

로그-합 정규화와 정준형 상관 분석을 이용한 시간 지연 추정에 관한 연구

A time delay estimation method using canonical correlation analysis and log-sum regularization

임준석,^{1†} 편용국,² 이석진,³ 정명준⁴

(Jun-Seok Lim,^{1†} Yong-Gook Pyeon,² Seokjin Lee,³ and Myoungjun Cheong⁴)

¹세종대학교 전자정보통신공학과, ²강원도립대학 정보통신과, ³경기대학교 전자공학과, ⁴국방과학연구소
(Received April 19, 2017; revised May 15, 2017; accepted July 31, 2017)

초 록: 음원 위치 추정은 여러 분야에서 쓰임이 있는 응용 기술이다. 음원의 위치를 추정하기 위한 기본 기법 중에는 시간 지연 추정 기법이 있다. 이 기법에선 음원의 위치를 추정하기 위해서 두 개 또는 그 이상의 수신기에 들어오는 신호 간의 상대적 시간 지연을 알아내야 한다. 시간 지연 추정 기법에는 일반화된 상호 상관(Generalized Cross-Correlation, GCC) 대표적이지만, 정준형 상관 분석(Canonical Correlation Analysis, CCA)을 이용한 방법도 있다. 본 논문에서는 시간 지연 추정용 정준형 상관 분석의 고유벡터의 희소성을 이용하기 위해 새로운 알고리즘을 제안한다. 이를 위해서 로그-합(log-sum) 정규화를 이용한다. 본 논문에서는 서로 다른 여러 신호 대 잡음비 환경 하에서 비교 모의실험을 하였고, 이 비교 실험을 통하여 얻는 데이터를 통해서 제안한 새 정준형 상관 분석 기반 알고리즘이 이전의 정준형 상관 분석 기반 알고리즘이나 기존 GCC보다 더 우수하다는 것을 보인다.

핵심용어: 시간 지연 추정, 희소 적응 신호처리, 로그-합 정규화, 정준형 상관 분석

ABSTRACT: The localization of sources has a numerous number of applications. To estimate the position of sources, the relative time delay between two or more received signals for the direct signal must be determined. Although the GCC (Generalized Cross-Correlation) method is the most popular technique, an approach based on CCA (Canonical Correlation Analysis) was also proposed for the TDE (Time Delay Estimation). In this paper, we propose a new adaptive algorithm based on CCA in order to utilized the sparsity in the eigenvector of CCA based time delay estimator. The proposed algorithm uses the eigenvector corresponding to the maximum eigenvalue with log-sum regularization in order to utilize the sparsity in the eigenvector. We have performed simulations for several SNR(signal to noise ratio)s, showing that the new CCA based algorithm can estimate the time delays more accurately than the conventional CCA and GCC based TDE algorithms.

Keywords: TDE (Time Delay Estimation), Sparse adaptive estimation, Log-sum regularization, CCA (Canonical Correlation Analysis)

PACS numbers: 43.60. Jn, 43.60. Mn

1. 서 론

두 가지(또는 그 이상) 수신 신호 간의 시간 지연 추정(Time Delay Estimation, TDE)은 여러 가지 통신

및 음성 처리 시스템에서 주요 신호원의 위치 파악을 위한 수단으로 사용될 수 있다.^[1-3] 비록 연구 및 산업 분야에서는 여러 개의 수신기를 사용하는 경향이 있지만, 휴머노이드 로봇^[2]과 보청기^[4]와 같은 두 개의 수신기가 사용되는 응용도 있다.

대부분의 시간 지연 추정 방법은 두 수신기 간의

†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: 82-2-3408-3329)

상대적 지연에 의존한다.^[5] 효과적인 시간 지연 추정 방법이 많이 있지만, 1976년에 Knapp와 Carter가 제안한 일반화된 상호 상관(Generalized Cross-Correlation, GCC) 방법이 시간 지연 추정에서 가장 많이 사용되는 기법이다.^[6] 이 기술에서의 지연 추정치는 시간 지연이 수신된 신호들의 필터링된 버전들 사이의 교차 상관을 최대화할 때 얻어진다. 또 다른 방법으로는^[7]에 소개된 고유 값 분해를 사용하여 시간 지연을 추정하는 것이다. 이 아이디어는 Doclo와 Moonen^[8]에 의해 더 발전되었다.

참고문헌 [7]과 [8]에 제안된 방법들은 수신 신호의 공분산 행렬의 최소 고유치에 해당하는 고유 벡터는 원 신호와 그 수신 신호 사이의 시간 지연 정보를 포함한다. 따라서 시간 지연 추정에 필요한 모든 정보도 고유 벡터로부터 도출될 수 있다. 그러나 낮은 신호 대 잡음비 환경 또는 상관성이 있는 잡음 환경에서 최소 고유치에 해당하는 단일 고유 벡터를 선택하는 것이 어렵다. 그 이유는 낮은 신호 대 잡음비 환경과 상관된 잡음 환경에서 유사한 값을 가진 여러 작은 고유치가 흔히 발견되기 때문이다. 이 경우, 고유치 분해 기반 시간 지연 추정 알고리즘^[8]의 성능은 저하된다. 참고문헌 [8]의 알고리즘은 적응형 일반화된 고유치 분해(Generalized Eigenvalue Decomposition, GEVD) 알고리즘을 사용하여 잡음 환경 하에서 참고문헌 [7]에서 제안한 알고리즘의 성능을 향상시켰다. 일반화된 고유치 분해 바탕의 알고리즘은 참고문헌 [7]의 알고리즘에 백색화를 도입하여 최소 고유치에 대해 단일 고유 벡터를 유도하는 성능을 더 좋게 만들었다. Lim과 Hong^[9]은 정준형 상관 분석(Canonical Correlation Analysis, CCA) 기반 시간 지연 예측 알고리즘을 제안했다. Lim과 Hong^[9]의 결과로부터 정준형 상관 분석 기반 알고리즘이 GCC와 기존 고유 값 분해 기반 알고리즘보다 우수함을 보여주었다.

본 논문에서는 Lim과 Hong^[9]의 정준형 상관 분석 기반 알고리즘보다 더 우수한 시간 지연 추정 알고리즘을 제안한다. 우수한 성능을 위해서 두 센서 간 상대적인 지연 구조를 마치 전달함수처럼 사용하는 정준형 상관 분석기반 알고리즘의 특징 벡터에서 일종의 희소성 채널 특성을 파악하고 이를 적극적으로 이용한다. 희소성을 이용하기 위해서 Lim과 Hong^[9]

에서 설정한 목적 함수에 희소성 정규화항을 부가하여 이를 최적화하도록 하였다. 그리고 시뮬레이션을 통해서 음원이 백색 신호원인 경우와 음원이 유색 신호원일 때 신호 대 잡음비를 달리하면서 시간 지연 추정 성능을 비교하였다.

II. 시간 지연 추정 모델링과 정준형 상관 분석 기반 시간 지연 추정

2.1 시간 지연 추정 모델링

고전적인 시간 지연 추정 문제에 대한 간단하고 널리 사용되는 두 개의 수신기를 사용하는 신호 모델은 다음과 같다. 수신기 신호 $x_i(k)$, $i=1,2$ 는 다음과 같다.

$$x_i(k) = \alpha_i s(k - \tau_i) + n_i(k), \quad (1)$$

여기서 α_i 는 전파 효과로 인한 감쇠 인자, τ_i 는 알려지지 않은 소스 $s(k)$ 에서 수신기 i 까지의 전파 시간, $n_i(k)$ 는 i 번째 수신기에서의 추가 잡음 신호이다. $n_1(k)$ 및 $n_2(k)$ 는 각각 평균이 영이고, 서로 비상관인 고정 가우스 랜덤 프로세스라고 가정한다. 2개의 수신 신호 1 및 2 사이의 상대 지연 τ_{12} 는 다음과 같이 정의된다.

$$\tau_{12} = \tau_1 - \tau_2. \quad (2)$$

2.2 정준형 상관 분석 기반 시간 지연 추정

Fig. 1에서 \mathbf{X}_1 , \mathbf{X}_2 가 각각 크기 $M \times N$ 및 $M \times N$ 의 2개의 알려진 완전-랭크(full-rank) 데이터 행렬이라고 하자. Fig. 1에서 정준형 상관 분석은 \mathbf{X}_1 , \mathbf{X}_2 두 행렬이 최대 상관도를 갖도록 하는 크기가 $N \times 1$ 인 \mathbf{h}_1 과 크기 $N \times 1$ 의 \mathbf{h}_2 두 벡터를 찾는 문제로 정의할 수 있다^[10].

$$\arg \max_{\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2} \rho = \frac{\mathbf{y}_1^T \mathbf{y}_2}{\|\mathbf{y}_1\| \|\mathbf{y}_2\|} = \frac{\mathbf{h}_1^T \mathbf{R}_{12} \mathbf{h}_2}{\sqrt{\mathbf{h}_1^T \mathbf{R}_{11} \mathbf{h}_1 \mathbf{h}_2^T \mathbf{R}_{22} \mathbf{h}_2}}, \quad (3)$$

여기서 $\mathbf{R}_j = \mathbf{X}_j^T \mathbf{X}_j$ 는 상관 행렬의 추정치이다.

앞에서 기술한 CCA 개념은 2개의 상이한 수신 센서 사이의 시간 지연 추정에 이용될 수 있다. \mathbf{x}_1 과 \mathbf{x}_2 가

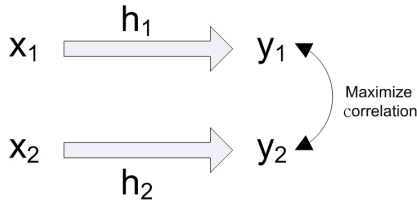


Fig. 1. Concept of CCA.

$N \times 1$ 크기의 수신된 신호 벡터라고 가정하면, \mathbf{h}_2 는 \mathbf{x}_2 와 y_2 사이의 매핑 채널을 의미하고, \mathbf{h}_1 은 \mathbf{x}_1 과 y_1 사이의 채널을 의미한다. 매핑 채널 \mathbf{h}_1 및 \mathbf{h}_2 는 지연 D_1 및 D_2 를 갖는 y_1 및 y_2 간의 상관관계를 최대화한다. 매핑 채널은 다음과 같이 작동한다.

$$\begin{aligned} y_1(k) &= \mathbf{h}_1 * \mathbf{x}_1(k) = \alpha_1 s(k - \tau_1 - D_1) + n_1(k - D_1), \\ y_2(k) &= \mathbf{h}_2 * \mathbf{x}_2(k) = \alpha_2 s(k - \tau_2 - D_2) + n_2(k - D_2). \end{aligned} \quad (4)$$

$y_1(k)$ 와 $y_2(k)$ 사이의 상관이 최대가 될 때, 수신 신호의 지연과 매핑 채널의 지연 사이의 관계는 다음과 같다.

$$\tau_1 + D_1 = \tau_2 + D_2. \quad (5)$$

$$\tau_{12} = \tau_1 - \tau_2 = D_2 - D_1. \quad (6)$$

따라서 \mathbf{h}_1 과 \mathbf{h}_2 의 최댓값 사이의 시간차는 입력 \mathbf{x}_1 과 \mathbf{x}_2 사이의 지연과 같다. Eq. (3)은 다음과 같이 최적화 문제로 만들 수 있다.^[10]

$$\begin{aligned} \arg \max_{\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2} & \mathbf{h}_1^T \mathbf{R}_{12} \mathbf{h}_2, \\ \text{s.t.} & \mathbf{h}_1^T \mathbf{R}_{11} \mathbf{h}_1 = \mathbf{h}_2^T \mathbf{R}_{22} \mathbf{h}_2 = 1. \end{aligned} \quad (7)$$

위 식의 해는 다음과 같은 일반고유치 문제에서 최대 고유치에 해당하는 고유 벡터를 구하는 것과 같다.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{R}_{12} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{v} = \rho \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_{22} \end{bmatrix} \mathbf{v}. \quad (8)$$

$$\mathbf{A} \mathbf{v} = \rho \mathbf{B} \mathbf{v}, \quad (9)$$

여기서 ρ 가 최대치를 갖는 고유치일 때, 해당 고유 벡터는 $\mathbf{v}^T = [\mathbf{h}_1 \quad \mathbf{h}_2]^T$ 와 같아서, \mathbf{h}_1 과 \mathbf{h}_2 를 구할 수 있다. 이 문제는 아래와 같이 다시 쓰면 Eq. (9)에서 얻은 고유 벡터를 최소 고유치에 해당하는 고유 벡터로부터 얻을 수 있다.

$$\mathbf{B} \mathbf{v} = \lambda \mathbf{A} \mathbf{v}. \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{R}_{11} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_{22} \end{bmatrix} \mathbf{v} = \lambda \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{R}_{12} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{v}. \quad (11)$$

Eq. (11) 양변에 $\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{R}_{12} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ 를 각각 더하면 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.^[9]

$$\begin{bmatrix} \mathbf{R}_{11} & \mathbf{R}_{12} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{R}_{22} \end{bmatrix} \mathbf{v} = \lambda' \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{R}_{12} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{v}. \quad (12)$$

$$\mathbf{B}' \mathbf{v} = \lambda \mathbf{A} \mathbf{v}, \quad (13)$$

여기서 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{R}_{12} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ 이고,

$$\mathbf{B}' = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{11} & \mathbf{R}_{12} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{R}_{22} \end{bmatrix} = E \left(\begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \mathbf{x}_2^T \end{bmatrix} \right) = E(\mathbf{x}_B \mathbf{x}_B^T) \text{ 이다.}$$

III. 희소성을 고려한 정준형 상관 분석 기반 시간 추정 기법

참고문헌 [9]에서는 위 Eq. (13)를 최소화하는 적응 알고리즘을 제안하였다. 이를 위해서 $\mathbf{v}^T \mathbf{A} \mathbf{v} = 1$ 라는 제한 조건과 함께 $\mathbf{v}^T \mathbf{B}' \mathbf{v}$ 를 최소화하도록 하였다. 그러나 이 방법에서는 시간 지연 추정 문제에서 구하고자 하는 두 채널 \mathbf{h}_1 과 \mathbf{h}_2 가 Fig. 2에 예시한 것과 같이 극히 적은 수의 탭만이 의미 있는 값을 갖고 나머지는 의미 없는 것이라는 희소성을 가지고 있음을 고려하지 않았다.

본 논문에서는 구하고자 하는 채널의 희소성을 고려하기 위하여 로그-합(log-sum) 항을 희소성 보정 항으로써 사용한 목적함수를 사용한다.^[11]

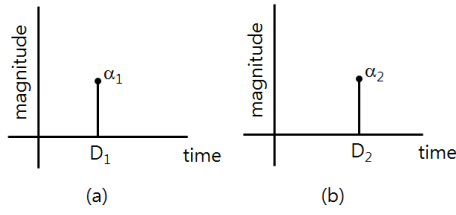


Fig. 2. Sparse characteristics (a) sparse characteristics of h1 (b) sparse characteristics of h2.

$$J(k) = \frac{1}{2} e(k)^2 + \gamma \sum_{i=1}^N \log(1 + |v_i(k)|/\varepsilon'), \quad (14)$$

여기서 $e(k) = \frac{\mathbf{v}^T(k)\mathbf{x}_B(k)}{\sqrt{\mathbf{v}^T(k)\mathbf{A}\mathbf{v}(k)}}$ 이고, $\mathbf{v}^T = [\mathbf{h}_1 \quad \mathbf{h}_2]^T$ 이며 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{R}_{12} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$ 이다. Eq. (14)의 두 번째 항은 일종의 l_0 -놈(norm)과 유사한 구실을 한다는 것이 알려져 있다.^[11] Eq. (14)에 기울기법을 사용한 재차 갱신 식은 다음과 같다.

$$\mathbf{v}(k+1) = \mathbf{v}(k) - \rho \left[\text{sgn}(\mathbf{v}(k)) ./ (1 + \varepsilon |\mathbf{v}(k)|) \right] - \mu e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial \mathbf{v}(k)}, \quad (15)$$

여기서 μ 는 스텝 사이즈이다. ε 는 탭 크기를 조절하는 역할을 하는 상수이다.^[11] 또 ‘./’ 연산자는 벡터의 각 요소마다 따로 나눗셈을 하는 연산자를 의미한다. $e(k)$ 항에 대한 미분은 다음 식과 같다. Eq. (15)에서 두 번째 항이 Eq. (14)의 로그-합 항으로부터 나온 항이다. 이 항은 추정 벡터 \mathbf{v} 의 탭 중에서 큰 크기의 탭과 작은 크기의 탭을 선택적으로 줄이는 역할을 한다. 탭의 크기가 $1/\varepsilon$ 과 비슷하거나 작은 탭은 그 크기를 더욱 줄여 0에 수렴하도록 만들고, 그 반대의 경우는 줄이는 영향이 미미하게 하는 동작을 한다.^[11]

$$\frac{\partial e(k)}{\partial \mathbf{v}(k)} = \frac{1}{\sqrt{\mathbf{v}^T(k)\mathbf{A}\mathbf{v}(k)}} \left(\frac{\mathbf{x}_B(k) - e(k)\mathbf{A}\mathbf{v}(k)}{\sqrt{\mathbf{v}^T(k)\mathbf{A}\mathbf{v}(k)}} \right). \quad (16)$$

위 Eq. (16)와 $\mathbf{v}^T\mathbf{A}\mathbf{v} = 1$ 라는 제한 조건을 Eq. (15)에 적용하면 다음과 같은 갱신 식을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{v}(k+1) = \mathbf{v}(k) - \rho \left[\text{sgn}(\mathbf{v}(k)) ./ (1 + \varepsilon |\mathbf{v}(k)|) \right] - \mu e(k) (\mathbf{x}_B(k) - e(k)\mathbf{A}\mathbf{v}(k)), \quad (17)$$

여기서 $e(k) = \mathbf{v}^T(k)\mathbf{x}_B(k)$ 이다. 그리고 좀 더 빠른 수렴을 위해서 다음과 같이 NLMS와 유사한 접근을 할 수도 있다.^[9,11]

$$\mathbf{v}(k+1) = \mathbf{v}(k) - \rho \frac{\text{sgn}(\mathbf{v}(k))}{1 + \varepsilon |\mathbf{v}(k)|} - \frac{\mu e(k)}{\mathbf{x}_1^T\mathbf{x}_1 + \mathbf{x}_2^T\mathbf{x}_2 + \delta} (\mathbf{x}_B(k) - e(k)\mathbf{A}\mathbf{v}(k)). \quad (18)$$

Eqs. (17)이나(18)를 사용하여 매번 갱신한 벡터 $\mathbf{v}^T(k+1) = [\mathbf{h}_1(k+1) \quad \mathbf{h}_2(k+1)]^T$ 로부터 $\mathbf{h}_1(k+1)$ 과 $\mathbf{h}_2(k+1)$ 를 얻고 이들 계수의 최고치 사이의 시간차로부터 시간지연을 추정할 수 있다. 그리고 Eqs. (17)이나(18)에서 로그-합 항을 추가함으로써 드는 추가 연산량은 추정 벡터 \mathbf{v} 차수만큼의 나눗셈이다. 이 같은 연산량 증가는 전체 연산 속도에 크게 영향주지 않는 정도이다.

IV. 모의실험 결과

모의실험을 위해서 두 수신 채널을 위한 신호 열을 두 종류로 발생시킨다.

첫 번째 비교실험을 위한 신호발생을 위해서 첫 번째 채널 신호 $x_1(k)$ 는 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 $x_1(k)$ 와 $x_2(k)$ 에는 두 백색 가우시안 잡음, $m_1(k)$ 과 $m_2(k)$ 가 각각 추가되었다. 이들 부가 잡음들은 서로 상관관계가 없도록 하였다. 그리고 신호 대 잡음비 (Signal to Noise Ratio, SNR)는 -10 dB부터 20 dB까지로 변화시켰다.

두 번째 비교실험을 위한 신호 열은 신호 중 하나인 $x_1(k)$ 는 1차 자기 회귀(auto regressive) 과정인 신호로써, $s_0(k) = 0.7s_0(k) + w(k)$,인 관계식을 만족시키는 것으로 사용하였다. 이로써 음원이 유색 신호원의 성질을 갖도록 하였다. 나머지 조건은 첫 번째 비교 실험 때와 같도록 하였다. 그리고 신호 대 잡음비는 0

dB부터 20 dB까지로 변화 시켰다.

각 각의 비교 실험에서 제안한 방법과 함께 시간 지연 추정 분야에서 전통적으로 유명한 두 방법인 GCC 방법^[5]과 정준형 상관 분석에 기반을 둔 방법^[9]를 동등하게 비교하였다. 세 방법을 각 신호 대 잡음비에 대해서 100회씩 반복 시행하여 결과를 얻었다. 추정 성능 비교를 위해서 지연 시간 추정의 평균 자승 오차(Mean Square Deviation Error, MSDE)를 각 신호 대 잡음비에 대해서 그래프로 그렸다.

Fig. 3은 첫 번째 실험의 결과를 비교한 그림이다. 그리고 Table 1에 신호 대 잡음비 0 dB에서 20 dB에서 추정 오차를 정리하였다. Fig. 3과 Table 1로 볼 때 제안된 방법이 0 dB이상에서 GCC 방법에 비해서 3 dB ~ 7 dB 정도 성능 개선을 보이고, 정준형 상관 분석에 기반을 둔 방법에 비해서는 1 dB ~ 3 dB 정도의 성능 개선을 보인다.

Fig. 4는 두 번째 실험의 결과를 비교한 그림이다. 그리고 Table 2에 신호 대 잡음비 5 dB에서 20 dB에서 추정 오차를 정리하였다. Figs. 4와 2로 볼 때 유색 신호

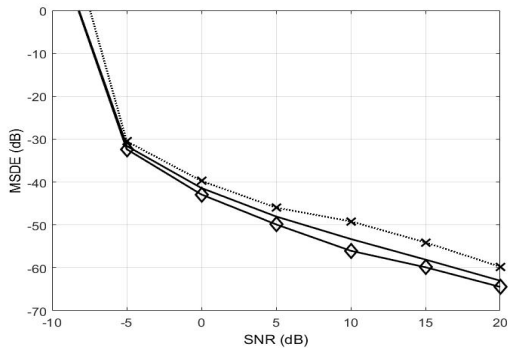


Fig. 3. Performance comparison in case of white gaussian signal source (—◇—: proposed algorithm, —: CCA based TDE,^[9] —×—: GCC^[5]).

Table 1. Mean square error in (dB) in the 1st experiment.

SNR (dB)	Algorithm		
	proposed algorithm	CCA TDE ^[6]	GCC TDE ^[5]
0	-42.9	-41.4	-39.7
5	-49.9	-48	-45.9
10	-56.0	-53.3	-49.1
15	-59.9	-58.0	-54.0
20	-64.4	-62.9	-59.7

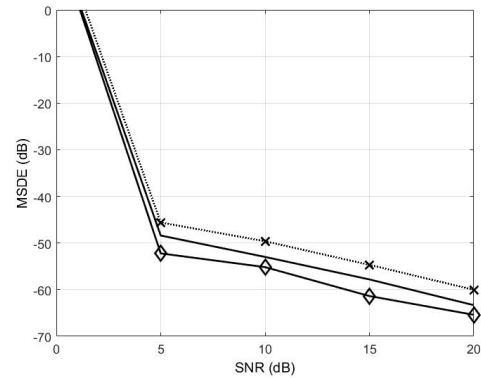


Fig. 4. Performance comparison in case of colored signal source (—◇—: proposed algorithm, —: CCA based TDE,^[9] —×—: GCC^[5]).

Table 2. Mean square error in (dB) in the 2nd experiment.

SNR (dB)	Algorithm		
	proposed algorithm	CCA TDE ^[6]	GCC TDE ^[5]
5	-52.2	-48.3	-45.6
10	-55.2	-52.9	-49.6
15	-61.4	-57.8	-54.6
20	-65.4	-63.3	-60

원에 대한 시간 지연 추정 성능은 신호 대 잡음비 5 dB 이상에서 GCC 방법에 비해서 5 dB ~ 7 dB 정도 성능 개선을 보이고 및 정준형 상관 분석에 기반 한 방법과는 같은 신호 대 잡음비에서 2 dB ~ 4 dB 정도 성능 개선을 나타내고 있음을 알 수 있다.

앞의 두 실험을 통해서 제안한 방법이 기존 방법 정준형 상관 분석 기반 방법에 비해서 상대적으로 우수한 시간 지연 추정 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다.

V. 결 론

두 센서에 수신된 신호가 시간 지연을 추정하기 위한 정준형 상관 분석방법과 희소 신호처리 방법을 적용한 추정법을 제안하였다. 기존에 제안된 정준형 상관 분석 기반의 시간 지연 추정 방법이 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 일환으로 로그-합 항을 목적 함수에 보정항으로써 추가하여 희소성 채널 추정 알고리즘을 만들고 기존의 GCC 및 정준형 상관 분석 기반 시간 지연 추정법들과 서로 비교하였다. 그 결과 제안한 추정법이 우수한 추정 결과를 산출함을 알 수 있었다.

감사의 글

본 연구는 국방과학연구소의 지원을 받아 수행되었음(UD160015DD).

References

1. D. Havelock, S. Kuwano, and M. Vorlander, *Handbook of signal processing in acoustics* (Springer, Berlin, 2008), pp. 33-52.
2. J. F. Ferreira, C. Pinho, and J. Dias, "Implementation and calibration of a Bayesian binaural system for 3D localisation," *IEEE international conference on robotics and biomimetics*, 1722-1727 (2009).
3. 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).
4. T. May, S. Par, and A. Kohlrausch, "A probabilistic model for robust localization based on a binaural auditory front-end," *IEEE Trans. Audio, Speech, Lang. Process.* **19**, 1-13 (2011).
5. G. C. Carter, *Coherence and Time Delay Estimation: An Applied Tutorial for Research, Development, Test and Evaluation Engineers* (IEEE press, New York, 1993), pp. 1-29.
6. C. H. Knapp and G. C. Carter, "The generalized correlation method for estimation of time delay," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.* **24**, 320-327, (1976).
7. J. Benesty, "Adaptive eigenvalue decomposition algorithm for passive acoustic source localization," *J. Acoust. Soc. Am.* **107**, 384-391 (2000).
8. S. Doclo and M. Moonen, "Robust adaptive time delay estimation for speaker localization in noisy and reverberant acoustic environments," *EURASIP J. Appl. Signal Process.* **11**, 1110-124 (2003).
9. 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).
10. J. Via, I. Santamaria, and J. Perez, "A learning algorithm for adaptive canonical correlation analysis of several data set," *Neural Network*, **20**, 139-152 (2007).
11. Y. Chen, Y. Gu, and A. O. Hero III, "Sparse LMS for system identification," *Proc. ICASSP*, 3125-3128 (2009).

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

▶ 편 용 국 (Young-Guk Pyeon)



1993년 2월: 강원대학교 전자공학과 학사 졸업
 1996년 2월: 관동대학교 전자공학과 석사 졸업
 2004년 2월: 세종대학교 전자공학과 박사 졸업
 현재: 강원도립대학 정보통신과 조교수

▶ 이 석 진 (Seokjin Lee)



2006년 8월: 서울대학교 전기컴퓨터공학부 학사
 2008년 8월: 서울대학교 전기컴퓨터공학부 석사
 2012년 2월: 서울대학교 전기컴퓨터공학부 박사
 2012년 3월: (주)LG전자 CTO연구소 선임 연구원
 2014년 3월 ~ 현재: 경기대학교 전자공학과 조교수

▶ 정 명 준 (MyoungJun Cheong)



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