

# Basis pursuit denoising을 사용한 두 수신기 간 시간 지연 추정 알고리즘

## Time delay estimation between two receivers using basis pursuit denoising

임준석,<sup>†</sup> 정명준<sup>2</sup>

(Jun-Seok Lim<sup>1†</sup> and MyoungJun Cheong<sup>2</sup>)

<sup>1</sup>세종대학교 전자정보통신공학과, <sup>2</sup>국방과학연구소

(Received May 30, 2017; revised July 3, 2017; accepted July 31, 2017)

**초 록:** 두 개 수신기에 들어오는 신호 간의 시간 지연 값을 추정하기 위한 방법들이 연구되고 있다. 그중에서 채널 추정 기법을 기반으로 한 방법의 경우는 두 수신기의 입력 신호간의 상대적인 지연을 채널의 임펄스 응답처럼 추정하는 방법이다. 이 경우에는 해당 채널의 특성이 희소 채널의 특성을 가지고 있다. 기존의 방법들은 채널의 희소성을 이용하지 못하고 있는 방법이 대부분이다. 본 논문에서는 채널의 희소성을 이용하기 위하여 희소 신호 최적화 방법의 하나인 BPD(Basis Pursuit Denoising) 최적화 기법을 사용한 시간 지연 추정 방법을 제안한다. 제안한 방법을 기존의 일반 상호 상관(Generalized Cross Correlation, GCC) 방법과 적응 소유치 분해법 및 희소 신호 추정법의 일종인 RZA-LMS(Reweightd Zero-Attracting Least Mean Square)들과 비교하여, 백색 가우시안 신호원과 유색 신호원 및 해양 포유류 신호원에 대해서 비교 실험을 하였다. 그 결과 갑자기 추정성능이 열화되는 문턱 현상이 늦게 나타나거나 훨씬 줄어드는 것을 보였다.

**핵심용어:** 시간 지연 추정, 희소성 신호 처리, L1-놈, 일반적 상호 상관

**ABSTRACT:** Many methods have been studied to estimate the time delay between incoming signals to two receivers. In the case of the method based on the channel estimation technique, the relative delay between the input signals of the two receivers is estimated as an impulse response of the channel between the two signals. In this case, the characteristic of the channel has sparsity. Most of the existing methods do not take advantage of the channel sparseness. In this paper, we propose a time delay estimation method using BPD (Basis Pursuit Denoising) optimization technique, which is one of the sparse signal optimization methods, in order to utilize the channel sparseness. Compared with the existing GCC (Generalized Cross Correlation) method, adaptive eigen decomposition method and RZA-LMS (Reweightd Zero-Attracting Least Mean Square), the proposed method shows that it can mitigate the threshold phenomenon even under a white Gaussian source, a colored signal source and oceanic mammal sound source.

**Keywords:** Time delay estimation, Sparse signal processing, L1-norm, GCC (Generalized Cross Correlation)

**PACS numbers:** 43.60. Jn, 43.60. Mn

### 1. 서 론

서로 떨어져 설치된 두 개의 센서에 도달하는 신

호의 상호 지연 시간을 추정하는 것은 무선 통신이나 로봇 공학 등에서의 목표물 위치 추정 문제나 추적 및 동기화에 이르기까지 다방면에서 쓰이고 있다.<sup>[1-8]</sup> 일반적인 두 수신기에 도달하는 신호의 모델은 다음 식과 같이 표현된다.

<sup>†</sup>Corresponding author: Jun-Seok Lim (jslim@sejong.ac.kr)  
Department of Electrical Engineering, Sejong University, Neungdong-ro,  
Gwangjin-gu, Seoul 05006, Republic of Korea  
(Tel: 82-2-3408-3299, Fax: 82-2-3408-4329)

$$\begin{aligned} x(k) &= s(k) + n_1(k) \\ y(k) &= \alpha s(k-D) + n_2(k), \end{aligned} \quad (1)$$

여기서  $s(k)$ 는 미지의 신호원이고,  $n_1(k)$ 과  $n_2(k)$ 는 평균이 영인 백색 잡음이고, 신호원과는 통계적으로 서로 독립이다. 계수  $\alpha$ 는 두 수신기 입력 사이의 신호 크기 차이를 나타내기 위한 계수이다. 이 모델로부터 지연 시간 추정이란 위 식의 ‘ $D$ ’값을 구하는 것을 의미한다. 이를 구하는 여러 방법 중에는 비파라메터적 방법과 파라메터적 방법으로 나눌 수 있다.

비파라메터적 방법에서는 두 수신 신호 사이의 상호 상관을 구하여 그 상관값이 최대가 되는 시점을 구하는 방법인 일반 상호 상관(Generalized Cross Correlation, GCC) 방법이 대표적이다.<sup>[9]</sup> 이 GCC 방법은 Carter 등에 의해서 집대성 되어서 비파라메터적 시간 지연 추정 분야에서 대표적 방법으로 받아들여지고 있다.<sup>[9]</sup> 파라메터적 방법에서는 두 수신 신호들 사이의 관계를 일종의 유한 임펄스 응답(Finite Impulse Response, FIR) 필터로 보고 이 필터의 계수를 구하는 방법이다.<sup>[4,8]</sup>

기존의 파라메터적 방법에서 필터 모델을 위해 사용하는 Eq. (1)과 같은 모델에서 확인할 수 있듯이 추정할 필터 모델에서 유의미한 계수가 유일한 일종의 희소성(sparse) 채널이라는 것을 알 수 있다. 보통 사용되는 필터 모델링 법은 이와 같은 사실까지 고려하지 않고 있으나, 필터 모델을 이용할 때 이 사실까지 이용한다면 의미가 있는 시도일 것이다. 최근에는 압축센싱 방법<sup>[10]</sup>을 연구하는 분야에서 희소성 시스템 임펄스 응답 추정 기법이 연구되고 있다. 그 중에  $l_1$  정규화된 LMS(Least Mean Square) 방식 희소성 시스템 임펄스 응답 추정 기법도 제안되었다.<sup>[11]</sup>

본 논문에서는 시간 지연을 추정할 때 희소성이라는 정보를 하나 더 사용함으로써 낮은 신호 대 잡음비(Signal to Noise Ratio, SNR)에서 시간 지연 추정을 할 때 기존의 GCC와 같은 방법이 겪는 갑작스런 성능 열화 현상인 문턱 현상을 완화해 보고자 한다. 이를 위하여 본 논문에서는 압축 센싱 최적화 방법의 하나인 BPD(Basis Pursuit Denoising)를 사용한 시간 지연 추정 알고리즘을 제안하고, GCC와 파라메터 방식의 하나인 두 수신기의 수신 신호의 고유치

를 사용하는 적응 고유치 분해법<sup>[12]</sup> 및 LMS 방법을 기반으로 희소 신호 추정에 사용하는 RZA-LMS(Reweighted Zero-Attracting)<sup>[13]</sup>와 비교 실험을 통하여 여러 SNR에서 시간 지연 추정 성능을 비교한다. 이런 비교를 통하여 문턱 현상을 완화할 수 있음을 보인다.

## II. 지연 신호의 수치 모델링

이 장에서는 시간지연 신호 모델링에 자주 쓰이는 두 가지 모델을 설명한다. 그 첫째는 이상적인 모델이고, 둘째가 실제 환경을 좀 더 고려한 모델이다.<sup>[12]</sup>

### 2.1 이상적 모델

전통적인 시간지연추정 문제에 많이 쓰이는 간단한 신호 모델은 다음과 같다. 두 채널에서 각각 수신된 신호를  $x_i(k), i=1, 2$ 라 한다면, 그 신호의 수치 모델은 다음과 같다.

$$x_i(k) = \alpha_i s(k - \tau_i) + n_i(k), \quad (2)$$

여기서  $\alpha_i$ 는 원 신호,  $s(k)$ ,가  $i$ 번째 채널에 도달할 때의 감쇠 계수이고,  $\tau_i$ 는 원 신호가  $i$ 번째 채널에 도달할 때까지의 전파시간이다. 또  $n_i(k)$ 는  $i$ 번째 채널에 부가된 잡음이다. 이 모델에서  $s(k)$ ,  $n_i(k)$ 는 영평균이고, 상호상관이 없고, 시간에 따라 통계적 성질이 변하지 않는 가우시안 신호이다. 두 채널간의 상대적인 시간 지연은,  $\tau_{12} = \tau_1 - \tau_2$  이다.

### 2.2 이상적 모델로부터 얻은 두 수신 신호간 임펄스 응답

원 신호원과 두 수신 채널까지의 시간 지연을 수식으로 다룬 Eq. (1)을 수신된 두 신호만으로 다시 쓰면 다음과 같다.

$$x_2(k) = \alpha_{12} s(k - \tau_{12}) + n(k), \quad (3)$$

여기서  $\alpha_{12}$ 는 1번 채널에 대한 2번 채널의 이득 값이고,  $\tau_{12}$ 는 1번 채널 대비 2번 채널의 시간 지연 값이다. 일반적으로 시간 지연 추정 알고리즘은 1번 및 2번

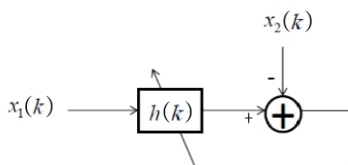


Fig. 1. Time delay estimation modeling by system identification approach.

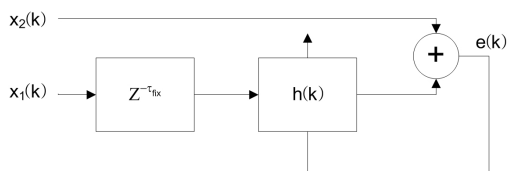


Fig. 2. Practical time delay estimation system diagram.

채널에 수신된 신호간의 시간 지연을 구하는 것이므로 바로  $\tau_{12}$ 를 구하는 것이라고 할 것이다. 이런 관계를 이용하면 시간 지연 추정을 Fig. 1과 같이 시스템 인식으로 표현할 수 있다.

그러나 Fig. 1은 항상 1번 채널에 수신된 신호에 비해서 2번 채널에 수신된 신호가 늦다는 가정이 들어간 것이므로 Fig. 2와 같이 1번 채널에 고정적인 시간 지연,  $\tau_{fix}$ 를 부가하도록 모델을 수정하면 1번 채널에 비해서 2번 채널에 수신된 신호가 늦는 경우뿐만 아니라 앞선 경우도 처리할 수 있다. 단 고정적으로 부가하는 지연 시간 값으로 추정할 수 있는 지연 시간의 범위가  $-\tau_{fix}$ 에서  $\tau_{fix}$ 까지로 고정된다.

### 2.3 희소 신호 추정 적용 가능성

앞 절에 두 수신 채널간 신호의 시간 지연 추정을 시스템 추정의 시각으로 생각할 때, 두 수신 신호간의 시간 지연을 Fig. 3과 같은 임펄스 응답으로 모델링할 수 있고, 시간 지연 추정을 위해서 Fig. 3과 같은 임펄스 응답을 추정할 후 그 결과로부터 시간 지연 값을 얻을 수 있다.

Fig. 3에 그려진 임펄스 응답을 보면 전체 중에서 극히 일부만이 의미 있는 값을 갖는 특징을 갖고 있다는 것을 알 수 있다. 이런 특징을 지닌 신호를 희소 (sparse)신호라고 한다.<sup>[14]</sup>

이런 신호를 추정할 경우에 일반적인 신호 추정에 많이 사용하는 목적함수인  $l_2$  정규화 최소 자승법을



Fig. 3. Time delay channel model between two received signals.

적용할 경우,

$$\min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|^2. \tag{4}$$

즉 Eq. (4)를 사용하는 경우는 잡음의 영향으로 참 값 외에 많은 유사 해를 추정할 수 있다고 알려져 있다.

### III. 추정 알고리즘 정리

2장에서 검토한 것과 같이 두 센서에 수신된 두 신호간의 시간 지연을 추정하는 것은 희소성 신호를 추정하는 문제가 된다는 것을 알 수 있다.

희소성을 갖는 신호에 적용하기 위해서 제안된 회귀분석 분야의 한 방법인 BPD는 회귀계수 축소를 통해 예측 정확도를 높이고 동시에 영향력이 적은 회귀계수 값을 쉽게 0으로 만드는 변수 선택의 기능이 있어 해석력을 높여준다.<sup>[15]</sup> 따라서 BPD 방법을 본 논문과 같은 희소성 시스템 추정에 적용할 때도 상대적으로 우수한 추정 성능이 예상된다. Eq. (4)에 BPD를 사용하면 목표함수는 Eq. (5)와 같다.<sup>[15]</sup>

$$\min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1. \tag{5}$$

이를 본 논문에 적용하기 위해서 다음과 같이 바꿔 쓴다.

$$\min_{\mathbf{h}} \|\mathbf{x}_2 - \tilde{\mathbf{X}}_1\mathbf{h}\|^2 + \lambda \|\mathbf{h}\|_1, \tag{6}$$

여기서  $\mathbf{x}_2$ 는 채널2에 수신된 신호들로 이뤄진 벡터이다.  $\mathbf{h}$ 는 채널1과 채널2간의 전달함수의 임펄스 응

Table 1. The IRLS strategy for solving BPD problem.

<p><b>Task:</b> Find <math>\mathbf{x}</math> that approximately solves:</p> $\min_{\mathbf{x}} \ \mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\ ^2 + \lambda \ \mathbf{x}\ _1$ <p><b>Initialization:</b> Initialize <math>k = 0</math>, and set</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- The initial approximation (chosen arbitrarily) <math>\mathbf{x}_0 = \mathbf{1}</math>, where every elements in vector <math>\mathbf{1}</math> is 1.</li> <li>- The initial weight matrix <math>\mathbf{X}_0 = \mathbf{I}</math>.</li> </ul> <p><b>Main Iteration:</b> Increment <math>k</math> by 1, and apply these steps:</p> <p><b>Step1) Regularized Least-Squares:</b> approximately solve the linear system</p> $(2\lambda\mathbf{X}_{k-1}^{-1} + \mathbf{A}^T\mathbf{A})\mathbf{x} = \mathbf{A}^T\mathbf{y}$ <p>iteratively (several Conjugate-Gradient iterations may suffice), producing result <math>\mathbf{x}_k</math>.</p> <p><b>Step2) Weight Update:</b> Update the diagonal weight matrix <math>\mathbf{X}_k</math> using <math>\mathbf{x}_k</math>: <math>\mathbf{X}_k(j,j) =  \mathbf{x}_k(j)  + \epsilon</math>, where is the <math>j</math>-th element in <math>\mathbf{x}_k</math>.</p> <p><b>Step3) Stopping Rule:</b> If <math>\ \mathbf{x}_k - \mathbf{x}_{k-1}\ _2</math> is smaller than some predetermined threshold, stop. Otherwise, apply another iteration.</p> <p><b>Output:</b> The desired result is <math>\mathbf{x}_k</math>.</p>
--

답 벡터이다.  $\tilde{\mathbf{X}}_1$ 은 채널1에 수신된 신호와 전달 함수 임펄스 응답 벡터  $\mathbf{h}$ 간의 콘볼루션을 행렬과 벡터 곱으로 계산하기 위해서 채널1에 수신된 신호들로 만든 원형 행렬(circular matrix)이다. 또 위 식의 제약조건인 양의 실수  $\lambda$ 는  $\mathbf{h}$ 벡터 내의 계수값에 대하여 축소 정도를 조정하는 조절 상수이다. 이 조절 상수  $\lambda$  값을 조절하여  $\mathbf{h}$ 벡터 내에 중요하지 않은 계수 값이 선택적으로 축소되는 효과가 생긴다.

Eq. (5)와 같은 BPD 문제를 풀기 위한 여러 방법 중에 많이 쓰이는 방법에는 IRLS(Iterative Reweighed Least Squares)<sup>[16-18]</sup> 알고리즘이 있다. 이 방법은 Eq. (5)의  $l_1$ -norm 정규화 항을 대수적으로 풀기 위해서 다음과 같이 대수학적으로 등가인 식으로 변형하여 사용한다.

$$\|\mathbf{x}_1\| = \mathbf{x}^T \mathbf{X}^{-1} \mathbf{x}, \quad (7)$$

여기서  $\mathbf{X} = \text{diag}(|\mathbf{x}|)$ , 즉  $\mathbf{x}$  벡터의 성분을 주 대각의

성분 값으로 갖는 대각 행렬이다. 이를 사용한 IRLS 방식 풀이법은 Table 1과 같다.

위와 같이 BPD 목적함수를 푸는 틀들이 몇몇 발표되어 사용되고 있다. 그 중에는 MOSEK,<sup>[16]</sup>  $l_1$ -magic<sup>[17]</sup>과 SPGL1이 있다. 본 논문에서는 SPGL1을 사용하였다.<sup>[18]</sup> 그 이유는 SPGL1이 계산법 면에서 보다 효과적인 틀이라는 것이 잘 알려져 있기 때문이다.

## IV. 모의실험 결과

제안된 알고리즘의 성능을 확인하기 위해서 두 가지의 모의실험과 한 가지의 실 신호를 사용한 비교 실험을 한다.

첫 번째 비교실험을 위한 신호발생을 위해서 첫 번째 채널 신호  $x_1(k)$ 은 백색 가우시안 불규칙 신호로 발생 시켰다. 두 번째 채널 신호는  $x_1(k)$ 과 10 샘플 뒤진 신호로 모델 하였다. 즉,  $x_2(k) = x_1(k-10)$ 이다. 각 신호  $x_1(k)$ 과  $x_2(k)$ 에는 두 백색 가우시안 잡음,  $n_1(k)$ 과  $n_2(k)$ 가 각각 부가되었다. 이들 부가 잡음들은 서로 상관관계가 없도록 하였다.

두 번째 비교실험을 위한 신호 열은 신호 중 하나인  $x_1(k)$ 은 1차 AR과정인 신호로써,  $s(k) = 0.7s(k-1) + u(k)$ , 인 관계식을 만족시키는 것으로 사용하였다. 이로써 음원이 유색 신호원의 성질을 갖도록 하였다. 나머지 스펙은 첫 번째 비교 실험 때와 같도록 하였다. 그리고 각 실험에서 부가 잡음 신호는 원하는 SNR이 되도록 크기를 변화 시켰다. 각 모의 실험에서는 SNR을 -10 dB부터 5 dB사이에서 매 1 dB씩 달라지도록 하였다.

각각의 비교 실험에서 제안한 방법, GCC방법<sup>[9]</sup>, 적응 고유치 분해법<sup>[12]</sup> 및 RZA-LMS<sup>[13]</sup> 방법을 동등하게 비교하였다. 본 실험에서 사용한 GCC는 잡음에 비교적 강인한 것으로 알려진 GCC-PHAT을 사용하였다. 네 가지 방법을 각 SNR에 대해서 100회씩 반복 시행하여 결과를 얻었다. 추정 성능 비교를 위해서 지연 시간 추정의 평균 지승 오차를 각 SNR에 대해서 그래프로 그렸다.

Fig. 4는 첫 번째 실험의 결과를 비교한 그림이다. 이 그림으로 볼 때 제안된 방법이 0 dB이상에서 GCC-PHAT 방법에 비해서 약 1 dB ~ 2 dB 정도 성능 개선

을 보인다. RZA-LMS에 대해서는 작게는 1 dB에서 크게는 4 dB의 개선 효과를 보인다. 그리고 적응 고유치 분해법에 대해서는 3 dB~4 dB의 개선 효과를 보인다. 또 추정 성능 곡선을 보면 모두 일정 SNR 이하에서 성능이 갑자기 열화 되는 현상을 관찰 할 수 있는데, 이 현상이 제안된 방법의 경우 다른 세 방법에 비해서 낮은 SNR에서 일어난다. 이를 평가하기 위해서 Fig. 4에서 MSE(Mean Square Error) -10 dB를 기준 선으로 가정 했을 때 제안된 방법은 약 -6.5 dB에 이 기준선을 통과하고, GCC-PHAT와 적응 고유치 분해법은 약 -3.5 dB에서 기준선에 도달한다. 그리고 RZA-LMS는 약 -2.5 dB에 기준선을 통과 한다. 따라서 제안한 방법이 다른 세 가지 방법에 비해서 더 넓은 사용 범위를 가지고 있음을 알 수 있다.

Fig. 5는 두 번째 실험의 결과를 비교한 그림이다. 이 그림으로 볼 때 유색 신호원에 대한 시간 지연 추정 성능은 제안된 알고리즘, GCC-PHAT 방법, 적응 고유치 분해 방법 및 RZA-LMS 대부분의 경우 SNR -4 dB 이상에서는 거의 안정된 성능을 나타내나, 그 이하에서는 각 알고리즘이 성능의 열화를 나타낸다. 앞 실험과 같이 -10 dB를 지나는 SNR로써 그 성능을 비교하면, 제안된 알고리즘은 약 -9 dB에서 기준선을 지난다. 이에 반해서 GCC-PHAT와 RZA-LMS는 약 -6.5 dB에서 기준선을 지난다. 그리고 적응 고유치 분해법은 -4 dB에서 기준선을 지난다. 따라서 유색 신호 원에서도 제안된 방법이 다른 세 방법에 비해서 상대적으로 넓은 SNR에서 사용할 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

마지막으로 실제 신호음을 사용한 실험을 위해서 제1회 International Workshops on the Detection and Localization of Marine Mammals Using Passive Acoustics에 제시된 향유고래 소리<sup>[19]</sup>를 사용하여 앞서의 네 종류의 알고리즘들을 서로 비교하였다.

Fig. 6을 보면 SNR 5 dB 이상에서는 제안된 알고리즘이 GCC-PHAT에 비해서 약 5 dB 정도의 성능 개선을 보이고 있고, RZA-LMS에 비해서는 약 5 dB에서 10 dB 사이의 성능 향상을 보인다. 그리고 적응 고유치 분해법에 대해서는 평균적으로 약 12 dB 정도의 성능 향상 보인다. 5 dB 이하에서는 그 성능 차이가 급격하게 벌어짐을 관찰 할 수 있다. 앞의 두 실험과

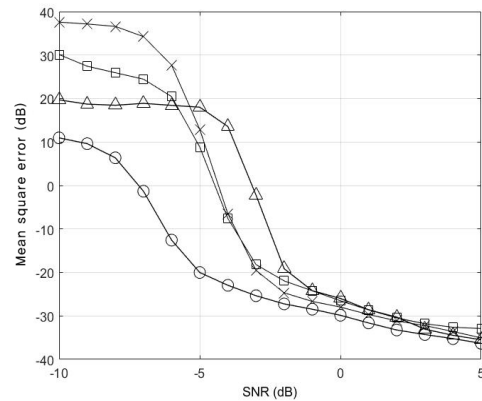


Fig. 4. Performance comparison in case of white gaussian signal source (-o-: BPD, -x-: GCC-PHAT, -△-: RZA-LMS, -□-: Adaptive eigenvector decomposition method).

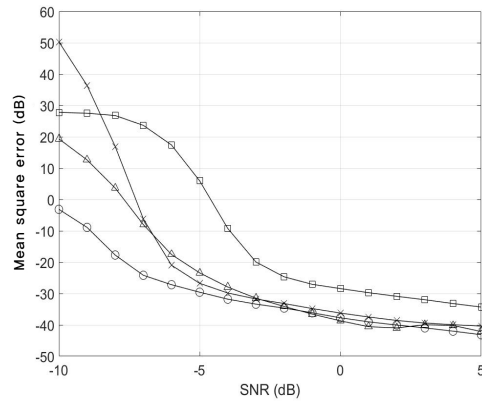


Fig. 5. Performance comparison in case of colored signal source (-o-: BPD, -x-: GCC-PHAT, -△-: RZA-LMS, -□-: Adaptive eigenvector decomposition method).

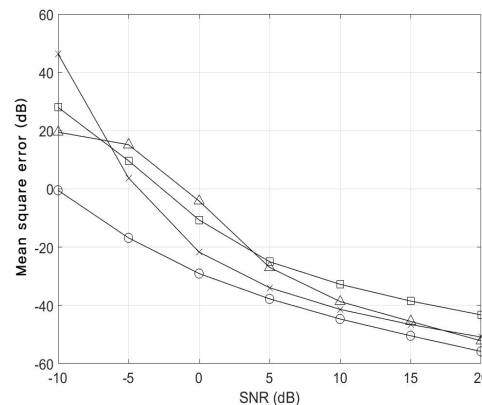


Fig. 6. Performance comparison in case of colored signal source (-o-: BPD, -x-: GCC-PHAT, -△-: RZA-LMS, -□-: Adaptive eigenvector decomposition method).

같이 -10 dB를 지나는 SNR 각각 비교하면 제안된 알고리즘은 -7 dB에서 지나고, GCC-PHAT는 약 -2.5 dB에서 지나며, RZA-LMS는 약 1.5 dB에서 지나고 적응 고유치 분해법의 경우 0 dB에서 기준선을 지나는 것을 볼 수 있다.

앞서의 세 실험이 주는 결과를 통해서 제안한 방법이 추정 방법 운용 측면에서 전통적으로 많이 사용되는 GCC-PHAT 방법과 적응 고유치 분해법 및 LMS 방식에서 유도된 희소 신호 추정 방식인 RZA-LMS에 비해서 더 넓은 SNR 시간 지연 추정이 가능함을 확인할 수 있다. 그리고 평균적인 추정 정확도 면에서도 좀 더 우수한 알고리즘임을 알 수 있다.

## V. 결 론

두 수신 센서에 도래한 신호들 간의 시간 지연을 추정하기 위한 새로운 방법으로 희소 신호처리 방법을 적용한 추정법을 제안하였다. 이 방법은 기존의 시간 지연 추정 방법들이 두 센서 사이의 지연 채널 모델이 희소채널이라는 것을 충분히 이용하지 못하고 있는데 반해서, 그 희소성을 적극적으로 이용하고자 하는 방법이다. 본 논문에서는 희소 신호 처리 방법의 하나인 BPD 모델을 사용하여 추정 알고리즘을 만들고 기존에 쓰던 대표적인 시간 지연 추정법인 GCC를 적용한 경우와 적응 고유치 분해법 및 희소 신호 추정의 한 방법인 RZA-LMS과 서로 비교하였다. 그 결과 백색 가우시안 신호 및 유색 신호원 및 해양 생물 신호원의 세 실험에서 공통적으로 추정 성능이 열화되는 문턱 현상이 늦게 나타나거나 훨씬 줄어드는 것을 관측할 수 있었다. 따라서 제안한 추정법이 운용 면에서 우수한 방법임을 알 수 있었다.

## 감사의 글

본 연구는 국방과학연구소의 지원을 받아 수행되었음(UD160015DD).

## References

1. E. Tiana-Roig, F. Jacobsen, and E. Grande, "Beamforming with a circular microphone array for localization of environmental noise sources," *J. Acoust. Soc. Am.* **128**, 3535-42 (2010).
2. J. Shin, H. Park, and E. Chang, "An ESPRIT-based super-resolution time delay estimation algorithm for real-time locating systems" (in Korean), *J. KICS*, **38**, 310-317 (2013).
3. J. Shin, S. Myong, E. Chang, and H. Park, "A super-resolution time delay estimation algorithm for spread spectrum signals" (in Korean), *J. KICS*, **37**, 119-127 (2012).
4. J. Lim and W. Hong, "An adaptive time delay estimation method based on canonical correlation analysis" (in Korean), *J. Acoust. Soc. Kr.* **32**, 548-555 (2013).
5. P. Feintuch, N. Bershad, and F. Reed, "Time delay estimation using the LMS adaptive lter-dynamic behaviour," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.* **29**, 571-576 (1981).
6. K. Ho, Y. Chan, and P. Ching, "Adaptive time-delay estimation in nonstationary signal and noise power environments," *IEEE Trans. Signal Process.* **41**, 2289-2299 (1993).
7. H. So, P. Ching, and Y. Chan, "A new algorithm for explicit adaptation of time delay," *IEEE Trans. Signal Process.* **42**, 1816-1820 (1994).
8. S. Dooley and A. Nandi, "Adaptive subsample time delay estimation using Lagrange interpolators," *IEEE Signal Process. Lett.* **6**, 65-57 (1999).
9. G. Carter, *Coherence and Time Delay Estimation: An Applied Tutorial for Research, Development, Test and Evaluation Engineers* (IEEE press, New York, 1993), pp. 1-28.
10. R. Baraniuk, "Compressive sensing," *IEEE Signal Process. Mag.* **25**, 21-30 (2007).
11. J. Lim and W. Hong, "Adaptive time delay estimation using l1 constraint" (in Korean), *J. Acoust. Soc. Kr. Suppl.1(s)* **32**, 272-275 (2013).
12. J. Benesty, "Adaptive eigenvalue decomposition algorithm for passive acoustic source localization," *J. Acoust. Soc. Am.* **107**, 384-391 (2000).
13. Y. Chen, Y. Gu, and A. Hero, "Sparse LMS for system identification," *Proc. ICASSP*, 3125-3128 (2009).
14. H. Lee, S. Park, and S. Park, "Introduction to compressive sensing," *Mag. IEIE*, **38**, 19-30 (2011).
15. R. Tibshirani, "Regression shrinkage and selection via the LASSO," *J. Royal Statist. Soc. B.* **21**, 279-289 (1996).
16. *The MOSEK Optimization Tools Version 2.5. User's Manual and Reference*, <http://www.mosek.com>, 2002.
17. E. Candès, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Trans. Inf.*

1. E. Tiana-Roig, F. Jacobsen, and E. Grande, "Beamforming

Theory. **52**, 489-509 (2006).

18. *SPGL1, a solver for large scale sparse reconstruction*, [http://www.cs.ubc.ca/labs/scl/sp\\_g11/](http://www.cs.ubc.ca/labs/scl/sp_g11/), 2008.

19. *1st International Workshops on the Detection and Localization of Marine Mammals Using Passive Acoustics*, <http://www.mobysound.org/workshops.html>, 2017.

### 저자 약력

▶ 임 준 석 (Jun-Seok Lim)



1986년 2월: 서울대학교 전자공학과 학사 졸업  
1988년 2월: 서울대학교 전자공학과 석사 졸업  
1996년 8월: 서울대학교 전자공학과 박사 졸업  
1996년 7월 ~ 1997년 10월: LG종합기술원  
현재: 세종대학교 전자공학과 교수

▶ 정 명 준 (MyoungJun Cheong)



2004년 2월: 고려대학교 전기전자전파공학과 학사  
2006년 2월: 서울대학교 전기컴퓨터공학과 석사  
2006년 1월 ~ 현재: 국방과학연구소 선임 연구원