없는 상황을 가정하여 주변 환경 소음만이 존재하는 경우에도 톤 신호만으로 선박을 추정하는 방법을 제안한다.

따라서 톤 신호와 주변 환경소음만 존재하는 신호를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$s(t) = \sum_{m=1}^k A_m \cos(2\pi f_m t + \phi_m) + a(t). \quad (1)$$

Eq. (1)의 첫 번째 항은 톤 신호를 의미하며, $a(t)$ 는 주변 소음 신호이다. 톤 신호에서 주파수가 k 개 존재한다고 가정하면, A_m 은 각 주파수에 해당하는 계수이다. 또한 주변 소음 신호는 평균이 0인 백색 가우시안 소음으로 가정한다.

III. 시스템 모델 및 처리 과정

본 논문에서는 압축센싱 이론에 기반한 톤 신호 검출 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템의 전체적인 순서도는 Fig. 1과 같다.

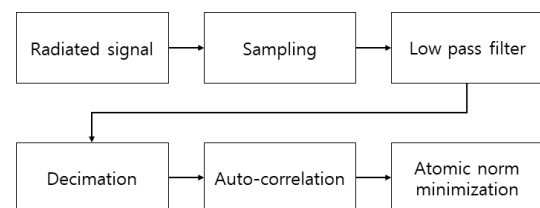


Fig. 1. System model of passive sonar based on compressive sensing.

위에서 언급한 바와 같이 수중 방사 신호는 네가지 성분의 합으로 구성된다. 수신된 신호는 디지털 처리를 위해 먼저 샘플링이 되어야 한다. 본 논문에서는 토널 신호의 검출에 초점을 맞추고 있기 때문에 토널 신호를 제외한 나머지 신호들은 잡음에 해당된다. 토널 신호는 저주파 대역에 존재하기 때문에 저주파 대역만을 선택하기 위해 저역 통과 필터를 통과한다. 이후, 선택된 주파수 대역에서 포락선 검출을 위해 간측 과정을 통하여 저주파 대역을 확대하여 분석한다. 저주파 대역에 섞인 유체역학적인 소음과 주변소음을 제거하기 위해 자기상관함수를 이용하여 토널 신호가 가진 주기신호를 강화한다. 자기상관함수의 결과를 하나의 관측 데이터로 하여 희소 신호 복원 알고리즘을 통해 주파수 분석을 진행한다. 본 논문에서는 여러 개의 관측데이터를 모아 하나의 행렬로 만들고 MMV 형태의 희소 신호 복원기법을 사용한다.

선박 방사 신호에 희소 신호 알고리즘에 적용하기 위해서는 전처리 과정이 필수적으로 필요하다. 전처리 단은 희소 신호 복원 알고리즘에 입력으로 들어가기 전 단계인 자기상관함수까지이다. 수신된 신호 $s(t)$ 로부터 샘플링된 신호를 $s[n]$ 이라 하면 $s[n]$ 은 다음과 같이 표현 된다.

$$s[n] = \sum_{m=1}^k A_m \cos[2\pi f_m n + \phi_m] + a[n]. \quad (2)$$

Eq. (2)는 전형적인 선형 시스템 모델이므로 이를 저역 통과 필터, 데시메이션을 통과하여 저주파 대역을 확대하고 자기상관함수를 거쳐 잡음을 완화시킨 후 하나의 관측 벡터로 사용한다.^[5] 본 논문에서는 이러한 관측 벡터를 모아 관측 행렬을 만들고 압축센싱 기법을 적용하여 희소 신호 복원함으로써 토널 신호를 검출 한다.

전체 L 개의 관측벡터 중 i 번째 관측벡터에 대한 전처리 과정을 거친 관측 벡터를 $y_i[n]$ 이라 하고 $y_i[n]$ 은 M 개의 원소를 가지고 있다고 하자. 이때 $y_i[n]$ 은 구형파의 합으로 표현되므로, 복소 지수 의 선형 결합 형태로 나타낼 수 있다. 따라서 복소 지수 형태의 기저를 가지는 푸리에 행렬을 통하여 주파수 정보를

알아낼 수 있다. 압축센싱 기법의 특징은 적은 관측치 만으로도 큰 차원의 정보를 복원 할 수 있다는 점이다. 즉 기존의 FFT 방법으로 N 개의 주파수 정보를 알아내기 위해서는 N 개의 관측 데이터가 필요하지만 압축센싱 기법을 이용하면 더 적은 관측데이터인 M 개만으로 복원이 가능하다. 각 관측 벡터를 하나의 열벡터로 하여 관측 행렬 Y 를 만들고 이를 기저와 복원하려는 원 신호 행렬 X 의 결합으로 표현하면 아래와 같다.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} y_1[n] & \dots & y_i[n] & \dots & y_L[n] \end{bmatrix}}_Y = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ 1 & \dots & e^{j\frac{2\pi(N-1)}{N}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \dots & e^{j\frac{2\pi(M-1)(N-1)}{N}} \end{bmatrix} \underbrace{\begin{bmatrix} x_1[n] & \dots & x_i[n] & \dots & x_L[n] \end{bmatrix}}_X. \quad (3)$$

복원하려는 신호 (X)가 더 큰 차원을 가지고 토널 성분은 몇 개의 주파수 성분들의 합으로 이루어진 신호이므로 전체 주파수 대역에 비하여 희소한 신호이다. 따라서 희소 신호 복원 알고리즘을 통해 토널 신호를 검출할 수 있다.

IV. 토널 주파수 검출을 위한 압축센싱 알고리즘

본 논문에서 토널 신호검출을 위해 이용하는 압축센싱은 $y = \Phi x$ 를 만족하는 선형 시스템에서 과소 결정 시스템인 경우에서 x 의 해를 구하는 기법이다. 과소 결정 시스템이란 관측치인 y 와 복원하려는 x 사이의 관계를 나타내는 센싱 행렬인 Φ 가 $\Phi \in C^{M \times N}$, $M < N$ 인 행렬을 말한다. 본 논문에서 토널 신호를 검출하기 위해 사용하는 선형시스템은 주파수 차원보다 관측 데이터가 적은 상황이므로 과소 결정 시스템에 해당한다. 과소 결정 시스템인 경우 일반적인 상황에서는 x 벡터가 하나의 해로 결정 되지 않는다. 하지만 x 벡터의 대부분 원소가 영을 가지고 적은수의 원소만 영이 아닌 값을 가진다는 조건과 센싱 행렬이 원 신호를 잘 복원하는 성질을 가질 때 적절한 복원 알고리즘을 사용하여 유일해를 얻을 수 있다.^[6] 토널

신호 성분은 처리하고자 하는 주파수 대역에 비해 희소한 정보만 포함하여 토널 신호 성분을 제외한 나머지 값들은 잡음성분이므로 0으로 간주할 수 있으므로 희소신호로 모델링할 수 있다. 복원하려는 원 신호 벡터인 x 에서 영이 아닌 원소의 개수를 벡터의 희소도라고 하며, k 개의 원소가 0이 아니면 k -희소 신호라 한다. 또한 k 개의 0이 아닌 원소의 위치를 모은 집합을 서포트 집합이라고 한다.

압축센싱 기법에서 원 신호를 복원하기 위해 사용되는 희소 신호 복원 알고리즘은 크게 최적화 기법을 이용하는 방법과 greedy 기법을 이용하는 방식으로 나뉜다. 최적화 기법에 기반한 방식으로는 l_1 -norm minimization 기법이 있다.

$$\hat{x} = \arg \min_x \|x\|_1 \text{ s.t. } y = \Phi x. \quad (4)$$

Candes *et al.*^[7]은 센싱 행렬인 Φ 가 적절한 RIP 조건을 만족되는 경우 Eq. (4)을 만족하는 해 \hat{x} 가 가장 낮은 희소도를 가지는 해와 같다는 것을 증명하였다. 하지만 최적화 기법을 통하여 찾는 방식은 복원 과정에서 높은 계산 복잡도를 요구한다.

이에 비해 greedy 기반의 복원 알고리즘은 매 반복 과정마다 최적의 해를 도출하는 방식으로 진행하여 최종적인 해답에 도달하는 기법이다. 압축센싱 기법에 적용된 greedy 기반의 알고리즘은 매 반복 과정마다 서포트 집합의 원소를 하나씩 추정하는 과정을 거친다. 만약 추정된 서포트가 정확하다면, 센싱행렬에서 서포트에 해당하는 열벡터만 선택하여 과소 결정 시스템을 과대 결정 시스템으로 바꿀 수 있고, 변환된 시스템에서 최소 자승해를 통해 원 신호를 정확하게 복원할 수 있다.

복잡도가 낮아 빠른 시간에 복원이 가능하고 복원률도 낮지 않은 장점으로 인해 greedy 기반의 알고리즘은 많은 주목을 받고있다.^[8-11] 본 논문 역시 토널 신호를 검출하기 위해 greedy 기반의 알고리즘을 사용한다. 가장 잘 알려진 알고리즘으로는 OMP(Orthogonal Matching Pursuit)가 있으며 OMP 알고리즘의 복원 과정은 아래와 같다.^[12] 알고리즘의 입력값으로 관측벡터인 y 와 센싱행렬인 Φ 가 주어지며, 복원하려는 x 는 모두 0인 벡터로 초기화한다. 알고리즘의

매 반복 과정마다 하나의 서포트를 선택하는데, 센싱 행렬과 잔차 벡터의 상관도를 계산하여 그 크기가 가장 큰 값을 선택한다. 첫 반복에서의 잔차 벡터(r)는 관측 벡터인 y 로 설정한다. 선택된 행의 번호를 서포트 집합인 T 에 포함 시키고, T 에 해당하는 센싱 행렬 Φ 의 열벡터를 이용하여 첨가 행렬인 Φ_T 를 구한다. 첨가 행렬이란, Φ 에서 T 에 해당하는 열벡터만 모은 과대 결정 행렬을 의미한다. 마지막으로 y 와 $\Phi_T x$ 의 오차를 최소화하는 최소 자승해 x_T^* 를 구하고, 잔차를 갱신한다. 잔차는 $r = y - \Phi_T x_T^*$ 로 갱신한다. 이 과정을 주어진 반복횟수 만큼 수행함으로써 최종적인 해를 구한다.

SMV 형태의 문제에서 서포트 집합은 영이 아닌 원소의 위치의 집합으로 정의한다. MMV 형태의 문제에서 서포트 집합은 영이 아닌 원소를 포함하고 있는 행벡터의 위치를 모은 집합으로 정의한다. 특히 원 신호 행렬에서 각 원 신호 벡터의 서포트가 모두 같은 경우 공통 희소신호라 하며, OMP 알고리즘의 확장 모형인 S-OMP(Simultaneous-Orthogonal Matching Pursuit)는 공통 희소신호 형태의 MMV 문제를 해결하는 알고리즘이다.^[13]

수동소나에서 하나의 관측벡터는 짧은 시간 내에 관측된 데이터이고, 토널 신호는 빠른 시간 내에 변하는 신호가 아니다. 따라서 각 관측벡터에 해당하는 원 신호벡터를 복원했을 때 토널 신호는 같은 주파수 성분을 가지는 것으로 생각할 수 있다. 토널 신호의 주파수 성분을 검출하는 것은 원 신호 벡터의 서포트 집합을 찾는 것과 같으므로 공통 희소 신호로 생각할 수 있으며 따라서 토널 신호 검출에 S-OMP의 사용이 적절하다.

S-OMP 알고리즘은 MMV 문제를 복원하는 알고리즘이므로 관측 행렬(Y), 잔차 행렬(R), 그리고 원 신호 행렬(X)로 주어진다. 또한 OMP 알고리즘에서 상관도는 센싱행렬의 열벡터 하나당 하나의 값으로 계산되지만, S-OMP에서는 잔차가 행렬의 형태이므로 센싱행렬의 열벡터 하나당 상관도($\phi_i^T R$)는 벡터로 계산된다. 계산된 상관도 벡터는 l_q -norm을 계산하여 최종 상관도의 크기를 결정한다. 본 논문에서 상관도의 크기를 결정할 때 l_2 -norm을 이용하였다.

Table 1. S-OMP algorithm table.

SOMP (Simultaneous Orthogonal Matching Pursuit)
Initialization : $R^{(0)} = Y, X^{(0)} = 0, \Omega^{(0)} = \phi$
for $n = 1; n := n + 1$ until stopping criterion do
$i^n = \arg \max_i \ \phi_i^T R^{(n-1)} \ _q$
$\Omega^n = \Omega^{n-1} \cup i^n$
$X_{\Omega^n}^{(n)} = \Phi_{\Omega^n}^\dagger Y$
$R^{(n)} = Y - \Phi X^{(n)}$
end for

반복 과정의 나머지는 OMP와 같다. S-OMP의 알고리즘 표는 Table 1과 같다.

S-OMP 알고리즘을 토널 신호 검출에 사용하기 위해서는 관측행렬 Y 는 수중 소나에서 들어오는 신호를 전처리 과정을 거친 열벡터를 모은 행렬이 되고, 센싱 행렬인 ϕ 는 IDFT 행렬인 Eq. (3)을 이용하여 주파수 성분인 X 를 복원하게 된다.

V. 모의실험

본 논문에서 제시한 시스템 모델을 모의실험을 통하여 검증하였다. 모의실험을 진행하기 위해 신호는 Eq. (1)의 수중 방사소음 신호 모델을 사용하였다. 토널 신호의 개수는 총 11개를 입력하였으며 토널 신호는 800 Hz이내에 있다고 가정하였다. 관측벡터의 샘플링 주파수는 6kHz이며 하나의 관측벡터 당 2s의 관측을 기준으로 하였다. 5개의 관측벡터를 이용하여, 총 관측 길이는 10s이다. 토널 신호 성분은 800 Hz 까지 고려하였으며, 따라서 저역 통과 필터의 차단 주파수를 800 Hz로 설정하였다. 또한 800 Hz의 성분까지를 확대하기 위해 간축 비율은 3.75배로 하였다. 잡음은 주변소음을 -6 dB로 설정하였다.

희소 신호 복원 모델을 사용한 결과를 비교하기 위하여 임계치에 기반한 피크값 검출 방식과 비교하였다. 임계치에 기반한 검출방식은 방사소음신호의 FFT결과를 전처리 과정과 소음 규준화를 통한 결과를 임계치 이상의 값만 선택하여 검출하는 것으로 하였다. 소음 규준화 방법으로는 S2PM(Split-2-Pass-Mean) 알고리즘을 사용하였다.^[14] S2PM 알고리즘은 주파수

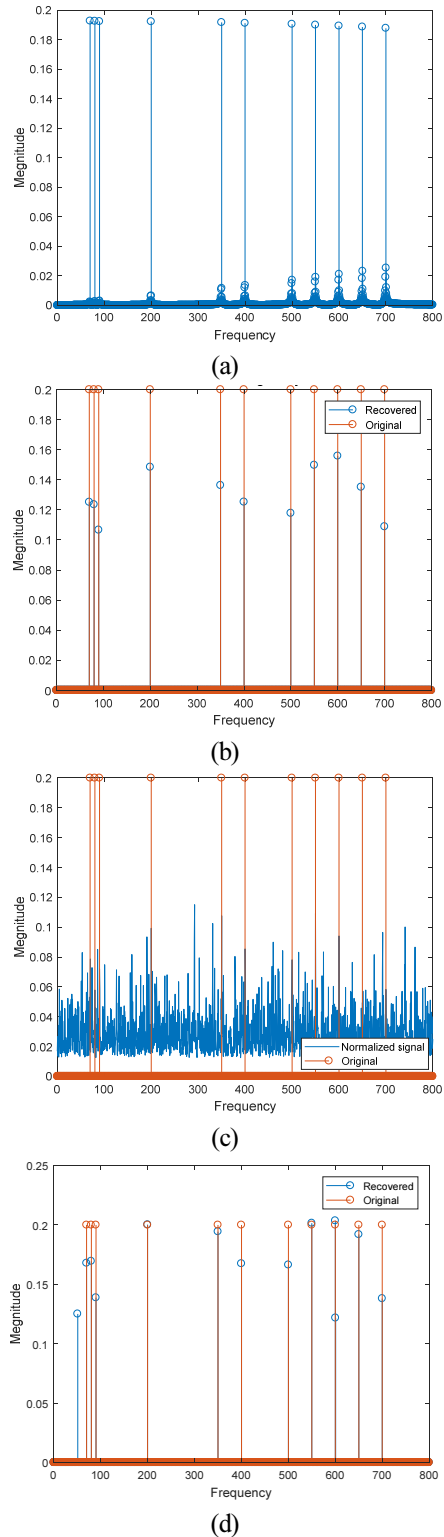


Fig. 2. Simulation result of compressed sensing based tonal signal detection compared with FFT-thresholding method (a) original tonal signal (b) recovered tonal signal by S-OMP (c) noise normalized FFT (d) recovered tonal signal by FFT.

스펙트럼에서 하나의 주파수가 주위 스펙트럼의 적절한 상수보다 낮으면 원래값을, 높으면 주위 스펙트럼의 평균값으로 대체하여 잡음을 정규화한다. 임계치 기반의 검출방식을 통하여 도출된 결과와 압축센싱 기법을 통한 토널 신호 검출방식의 결과를 Fig. 2에 나타내었다.

모의실험 결과 임계치 기반 방식의 경우 원 토널 신호의 위치는 모두 포함하고 있으나, 원 토널 신호와 관련이 없는 잡음에 해당하는 성분도 검출하였다. 또한 원 신호와 인접한 여러 주파수 성분이 동시에 검출됨을 확인할 수 있었다. 이에 비해 희소 신호 처리를 통한 검출방식은 각 토널 성분의 크기는 원 신호에 비해 차이가 있으나 주파수 성분은 원 신호와 정확하게 검출함을 보였다. 토널 신호 검출에서는 엔진, 기어박스, 보조장치 등의 주파수를 정확하게 검출하는 것이 주목적이므로 S-OMP를 통한 검출방식이 임계치에 기반한 방식보다 더 효과적임을 확인할 수 있었다.

VI. 결 론

본 논문에서는 압축센싱을 통하여 토널 신호를 검출하는 시스템을 제안하였다. 토널 신호가 구형파의 선형 결합으로 표현되고 주파수 축에서 희소함으로 압축센싱을 적용할 수 있다. 기존 압축센싱을 통한 주파수 분석에서는 최적화 기법을 통한 복원 방법을 사용하였으나, 계산복잡도가 높은 단점이 있었다. 본 논문에서는 이를 greedy 알고리즘에 기반한 S-OMP 방법으로 개선하였고 이를 기존 알고리즘인 FFT 임계점 방법과 비교 분석하였다. 또한 관측벡터들로부터 관측 행렬을 구성하여 MMV 형태의 압축센싱 기법을 활용하여 복원 성능을 향상시켰다. 같은 관측 데이터로부터 큰 차원의 신호를 복원 할 수 있는 압축센싱의 장점을 이용하여 FFT에 비해 주파수 해상도 측면에서도 뛰어난 결론을 얻을 수 있었다.

감사의 글

본 논문은 국방과학연구소의 지원을 받아 수행되었음(UD160015DD).

References

1. E. J. Candes and M. Wakin, "An introduction to compressive sampling," *IEEE Signal Process. Mag.*, **25**, 21-30 (2008).
2. D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Trans. Inf. Theory*, **52**, 1289-1306 (2006).
3. J. Lim, W. Hong, and Y. Pyeon, "Study on hidden period estimation in propeller noise by applying compressed sensing to auto-correlation and filter-bank structure" (in Korean), *J. KICS*, **40**, 2476-2484, (2015).
4. R. J. Urick, *Principle of Underwater Sound* (Peninsula Publishing, Los Altos, 1996), Chap. 10.
5. J. Lim, W. Hong, and Y. Pyeon, "Hidden period estimation in propeller noise using autocorrelation and filter-bank structure" (in Korean), *J. KICS*, **39B**, 538-543 (2014).
6. Y. C. Eldar and G. Kutyniok, *Compressed Sensing: Theory and Applications* (Cambridge Univ. Press, Cambridge, 2012), Chap. 1.
7. E. J. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Trans. Inf. Theory*, **52**, 489-509, (2006).
8. D. Needell and J. A. Tropp, "CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples," *Commun. ACM*, **53**, 93-100, (2010).
9. W. Dai and O. Milenkovic, "Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction," *IEEE Trans. Inform. Theory*, **55**, 2230-2249, (2009).
10. S. Kwon, J. Wang, and B. Shim, "Multipath matching pursuit," *IEEE Trans. Inform. Theory*, **60**, 2986-3001, (2014).
11. J. Wang, S. Kwon, and B. Shim, "Generalized orthogonal matching pursuit," *IEEE Trans. Signal Process.*, **60**, 6202-6216, (2012).
12. T. T. Cai and L. Wang, "Orthogonal matching pursuit for sparse signal recovery with noise," *IEEE Trans. Inf. Theory*, **57**, 4680-4688, (2011).
13. J. A. Tropp, A. C. Gilbert, and M. J. Strauss, "Algorithms for simultaneous sparse approximation. Part I Greedy pursuit," *Signal Process.*, **86**, 572-588, (2006).
14. J. H. Shapiro, "Performance of split-window multipass-mean noise spectral estimators," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, **36**, 1360-1370, (2000).

저자 약력

▶ 김 진 홍 (Jinhong Kim)



2015년 8월: 서울과학기술대학교 전자IT 미디어공학
2015년 9월 ~ 현재: 서울대학교 전기정보공학부 (석박통합과정)

▶ 심 병 효 (Byonghyo Shim)



1995년: 서울대학교 제어측정공학과(학사)
2004년: 일리노이대(UIUC) 수학과(석사)
2005년: 일리노이대(UIUC) 전기 및 컴퓨터 공학과(박사)
2005년 ~ 2007년: 미 퀄컴(Qualcomm)사 Staff engineer
2007년 ~ 2014년: 고려대학교 컴퓨터통신공학부 부교수
2014년 ~ 현재: 서울대학교 전기정보공학부 교수

▶ 안 재 균 (Jae-Kyun Ahn)



2007년 2월: 고려대학교 전기전자파 공학과(학사)
2009년 2월: 고려대학교 전자전기공학과(석사)
2014년 2월: 고려대학교 전기전자파 공학과(박사)
2014년 2월 ~ 현재: 국방과학연구소 선임연구원

▶ 김 성 일 (Seongil Kim)



1986년: 서울대학교 해양학과 학사
1988년: 서울대학교 대학원 해양학과 석사
2002년: Univ. of California, San Diego 해양학과 박사
1990년 ~ 현재: 국방과학연구소 수석연구원 <관심분야> 수중음향 신호처리

▶ 홍 우 영 (Wooyoung Hong)



1982년: 해군사관학교 전자공학과(학사)
1985년: 연세대학교 전자공학과(석사)
1991년: Univ. of Minnesota 전기공학과(박사)
1985년 3월 ~ 2013년 2월: 해군사관학교 교수(해군대령 전역)
2013년 3월 ~ 현재: 세종대학교 국방시스템공학과 교수