THE JOURNAL OF KOREAN INSTITUTE OF ELECTROMAGNETIC ENGINEERING AND SCIENCE. 2016 Apr.; 27(4), 388～394.

http://dx.doi.org/10.5515/KJKIEES.2016.27.4.388
ISSN 1226-3133 (Print)・ISSN 2288-226X (Online)

압축센싱기법 기반 L1-SVD 도래각 추정

Compressive Sensing-Based L1-SVD DOA Estimation

조윤성・백지웅・이준호・고요한*・조성우*

Yunseong Cho・Ji-Woong Paik・Joon-Ho Lee・Yo Han Ko*・Sung-Woo Cho*

요 약

안테나 배열을 통한 방향 탐지는 여러 분야에서 활발하게 이루어지고 있는 연구 분야이다. Beamforming, Capon's method, maximum likelihood(ML), MUSIC 등과 같은 방향 탐지 알고리즘이 대표적이다. 최근 방향 탐지 이론은 압축센싱기법을 이용하여 신호의 희소도를 이용한 방법의 연구가 수행되고 있다. 본 논문에서는 그 중 하나인 신호의 데이터 행렬을 fitting하는 L1-SVD 알고리즘의 성능을 알아보기 위해 MUSIC 알고리즘과 비교하여 장단점을 알아본다.

Abstract

There have been many studies on the direction-of-arrival(DOA) estimation algorithm using antenna arrays. Beamforming, Capon's method, maximum likelihood, MUSIC algorithms are the main algorithms for the DOA estimation. Recently, compressive sensing -based DOA estimation algorithm exploiting the sparsity of the incident signals has attracted much attention in the signal processing community. In this paper, the performance of the L1-SVD algorithm, which is based on fitting of the data matrix, is compared with that of the MUSIC algorithm.

Key words: Compressive Sensing, Sparsity, AOA

Ⅰ. 서 론

압축센싱 기법은 2006년 이후 신호처리 관련 학회를 중심으로 장기간 연구되어온 탄탄한 이론적 토대에 근거를 두고 성장하고 있는 기법으로, 기존의 도래각 추정 기법과는 근본적으로 다른 기술적 방식으로 접근할 수 있는 방법을 제시한다. 압축센싱 기법은 신호가 희소(sparse)하다는 성질을 이용하여 도래각 추정 기술에 접근하는 방식이다[1]~[3]. 신호의 희소도(sparsity)를 이용함으로써 제한이 되었던 안테나 소자 수 이상의 신호가 입사하는 경우, 도래각 추정이 불가능한 약점을 기술적으로 극복할 수 있다[4],[5]. 데이터 행렬을 fitting하는 방식 중 하나인 L1-SVD 알고리즘은 초기에는 데이터 행렬의 한 개의 스냅샷만을 이용하여 fitting하는 것에서 시작하여 모든 스냅샷을 이용하여 추정하는 방법을 이용함으로써 정확성을 높였지만, 계산양이 많은 문제가 발생했다. 해당 문제를 해결하기 위해 데이터 행렬을 SVD 분해하여 정보를 최대한 얻으면서 계산양을 줄이는 L1-SVD 알고리즘이 완성되었다[4]. 현재 도래각 추정에 있어 많이 쓰이는 MUSIC 알고리즘인 경우, 구현 시 잡음부 공간과 신호 부공

세종대학교 정보통신학과(Information and Communication Engineering, Sejong University)
*LIG 넥스원 C4I 연구소(C4I Lab, LIG Nex1)
・Manuscript received February 5, 2016 ; Revised March 21, 2016 ; Accepted March 28, 2016. (ID No. 20160205-017)
・Corresponding Author: Joon-Ho Lee (e-mail: joonhlee@sejong.ac.kr)

간을 구분해야 하기에 입사신호의 개수를 알아야 한다는 조건이 존재한다. 또한, 다수 개의 입사 신호가 상관이 있을 경우, 공분산행렬의 rank와 입사신호의 개수가 같지 않게 되어 이 경우 도래각 추정시 MUSIC 알고리즘의 성능이 매우 저하된다는 문제점을 갖고 있다. 이에 반해 L1-SVD는 입사신호 개수 정보가 불필요하고, 다수개의 입사 신호가 상관이 있더라도 공분산 행렬의 rank와 입사신호의 개수가 같다는 성질을 이용하지 않으므로 성능의 저하가 적다는 장점을 갖고 있다.

본 논문에서는 L1-SVD의 알고리즘의 성능을 알아보기 위해 MUSIC 알고리즘과 비교하여 장단점을 알아보았다.

Ⅱ. 데이터 행렬의 특이값 분해(Singular Value Decompositio: SVD)를 통한 도래각 추정[4]

M개의 안테나 배열에서 수신한 데이터 $\boldsymbol{y}(t)$는 다음과 같다.

$$\mathbf{y}(t)=\mathbf{A}\mathbf{s}(t)+\mathbf{n}(t), \qquad t\in\{t_1,\cdots,t_T\}. \tag{1}$$

$$\mathbf{y}(t)=\left[y_1(t),\cdots,y_M(t)\right]^T \tag{2}$$

$$\mathbf{s}(t)=\left[s_1(t),\cdots,s_{N_\theta}(t)\right]^T \tag{3}$$

$$\mathbf{n}(t)=\left[n_1(t),\cdots,n_M(t)\right]^T \tag{4}$$

잡음을 의미하는 $n_1(t),\cdots,n_M(t)$는 실수부와 허수부의 분산이 각각 σ^2이고, 평균이 0인 정규분포를 따르는 복소 랜덤 변수라고 가정한다. 따라서 $\mathbf{n}(t)$는 복소 정규분포 랜덤 벡터이다. 위 식에서 M은 배열 수를 의미하고, N_θ는 탐색 범위 내 도래각 후보군 θ의 개수이다. 이를 이용해 $\boldsymbol{A}$를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\mathbf{A}=\left[\mathbf{a}(\theta_1),\cdots,\mathbf{a}(\theta_{N_\theta})\right] \tag{5}$$

$$\mathbf{a}(\theta_n)=\left[a_1(\theta_n),\cdots,a_M(\theta_n)\right]^T \tag{6}$$

$N_\theta \gg M$ 이기 때문에 식 (1)는 비결정 시스템(under determined system)이다. 입사신호의 입사 개수를 d 라고 정의하면, $N_\theta \gg d$ 이다.

여러 스냅샷을 고려할 경우, 다음과 같이 행렬을 정의한다.

$$\mathbf{Y}=\left[\mathbf{y}(t_1),\cdots,\mathbf{y}(t_T)\right] \tag{7}$$

$$\mathbf{S}=\left[\mathbf{s}(t_1),\cdots,\mathbf{s}(t_T)\right] \tag{8}$$

$$\mathbf{N}=\left[\mathbf{n}(t_1),\cdots,\mathbf{n}(t_T)\right] \tag{9}$$

$$\mathbf{Y}=\mathbf{A}\mathbf{S}+\mathbf{N} \tag{10}$$

식 (10)을 압축 센싱 기법을 통해서 희소한 $\boldsymbol{S}$를 구하고, 0이 아닌 값이 위치한 색인(index)을 통해 도래각을 추정할 수 있다.

다수의 스냅샷을 이용하는 방법은 계산양이 많다는 문제를 갖고 있다. 데이터 행렬 $\mathbf{Y}$의 특이값 분해를 통한 도래각 추정 기법은 계산양이 많다는 문제를 극복할 수 있다. $\mathbf{Y}$ 행렬의 특이값 분해를 통해 특이값과 특이벡터를 이용해 대부분의 정보를 담을 수 있는 $\mathbf{Y}_{SV}$ 를 정의하면서 시작된다. $\mathbf{Y}$ 행렬의 SVD는 다음과 같다.

$$\mathbf{Y}=\mathbf{U}\mathbf{L}\mathbf{V}^H, \quad \begin{cases} \mathbf{U}\mathbf{U}^H=\mathbf{I}, & \mathbf{U}:\text{Hermitian 행렬} \\ \mathbf{V}\mathbf{V}^H=\mathbf{I}, & \mathbf{V}:\text{Hermitian 행렬} \\ \mathbf{L}:\text{diagonal} \end{cases} \tag{11}$$

$\mathbf{U}$ 의 열들은 $\mathbf{Y}$ 행렬의 왼쪽 특이벡터이고, $\mathbf{V}$ 의 열들은 $\mathbf{Y}$ 행렬의 오른쪽 특이벡터이다. 그리고 $\mathbf{L}$ 의 대각선 성분은 $\mathbf{Y}$ 행렬의 특이값이다.

$\mathbf{Y}$ 의 특이값과 특이벡터를 이용해 $\mathbf{Y}_{SV}$ 를 정의한다.

$$\mathbf{Y}_{SV}=\mathbf{U}\mathbf{L}\mathbf{D}_K=\mathbf{Y}\mathbf{V}\mathbf{D}_K \tag{12}$$

$$\mathbf{D}_K=\left[\mathbf{I}_K \quad \mathbf{0}\right]^H \tag{13}$$

$\mathbf{I}_K$ 는 $K\times K$의 기본행렬이고, $\mathbf{0}$ 은 $K\times(T-K)$ 크기의 모든 성분이 0인 행렬을 의미한다. 여기서 K 는 입사신호 개수이다. $\mathbf{Y}_{SV}$ 행렬의 크기는 $M\times K$ 로 $\mathbf{Y}$ 행렬의 크기보다 감소하면서 $(K\ll T)$ $\mathbf{Y}$ 와 유사한 데이터를 유

지할 수 있게 된다. 유사한 방식으로 다음을 정의할 수 있다.

$$\mathbf{S}_{SV} = \mathbf{SVD}_K \tag{14}$$

$$\mathbf{N}_{SV} = \mathbf{NVD}_K \tag{15}$$

위 식과 같이 $\mathbf{S}_{SV}$ 와 $\mathbf{N}_{SV}$ 를 정의할 수 있고, 이 행렬들을 이용해 $\mathbf{Y}_{SV}$ 를 표현하면 다음과 같다.

$$\mathbf{Y}_{SV} = \mathbf{AS}_{SV} + \mathbf{N}_{SV} \tag{16}$$

$\mathbf{Y}_{SV}$의 각각의 열들은 신호부공간의 특이벡터와 연관되어 있기 때문에 열마다 표현하면 다음과 같다.

$$\mathbf{y}^{SV}(k) = \mathbf{As}^{SV}(k) + \mathbf{n}^{SV}(k) \quad k = 1, \cdots, K \tag{17}$$

특이벡터방향으로 희소하지 않고 공간적으로 희소함을 이용하여 샘플링을 종합적으로 이용하는 방법[4]과 유사하게 풀 수 있다.

$$\tilde{s}_i^{(\ell_2)} = \sqrt{\sum_{k=1}^{K} \left| s_i^{SV}(k) \right|^2} \qquad i = 1, \cdots, N_\theta \tag{18}$$

$\tilde{s}_i^{(\ell_2)}$ 를 모두 모은 벡터를 $\tilde{\mathbf{s}}^{(\ell_2)}$ 라고 정의하면 다음과 같은 비용함수를 정의할 수 있다.

$$\min \left\| \mathbf{Y}_{SV} - \mathbf{AS}_{SV} \right\|_f^2 + \lambda \left\| \tilde{\mathbf{s}}^{(\ell_2)} \right\|_1 \tag{19}$$

λ 는 $\mathbf{S}_{sv}$ 를 수신 받은 데이터와 좀 더 일치하게 fitting을 할지, 아니면 $\mathbf{S}_{sv}$ 를 좀 더 희소하게 만들지를 결정하는 가중치이다. 식 (19)의 비용함수의 첫 번째 항은 배열신호 모델링에 잘 fitting하면 작은 값을 가지는 부분이며, 두 번째 항은 희소할수록 작은 값을 가지는 항이다. λ 값을 작게 하면 전체 비용함수 중 첫 항이 우세하므로 배열신호 모델링에 잘 맞는 해를 찾는 쪽에 중점을 두며, λ 값을 크게 하면 전체 비용함수 중 두 번째 항이 우세하여 희소한 해를 찾는 쪽에 중점을 둔다. 본 논문에서는 L1-SVD 성능분석을 수행하는데 식 (19)를 이용했다.

위 식을 제한조건이 있는 비용함수로 표현하면 다음과 같다.

$$\min \left\| \tilde{\mathbf{s}}^{(\ell_2)} \right\|_1 \text{ subject to } \left\| \mathbf{Y}_{SV} - \mathbf{AS}_{SV} \right\|_f^2 \le \beta^2 \tag{20}$$

λ 선택법을 설명하기에 앞서 chi-square 분포에 대해 알아본다[6].

$\{X_i,\ i = 1, \cdots, n\}$ 가 I.I.D(Independent and Identically Distributed)이고, 평균이 0이며, 분산이 σ^2 인 정규분포 랜덤 변수일 때, 다음과 같이 X 를 정의한다.

$$X = \sum_{i=1}^{n} X_i^2 \tag{21}$$

위 식을 통해 X 는 자유도가 n 인 chi-square 랜덤 변수이며, X 의 PDF(Probability Density Function)와 CDF(Cumulative Distribution Function)는 다음과 같다.

$$p_{n,\sigma^2}(x) = \begin{cases} \dfrac{1}{2^{n/2}\Gamma\left(\dfrac{n}{2}\right)\sigma^n} x^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{x}{2\sigma^2}} & x > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{22}$$

$$F_{n,\sigma^2}(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\frac{x}{2\sigma^2}} \sum_{k=0}^{m-1} \dfrac{1}{k!} \left(\dfrac{x}{2\sigma^2} \right)^k & x > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{23}$$

이때 랜덤 변수 X 의 평균과 분산은 다음과 같다.

$$E[X] = n\sigma^2 \tag{24}$$

$$\mathrm{var}[X] = 2n\sigma^4 \tag{25}$$

2-1 λ 의 선택

양수 λ 를 변화하면서 그 때마다 구한 해를 λ 의 함수 $\mathbf{S}_{SV}(\lambda)$ 로 저장한다. 신호의 신호대잡음비에 따라서 λ 를 선택하는 방법이 달라진다.

2-1-1 높은 신호대잡음비(50 dB 이상)

높은 신호대잡음비인 경우,

$\|\mathbf{N}_{SV}\|_f^2 = \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{K}\left|\tilde{n}_i(t_j)\right|^2 \approx \sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{K}\left|n_i(t_j)\right|^2$ 이므로 $\|\mathbf{N}_{SV}\|_f^2$ 가 자유도가 $2MK$ 인 chi-square 분포를 따름을 알 수 있다[6]. 따라서 다음과 같은 식을 만족하는 λ 를 선택하면 된다. ($\mathbf{S}_{SV}(\lambda)$ 가 원하는 해가 된다.)

$$E\left[\left\|\mathbf{Y}_{SV} - \mathbf{A}\mathbf{S}_{SV}(\lambda)\right\|_f^2\right] \approx E\left[\left\|\mathbf{N}_{SV}\right\|_f^2\right] = 2\sigma^2 MK \tag{26}$$

2-1-2 낮은 신호대잡음비(−20 dB 이하)

낮은 신호대잡음비인 경우, $\mathbf{N}$ 의 크기가 매우 커지게 되어 $\mathbf{Y} \approx \mathbf{N}$ 이 되고, $\|\mathbf{N}_{SV}\|_f^2 \approx \sum_{k=1}^{K}\sigma_k^2$ 으로 된다. 이때의 σ_k 는 $\mathbf{Y}$ 의 내림차순으로 정렬된 특이값이다(잡음의 실수부와 허수부의 분산은 σ_k^2 임에 유의해야 한다.).

따라서 $\left\|\mathbf{Y}_{SV} - \mathbf{A}\mathbf{S}_{SV}(\lambda)\right\|_f^2 = \sum_{k=1}^{K}\sigma_k^2$ 을 만족하는 $\mathbf{S}_{SV}(\lambda)$ 를 찾고 그 때의 λ 를 선택하면 된다.

2-2 β 의 선택

λ 의 선택에서 신호대잡음비에 따라 $\mathbf{N}_{SV}$ 가 chi-square 분포를 따르는지에 대한 여부를 알아보았다. 이 사실을 통해 β 을 선택하는 방법을 알아본다.

2-2-1 높은 신호대잡음비(50 dB 이상)

앞의 사실을 통해 높은 신호대잡음비인 경우 $\mathbf{N}_{SV}$ 는 자유도가 $2MK$ 인 chi-square 분포를 따른다는 것을 알았다. 따라서 β 값은 자유도가 $2MK$ 인 chi-square의 CDF가 0.99가 되는 랜덤변수 값을 β^2 로 설정한다.

$$F_{2MK,\sigma^2}\left(\beta^2\right) = 0.99 \tag{27}$$

여기서 $F_{2MK,\sigma^2}\left(\beta^2\right)$ 는 식 (23)에서 정의된다. 위 식을 통해 β^2 을 구하고, 식 (20)에 이용할 수 있게 된다.

2-2-2 낮은 신호대잡음비(−20 dB 이하)

신호대잡음비가 낮은 경우, 2-1-2를 통해 결과적으로 $\|\mathbf{N}_{SV}\|_f^2 \approx \sum_{k=1}^{K}\sigma_k^2$ 임을 알게 되었다. β^2 는 통계적으로 $\|\mathbf{N}_{SV}\|_f^2$ 의 대부분의 값을 수용할 수 있는 값이 설정되어야 하기 때문에 통계적으로 $\sum_{k=1}^{K}\sigma_k^2$ 의 값을 구해봤을 때 $\sum_{k=1}^{K}\sigma_k^2$ 의 값이 가장 큰 경우를 β^2 으로 선택하여 식 (20)을 이용하여 도래각 추정을 한다.

Ⅲ. 시뮬레이션 결과

반파장 간격의 8개의 안테나로 구성된 균일 선형 배열 안테나를 이용한다. 선형 안테나 배열 간격은 반파장으로 동일하다.

그림 1은 2개의 입사신호가 위와 같이 입사할 때, 각각에 대해서 250번의 시뮬레이션을 하여 특이값과 $\mathbf{N}_{SV}$ 을 이용하여 두 개의 연관성을 보인 그림이다. 낮은 신호대

표 1. 실험환경 파라미터
Table 1. Parameter of the simulation.

스냅샷 개수	200
입사신호 입사각	−45°, 45°
SNR	−20 dB, 0 dB, 50 dB
입사각 범위 설정	−90° to 90°(1° 간격)

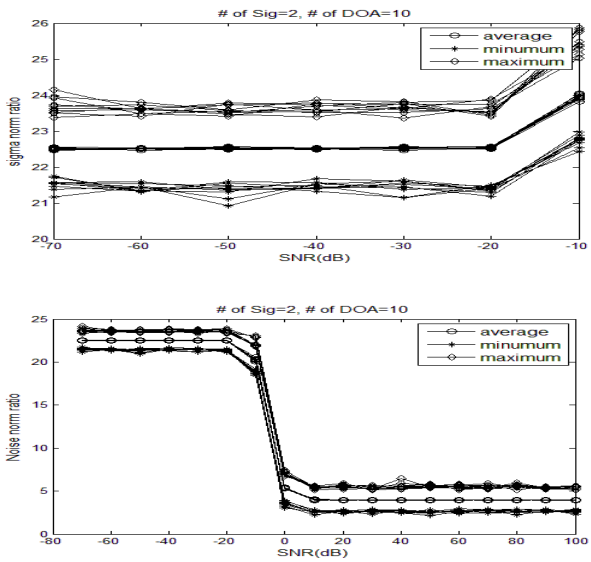
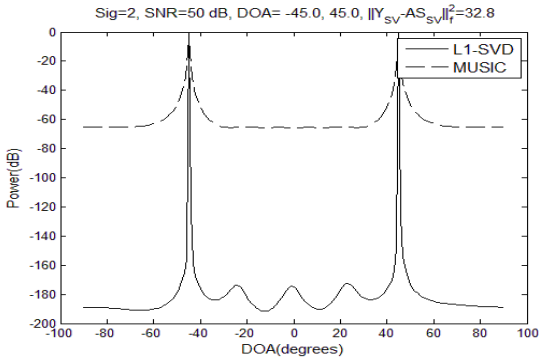
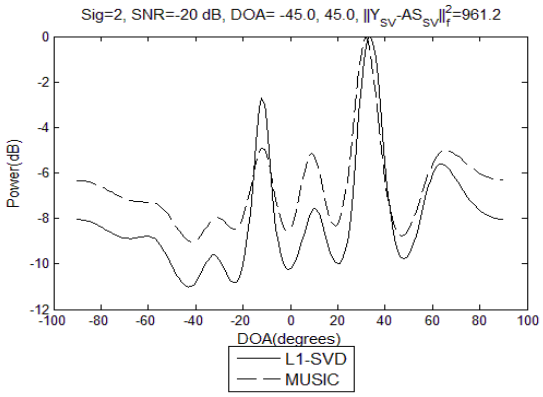


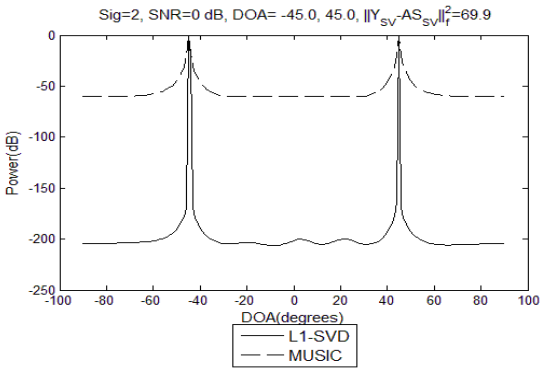
그림 1. Low SNR일 때, λ 특이값과 잡음의 상관관계
Fig. 1. Correlation between λ singular value and noise when low SNR.



(a) 50 dB



(b) −20 dB



(c) 0 dB

그림 2. 선형배열 안테나에 상관이 없는 두 신호가 입사할 때 MUSIC과 L1-SVD spectrum

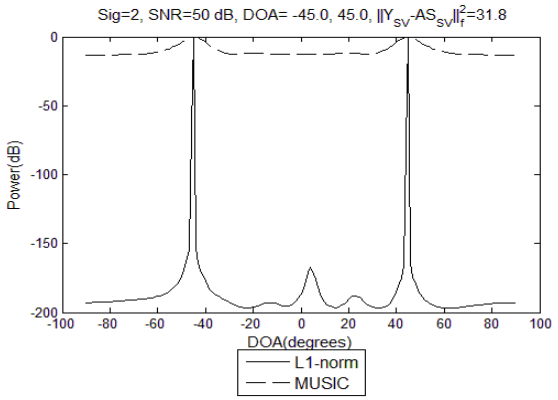
Fig. 2. MUSIC and L1-SVD spectrum(linear array, two uncorrelated signals).

잡음비(−20 dB 이하)일 때 두 개의 값이 일치한다는 것을 통해 특이값을 이용하여 인자 λ를 설정할 수 있다는 것을 알 수 있다. 하지만 −10 dB 이상에서는 이러한 관계가 성립하지 못한다는 것을 알 수 있다. 그러므로 높은 신호대잡음비이나 낮은 신호대잡음비가 아닌 −10 dB 이상에서는 이러한 관계가 성립하지 못한다는 것을 알 수 있다. 그러므로 높은 신호대잡음비이나 낮은 신호대잡음비 아닌 −20~20 dB 사이에서는 $\|\mathbf{N}_{SV}\|_f^2$ 자체를 이용하여 파라미터(λ)를 정한다.

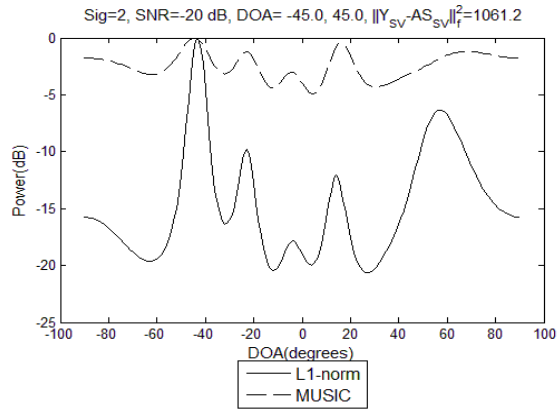
동일한 환경에서 L1-SVD와 MUSIC을 비교하여 L1-SVD의 성능을 알아보았다. 그림 2(b)와 3(b)인 경우, 두 신호의 신호대잡음비가 −20 dB로 동일할 때, MUSIC과 L1-SVD 모두 실제 입사 각도를 추정하지 못하고 있음을 알 수 있다. 그림 2(a), (c)를 통해 상관없는 두 신호가 입사할 때 50 dB와 0 dB인 경우 두 알고리즘 모두 제대로 된 첨두치(peak)을 찾지만, 성능 면에 있어서 추정입사각도에서의 스펙트럼 전력과 아닌 지점들의 스펙트럼 전력의 차이가 MUSIC보다 L1-SVD가 월등히 크기 때문에 L1-SVD가 MUSIC에 비하여 우수하다는 것을 알 수 있다. 그림 3(a), (c)를 통해 상관이 있는 두 신호가 입사할 경우, 역시 L1-SVD와 MUSIC 모두 50 dB와 0 dB인 경우 제대로 된 첨두치를 찾지만, 이 경우 MUSIC 스펙트럼의 첨두치와 첨두치가 아닌 점과의 전력 차이가 크지 않다는 것을 확인할 수 있다. 이에 반해 L1-SVD인 경우, 상관이 없을 때와 마찬가지로 첨두치가 아닌 점과의 전력 차이가 크다는 것을 확인하였다.

Ⅳ. 결 론

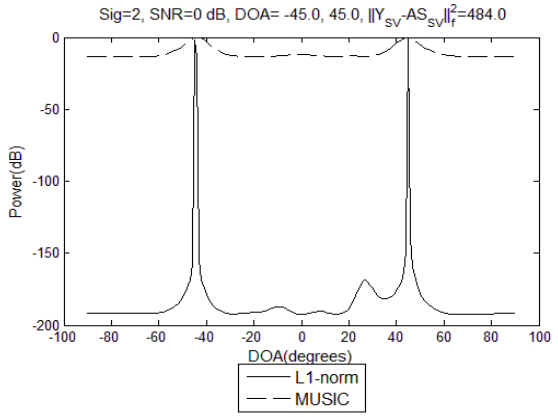
MUSIC인 경우, 도래각 추정시 공분산 행렬의 고유벡터를 고유값에 따라 정렬 후 입사신호 개수만큼의 고유벡터를 기저(basis)로 갖는 신호부 공간과 나머지 고유벡터를 기저로 갖는 잡음부 공간으로 구분하여 알고리즘을 구현한다. 이와 같은 작업 수행 시 입사신호개수 정보가 필요하다. 이에 반해 L1-SVD인 경우, 신호부 공간과 잡음부공간 분리 과정이 불필요하므로 입사신호 개수 추정이 불필요하다는 장점이 존재한다. 기본 MUSIC 알고리즘은 공분산 행렬의 rank가 입사신호 개수와 같음을 이용하며, 이는 다수개의 입사신호 존재 시 입사신호들이 상관이 없을 경우에 성립하는 성질이며, 입사신호의 상관이 있을



(a) 50 dB



(b) −20 dB



(c) 0 dB

그림 3. 선형배열 안테나에 상관이 있는 두 신호가 입사할 때 MUSIC과 L1-SVD spectrum

Fig. 3. MUSIC and L1-SVD spectrum(linear array, two correlated signals).

경우, 공분산 행렬의 rank가 입사신호의 개수와 같지 않다. 따라서 상관있는 입사신호 존재 시 기본 MUSIC 알고리즘을 적용하면 도래각 추정 성능이 매우 저하되며, 이 문제의 해결을 위하여 spatial smoothing 등의 기법을 사용해야 한다는 문제점이 존재한다[7],[8]. 이에 반해 L1-SVd는 공분산 행렬의 rank와 입사신호의 개수와 같다는 성질을 이용하지 않으므로 다수개의 입사신호 존재 시 입사신호가 상관이 있을 경우에도 성능 저하가 적다는 장점이 존재한다.

References

[1] 이성현, 최인호, 김경태, "DBF 차량용 레이더를 위한 다중 표적의 정확한 각도 추정 연구", 한국전자파학회논문지, 19(3), pp. 294-303, 2008년 3월.

[2] Jun-Ho Choi, Cheol-sun Park, Sun-Phil Nah, and Won Jang", A multi-channel correlative vector direction finding system using active dipole antenna array for mobile direction finding applications", *Journal of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 7, no. 4, pp. 161-168, 2007년 12월.

[3] 이강인, 강원준, 양훈기, 정원주, 김종만, 저용식, "2차원 matrix pencil method 기반의 바이스태틱 MIMO 레이더 표적 도래각 추정", 한국전자파학회논문지, 25(7), pp. 782-790, 2014년 7월.

[4] D. Malioutov, M. Cetin, and A. S. Willsky, "A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays", *IEEE Trans. on Signal Process.*, vol. 53, no. 8, pp. 3010-3022, Aug, 2005.

[5] 배지훈, 강병수, 김경태, 양은정, "데이터 손실이 있는 RCS 데이터에서 압축 센싱 이론을 적용한 ISAR 영상 복원 알고리즘 연구", 한국전자파학회논문지, 25(9), pp. 952-958, 2014년 9월.

[6] J. Proakis, *Digital Communications*, McGraw-Hill, 2001.

[7] T. J. Shan, M. Wax, and T. Kailath, "On spatial smoothing for direction-of-arrival estimation of coherent signals", *IEEE Transactions on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 33, pp. 806-811, 1985.

[8] R. T. Williams, S. Prasad, A. K. Mahalannabis, and L. H. Sibul, "An improved spatial smoothing techniques for bearing estimation in a multipath environment", *IEEE Transactions on Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 36, pp. 425-432, 1988.

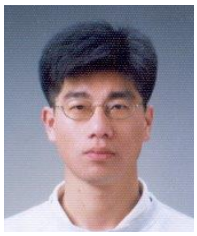
조 윤 성

2014년 2월: 세종대학교 정보통신공학과 (공학사)
2014년 3월～현재: 세종대학교 정보통신공학과 (공학석사)
[주 관심분야] 배열신호처리, 레이더신호처리

백 지 웅

2015년 8월: 세종대학교 정보통신공학과 (공학사)
2015년 8월～현재: 세종대학교 정보통신공학과 (공학석사)
[주 관심분야] 배열신호처리, 레이더신호처리

이 준 호



1994년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학사)
1996년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)
1999년 8월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학박사)
1999년 7월～2004년 2월: 한국전자통신연구원
2004년 3월～현재: 세종대학교 정보통신공학과 교수
[주 관심분야] 배열신호처리, 레이더신호처리

고 요 한

2005년 2월: 중앙대학교 전자전기공학부 (공학사)
2007년 2월: 중앙대학교 전자전기공학부 (공학석사)
2011년 2월: 중앙대학교 전자전기공학부 (공학박사)
2011년 1월～현재: LIG넥스원 C4I연구소 선임연구원
[주 관심분야] MIMO-OFDM, 디지털 신호 처리, 항법 시스템, 능동 배열 안테나

조 성 우

2011년 2월: 세종대학교 정보통신공학과 (공학사)
2013년 8월: 세종대학교 정보통신공학과 (공학석사)
2014년 1월～현재: LIG넥스원 핵심기술연구센터
[주 관심분야] Array Signal Processing, Direction of Arrival