

Convolutional Blind Signal Separation Method Based on Acoustic Echo Cancellation

이행우*

Acoustic Echo Cancellation Based on Convolutional Blind Signal Separation Method

Haeng-Woo Lee*

요약

본 논문은 암묵신호분리방법을 이용한 음향반향 제거에 관한 것이다. 이 방법은 동시통화 중에도 반향제거 성능이 저하되지 않는다. 폐쇄된 반향환경에서 음향신호의 혼합모델은 다채널이기 때문에 convolutional 암묵신호분리방법을 적용하며 신호분리를 위해 분리계수를 직접 계산하지 않고 역방향 모델을 이용하여 혼합계수를 산출하는 방식으로 이루어진다. 계수 갱신은 2차 통계적 성질을 기반으로 반복적인 계산에 의해 수행됨으로서 근단화자 신호를 추정해낸다. 제안한 암묵신호분리의 성능을 검증하기 위해 많은 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션 결과, 이 방법을 사용한 음향반향제거기는 동시통화의 유무에 상관없이 안전하게 동작하고, 일반적인 적응 FIR 필터구조에 비해 PESQ가 0.6점 향상되는 것으로 나타났다.

ABSTRACT

This paper deals with acoustic echo cancellation using blind signal separation method. This method does not degrade the echo cancellation performance even during double-talk. In the closed echo environment, the mixing model of acoustic signals is multi-channel, so the convolutional blind signal separation method is applied and the mixing coefficients are calculated by using the feedback model without directly calculating the separation coefficients for signal separation. The coefficient update is performed by iterative calculations based on the second-order statistical properties, thus estimates the near-end speech. A number of simulations have been performed to verify the performance of the proposed blind signal separation method. The simulation results show that the acoustic echo canceller using this method operates safely regardless of the presence of double-talk, and the PESQ is improved by 0.6 point compared with the general adaptive FIR filter structure.

키워드

Blind Signal Separation, Acoustic Echo Canceller, Double Talk, Multi-Channel
암묵 신호 분리, 음향 반향 제거기, 동시 통화, 다채널

1. 서론

핸즈프리 등 스피커-폰 시스템에서 음향반향신호는 원단화자로부터의 수신신호가 스피커를 통해 방사된 후 벽면 등에 반사되어 마이크에서 근단화자의 송

신신호와 결합됨으로써 원단에서 근단화자의 음성청취를 방해받게 된다. 반향신호를 제거하기 위하여 그림 1과 같이 적응 필터를 이용한 음향반향제거기를 사용하게 되는데 이 회로는 원단화자 신호만 존재하는 일방통화에서는 정상적으로 동작하지만 근단화자

* 교신저자: 남서울대학교
(hwlee@nsu.ac.kr)

• 접수일: 2018. 07. 24
• 수정완료일: 2018. 09. 03
• 게재확정일: 2018. 10. 15

정보통신공학과 • Received: July. 24, 2018, Revised: Sep. 03, 2018, Accepted: Oct. 15, 2018

• Corresponding Author: Haeng-Woo Lee
Dept. of Information Communication, Namseoul University,
Email: hwlee@nsu.ac.kr

신호도 존재하는 동시통화 구간에서는 반향신호를 제거하는 능력이 갑자기 저하되는 현상이 발생한다. 따라서 이 동시통화문제를 해결해야 한다.

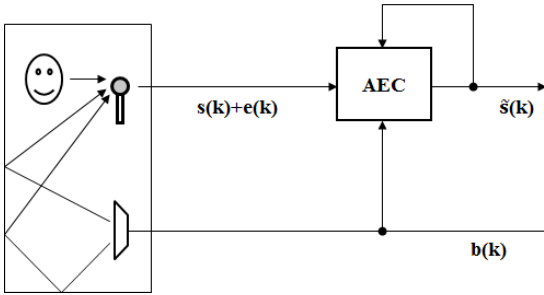


그림 1. 음향반향 제거시스템
Fig. 1 Acoustic echo cancellation system

일반적으로 동시통화상태를 검출하여 반향제거기의 계수 갱신을 중지시키므로써 계수의 발산을 방지하는 방법이 있다. 그러나 이 방법은 검출시간이 비교적 길어 검출이 되기 전에 반향제거기의 계수가 발산하는 경우가 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 근원적으로 해결할 수 있는 음원 분리기술을 이용한다.

음원분리기술은 관찰된 혼합음으로부터 각 음원신호를 분리해낼 수 있다. 특히 입력신호의 통계적인 특성 등 사전 정보를 알지 못하는 상태에서 신호들을 분리하는 암묵신호분리(Blind Signal Separation; BSS) 방법[1]이 있다. 이것은 음성간의 통계적 특성이 독립이라는 가정하에 여러 음원을 분리하는 방법이다. Jutten과 Herault가 제안한 BSS 알고리즘은 선형 혼합된 신호를 간단히 분리할 수 있다고 발표하였으며 이후 여러 후속 연구가 이루어졌다. Jutten과 Herault는 시간영역에서 잡음과 신호를 분리하는 BSS 알고리즘[2]을 제안하였다. 그러나 이 알고리즘은 수천 개의 많은 탭을 사용하므로 큰 메모리가 필요하고 계산량도 많아진다. Bell과 Sejnowski는 독립성분분석(Independent Component Analysis; ICA)을 통하여 지연을 추정하는 방법[3]을 제안하였다. 그러나 음성신호는 주기적인 특성 때문에 지연을 추정하는데 있어 초기값에 따라서는 최적해로 수렴하지 못하는 경우도 있다. 이를 해결하기 위해

Torkko는 정보량 최대화 알고리즘[4]을 이용하여 지연을 추정하였다. 그러나 계산량이 많고 배경잡음이 있으면 정확하게 지연을 추정하지 못한다. 따라서 최근에는 주파수영역에서 암묵신호분리를 하는 연구가 많이 이루어지고 있다[5-6]. 또한 폐쇄된 공간에서 반향신호가 존재하는 다채널 환경에서 신호를 분리하는 문제는 다차원의 많은 계산량을 요구한다[7-11].

제안하는 음원분리기술은 마이크 간에 신호의 크기와 도달시간의 차이를 이용한다. 다시 말해서 이 알고리즘은 여러 비선형 수학적 계산식을 구현한다. 복수의 음향신호는 3가지 차원에서 중첩됨으로 인하여 서로 혼합되고 간섭된다. 세 차원은 시간, 주파수, 그리고 도착 방향을 말한다. 지금까지 시간영역에서 중첩하는 신호는 주파수 스펙트럼이나 도착 방향을 이용하여 구별하였다. 그러나 본 기술은 시간, 스펙트럼, 도착 방향이 동시에 중첩된 신호들도 구분할 수 있다. 즉 2개의 음원으로부터 발생된 혼합음이 존재하는 환경에서 이중 마이크를 사용하여 각 음원을 분리해낸다. 이는 각 마이크에 유입되는 신호의 크기와 도달시간이 다르기 때문에 이러한 특성을 활용하여 반복적인 계산을 통해 음원을 구하게 된다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. II장에서 암묵신호분리 알고리즘의 개념을 논하였고, III장에서는 다채널이 존재하는 음향반향 환경에서 암묵신호분리 알고리즘의 적용방법에 대하여 살펴보았다. 그리고 시뮬레이션 결과를 IV장에서 제공하였고, V장에서 결론을 도출하였다.

II. 암묵신호분리 알고리즘

두 음원신호가 혼합된 환경에서 각 음원으로부터 발생된 음향신호는 크기와 시간을 달리하여 마이크로 유입된다. 따라서 음원을 $s(k)$, 마이크 입력신호를 $x(k)$ 라 하면 각 마이크로 유입되는 신호의 혼합모델은 식 (1), (2)와 같이 표현된다.

$$x_1(k) = a_{11}(k)s_1(k) + a_{12}(k)s_2(k-d_2) \quad (1)$$

$$x_2(k) = a_{21}(k)s_1(k-d_1) + a_{22}(k)s_2(k) \quad (2)$$

여기서 $a(k)$ 는 각 음원으로부터 마이크까지 거리에 반비례하는 혼합계수이다. 샘플링 주파수가 8kHz인 경우 두 마이크 간 거리가 약 4cm 이내면 지연시간 d_1, d_2 는 무시할 수 있다. 그리고 BSS 출력에서 분리된 음향의 크기는 음원의 크기와 같지 않으므로 각 음원을 $s_1(k) = s'_1(k)/a_{11}(k)$, $s_2(k) = s'_2(k)/a_{22}(k)$ 로 정규화하면 식 (3), (4)와 같이 간략화 된다.

$$x_1(k) = s'_1(k) + a_{12}(k)s'_2(k) \quad (3)$$

$$x_2(k) = a_{21}(k)s'_1(k) + s'_2(k) \quad (4)$$

즉 암묵신호분리는 그림 2와 같은 순방향 구조로 이루어진다.

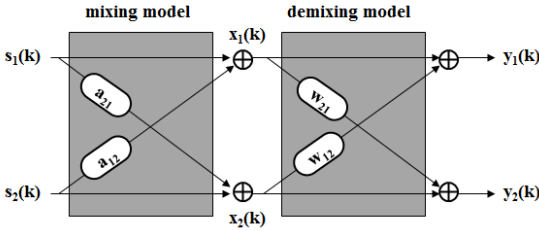


그림 2. 암묵 신호분리 순방향 모델

Fig. 2 Feedforward model of blind signal separation

여기서 $w(k)$ 는 혼합신호에 대한 분리계수이다. 두 입력신호의 추정치를 구하는 형태로 수식을 정리하면 식 (5), (6)과 같이 표현된다.

$$\tilde{s}_1(k) = x_1(k) - \tilde{a}_{12}(k)\tilde{s}_2(k) \quad (5)$$

$$\tilde{s}_2(k) = x_2(k) - \tilde{a}_{21}(k)\tilde{s}_1(k) \quad (6)$$

여기서 혼합계수의 추정치 $\tilde{a}_{12}(k)$ 및 $\tilde{a}_{21}(k)$ 는 반복적인 계산에 의하여 해를 구할 수 있다. 즉 음향신호 $s_1(k), s_2(k)$ 가 서로 독립이라 할 때 각 신호의 2차 통계적 특성을 이용하여 steepest descent method로 구한다. 한편 출력신호는 음원의 추정치 $y_1(k) = \tilde{s}_1(k)$, $y_2(k) = \tilde{s}_2(k)$ 이므로 식

(5), (6)으로부터 출력신호의 분리모델은 식 (7), (8)과 같이 역방향 구조로 표현할 수 있다.

$$y_1(k) = x_1(k) - \tilde{a}_{12}(k)y_2(k) \quad (7)$$

$$y_2(k) = x_2(k) - \tilde{a}_{21}(k)y_1(k) \quad (8)$$

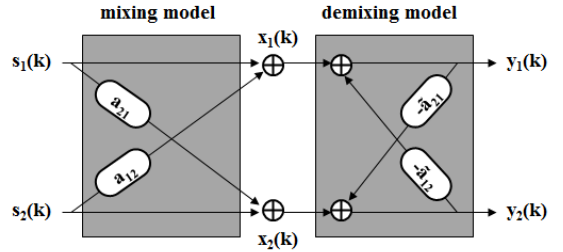


그림 3. 암묵 신호분리 역방향 모델

Fig. 3 Feedback model of Blind signal separation

분리계수를 구하는 대신 식 (7), (8)로부터 혼합계수를 직접 구할 수 있다. 오차신호를 비용함수로 사용하기 위하여 혼합모델을 다시 표현하면 식 (9), (10)이 된다.

$$x_1(k) - y_1(k) - \tilde{a}_{12}(k)y_2(k) = \epsilon_1(k) \quad (9)$$

$$x_2(k) - \tilde{a}_{21}(k)y_1(k) - y_2(k) = \epsilon_2(k) \quad (10)$$

따라서 LMS 알고리즘을 이용한 갱신값은 식 (11), (12)와 같다.

$$\begin{aligned} \nabla \rho_1(k) &= \frac{\partial \{\epsilon_1(k)\}^2}{\partial a_{12}(k)} \\ &= -2[x_1(k) - y_1(k) - \tilde{a}_{12}(k)y_2(k)]y_2(k) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \nabla \rho_2(k) &= \frac{\partial \{\epsilon_2(k)\}^2}{\partial a_{21}(k)} \\ &= -2[x_2(k) - \tilde{a}_{21}(k)y_1(k) - y_2(k)]y_1(k) \end{aligned} \quad (12)$$

그리고 새로운 계수의 갱신식은 식 (13), (14)로 표현된다.

$$\begin{aligned} \tilde{a}_{12}(k+1) &= \tilde{a}_{12}(k) - \mu_1 \nabla \rho_1(k) \\ &= \tilde{a}_{12}(k) + 2\mu_1 [x_1(k) - y_1(k) \\ &\quad - \tilde{a}_{12}(k)y_2(k)]y_2(k) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \tilde{a}_{21}(k+1) &= \tilde{a}_{21}(k) - \mu_2 \nabla \rho_2(k) \\ &= \tilde{a}_{21}(k) + 2\mu_2 [x_2(k) - \tilde{a}_{21}(k)y_1(k) \\ &\quad - y_2(k)]y_1(k) \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 μ 는 수렴속도를 결정하는 스텝 크기를 나타낸다. 이러한 계수 연산과정을 그림 4에서 도식적으로 보여주고 있다.

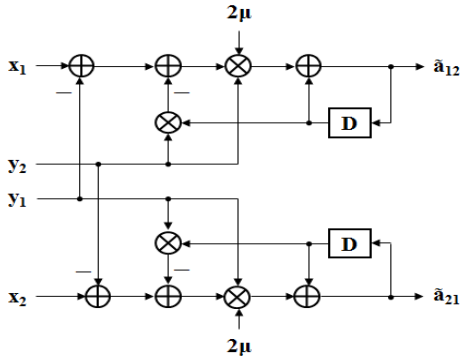


그림 4. 계수 갱신과정
Fig. 4 Coefficient updating structure

BSS 출력을 사용하여 식 (7), (8)을 다시 표현하면 식 (15), (16)와 같다.

$$y_1(k+1) = x_1(k) - \tilde{a}_{12}(k)y_2(k) \quad (15)$$

$$y_2(k+1) = x_2(k) - \tilde{a}_{21}(k)y_1(k) \quad (16)$$

따라서 식 (13), (14)와 식 (15), (16)을 각 샘플마다 반복적으로 계산하면 분리하고자 하는 음원을 구할 수 있다.

III. 암묵신호분리방법에 기반한 음향반향제거

스피커-폰 시스템에서 핸드프리 통화는 음향 반향을 발생시킨다. 그래서 원하지 않는 반향신호를 제거하기 위한 회로를 사용한다[12-14]. 그런데 원단화자와 근단화자가 동시에 말을 하는 동시통화의 경우에 마이크로 유입되는 근단화자 신호를 산출해내야 한다. 이러한 동시통화 문제

를 해결하기 위하여 BSS에 기반한 음향반향 제거기를 제안하고자 한다. 이것을 그림 5에서 보여주고 있다.

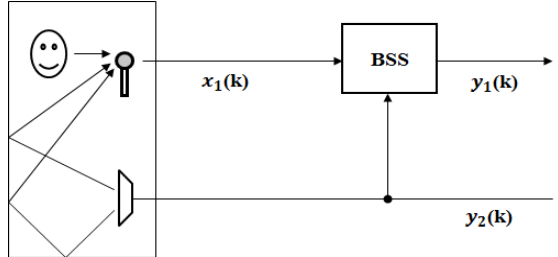


그림 5. 암묵신호분리를 사용한 음향반향 제거기
Fig. 5 Acoustic echo canceller with BSS

음향반향신호는 다채널 신호의 합으로 식 (17)과 같이 표현된다.

$$e(k) = \sum_{n=0}^{N-1} g_n(k)y_2(k-n) \quad (17)$$

여기서 $g_n(k)$ 는 반향경로의 응답을 나타내며 N 은 응답의 샘플 수를 말한다. 스피커에서 발생한 음향반향신호는 다채널의 반향경로를 거쳐 마이크로 유입된다. 근단화자 신호를 $s_1(k)$, 스피커 신호의 행렬을 $S_2(k)$, 그리고 반향신호에 대한 혼합계수의 행렬을 $A_{12}(k)$ 라 하면 혼합모델은 식 (18)과 (19)로 표현된다.

$$x_1(k) = s_1(k) + A_{12}^T(k)S_2(k) \quad (18)$$

$$x_2(k) = s_2(k) \quad (19)$$

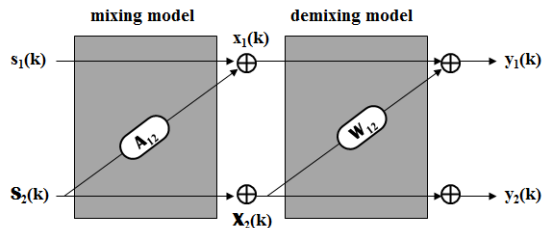


그림 6. 반향경로에 대한 암묵신호분리의 순방향모델
Fig. 6 Feedforward structure of blind signal separation with echo path

반향신호의 혼합계수는 반향경로의 응답과 같다. 따라서 혼합모델을 다시 쓰면 식 (20), (21)과 같다.

$$x_1(k) = s_1(k) + \mathbf{G}^T(k)\mathbf{S}_2(k) \quad (20)$$

$$x_2(k) = s_2(k) \quad (21)$$

식 (20)을 입력신호를 구하는 형태로 정리하면 식 (22), (23)으로 표현된다.

$$\tilde{s}_1(k) = x_1(k) - \mathbf{G}^T(k)\mathbf{S}_2(k) \quad (22)$$

$$\tilde{s}_2(k) = x_2(k) \quad (23)$$

출력신호는 $y_1(k) = \tilde{s}_1(k)$, $y_2(k) = \tilde{s}_2(k)$ 이므로 식 (24), (25)로 표현되고 그림 7과 같이 역방향 형태의 분리모델을 나타낸다.

$$y_1(k) = x_1(k) - \mathbf{G}^T(k)\mathbf{Y}_2(k) \quad (24)$$

$$y_2(k) = x_2(k) \quad (25)$$

혼합계수인 반향경로응답을 구하기 위한 비용함수로서 식 (24)로부터의 오차신호를 사용하면 식 (26)이 된다.

$$x_1(k) - \mathbf{G}^T(k)\mathbf{Y}_2(k) - y_1(k) = \varepsilon(k) \quad (26)$$

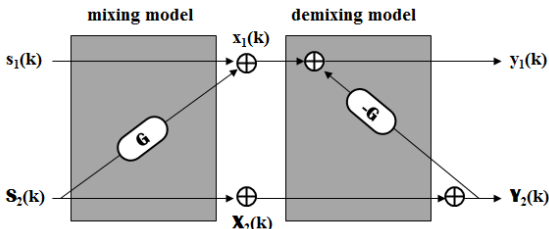


그림 7. 반향경로에 대한 암묵신호분리의 역방향모델
Fig. 7 Feedback structure of blind signal separation with echo path

따라서 LMS 알고리즘의 갱신값은 식 (27)로 표현되고 식 (28)과 같이 업데이트가 이루어진다.

$$\begin{aligned} \nabla \rho(k) &= \frac{\partial \{\varepsilon(k)\}^2}{\partial g(k)} \\ &= -2[x_1(k) - \mathbf{G}^T(k)\mathbf{Y}_2(k) - y_1(k)]y_2(k) \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} g_n(k+1) &= g_n(k) - \mu \nabla \rho(k) \\ &= g_n(k) + 2\mu[x_1(k) - \mathbf{G}^T(k)\mathbf{Y}_2(k) - y_1(k)]y_{2n}(k) \end{aligned} \quad (28)$$

for $n=0, \dots, N-1$

IV. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 Convolutional 암묵신호분리방법의 분리 성능을 검증하기 위해 PC에서 C언어를 사용하여 시스템의 동작을 표현하는 시뮬레이션 프로그램을 작성하였다.

입력은 동시통화를 일으키는 근단화자 신호와 반향신호를 생성하는 원단화자 신호, 반향경로에 대한 임펄스응답을 사용하였다. 입력신호는 8kHz로 샘플링되며, 실험에 사용된 BSS의 계수는 128개로 구성되며, 계수 $g_n(k)$ 를 적응적으로 산출할 때 갱신스텝의 크기는 $\mu=0.0003$ 으로 설정하였다. 그리고 이 실험에서 반향경로응답은 식 (29)와 같은 수학적 모델을 사용하였다.

$$h(i) = 0.0914 \text{rand}(i) * (-1.0346)^{-i} \quad (29)$$

for $i=0, 1, \dots, N-1$

여기서 $\text{rand}(i)$ 는 시간에 따라 불규칙하게 (+1) 또는 (-1)을 갖는 함수이다.

본 연구는 두 음향신호가 혼합되어 마이크로 유입될 때 신호의 분리실험을 수행하였다. 사용된 음성신호의 파형을 그림 8에서 보여주고 있다.

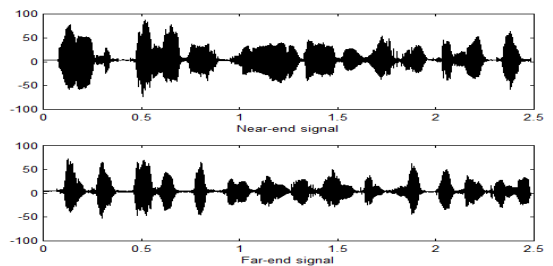


그림 8. 근단화자 및 원단화자의 음성신호 파형
Fig. 8 Speech waveform of near-end and far-end speaker

그림 9는 근단화자 신호와 반향신호가 혼합된 마이크 입력신호의 파형을 보여준다.

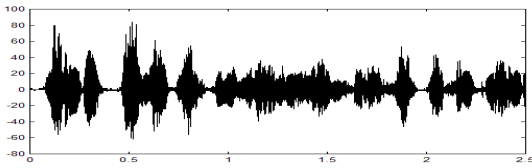


그림 9. 마이크의 혼합신호 파형
Fig. 9 Waveform of Mic mixing signal

그리고 분리된 BSS 출력신호의 파형을 그림 10에서 보여주고 있다.

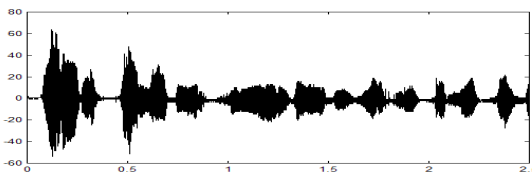


그림 10. 분리된 BSS 출력신호의 파형
Fig. 10 Waveform of separated BSS output signal

PESQ(Perceptual Evaluation of Speech Quality) 표준은 ITU-T P.862[15]에 음성품질의 지각적 평가도구로 설명되어 있다. PESQ 작업의 핵심은 인간의 청각시스템에서 원래의 신호와 저하된 신호의 심리적 표현과 유사한 지각모델을 사용하는 것이다. PESQ의 출력은 저하된 신호의 주관적인 평가품질의 척도이며 MOS(Mean Opinion Score)로 알려진 바와 같이 0~5 사이의 값(5=우수; 4=양호; 3=보통; 2=불량; 1=인지불가)으로 평가된다. 본 논문에서는 Convolutional 암묵신호분리방법과 적응 FIR 필터에 대해 원래의 음성신호와 복원된 음성신호 간의 유사도를 측정하여 PESQ 점수로 분리 성능을 평가하였다. 표 1의 결과로부터 제안된 Convolutional 암묵신호분리방법이 적응 FIR 필터보다 우수한 성능을 달성하는 것을 볼 수 있다.

표 1. 분리신호 $y_1(k)$ 의 PESQ 점수
Table 1. PESQ of separated signal $y_1(k)$

Structure	Adaptive FIR Filter	Convolutional BSS
PESQ Score	3.1	3.7

그림 11은 암묵신호분리에서 평균 오차신호 대 평균 근단화자 신호의 비를 백분율로 나타낸다. 오차신호는 근단화자 신호 입력과 신호분리된 근단화자 신호 간의 차이이다. 이 그림으로부터 BSS가 수렴되었을 때 평균 오차신호는 평균 근단화자 신호의 5% 이하가 되는 것을 볼 수 있다.

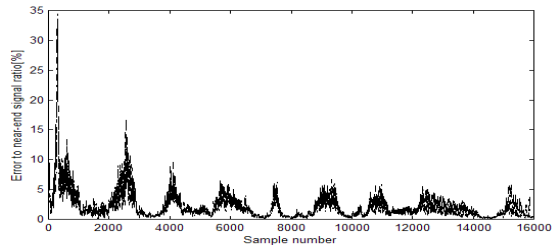


그림 11. BSS에서 오차신호 대 근단화자 신호의 비
Fig. 11 Error to near-end signal ratio in BSS

V. 결 론

본 논문은 음향반향 환경에서 혼합된 신호로부터 반향신호와 근단화자 신호를 분리하기 위한 Convolutional 암묵신호분리방법에 관한 것이다. 이 방법은 동시통화 중에도 정상적으로 반향신호를 제거할 수 있다. 폐쇄된 반향환경에서 암묵신호분리의 혼합모델은 다채널이기 때문에 분리계수를 직접 계산하지 않고 2차 통계를 기반으로 한 혼합신호의 역방향 모델을 이용하여 음원신호를 추정한다. 모의실험 결과, 제안한 방법은 비교적 두 음원을 잘 분리하고 동시통화에 상관없이 안정적인 동작을 보였다. 이 방법은 일반적인 적응 FIR 필터에 비해 PESQ가 0.6점 향상되는 것으로 나타났다.

감사의 글

이 논문은 2018년도 남서울대학교 학술연구비 지원에 의해 연구되었음.

References

- [1] P. Common, "Independent component analysis, A new concept," *Signal Processing*, vol. 36, no. 3, 1994, pp. 287-314.
- [2] C. Jutten and J. Herault, "Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture," *Signal Processing*, vol. 24, no. 1, July 1991, pp.1-10.
- [3] A. Bell and T. Sejnowski, "An Information Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution," *Neural Computation*, vol. 7, no. 6, 1995, pp. 1129-1159.
- [4] K. Torkkola, "Blind Separation of Convolved Sources Based on Information Maximization," *Neural Networks for Signal Processing, IEEE Signal Processing Society Workshop*, Kyoto, Japan, 1996, pp. 423-432.
- [5] D. Schobben and P. Sommen, "A frequency domain blind signal separation method based on decorrelation," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 50, no. 8, 2002, pp. 1855-1865.
- [6] D. Schobben and P. Sommen, "new algorithm for joint blind signal separation and acoustic echo canceling", *Proc. Int. Conf. Signal and Image Process*, Chicago, USA, Oct. 1998, pp. 564-569.
- [7] M. Kawamoto, K. Matsuoka, and N. Ohnishi, "A method of blind separation for convolved non-stationary signals," *Neuro-computing*, vol. 22, no. 1-3, 1998, pp. 157-171.
- [8] L. Parra, C. Spence, "Convolutional blind separation of non-stationary sources," *IEEE Trans. Speech Audio Process.*, vol. 8, no. 3, 2000, pp. 320-327.
- [9] E. Weinstein, M. Feder, and A. Oppenheim, "Multi-channel signal separation by decorrelation," *IEEE Trans. Speech Audio Process.*, vol. 1, no. 4, 1993, pp. 405-413.
- [10] D. Yellin and E. Weinstein, "Multichannel signal separation: methods and analysis," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 44, no. 1, 1996, pp. 106-118.
- [11] R. Lambert and A. Bell, "Blind separation of multiple speakers in a multipath environment", *IEEE international conference on acoustic, speech and signal processing*, ICASSP-97, vol. 1, Apr. 1997, pp. 423-426.
- [12] C. Lee, "Evaluation of a signal segregation by FDBM," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 8, no. 12, 2017, pp. 1793-1801.
- [13] O. Kwon, "The Bi-directional Least Mean Square Algorithm and Its Application to Echo Cancellation," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 9, no. 12, 1994, pp. 1337-1344.
- [14] H. Lee, "Double-talk Control using Blind Signal Separation based on Geometric Concept in Acoustic Echo Canceller," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 12, no. 3, 2017, pp. 419-426.
- [15] *ITU-T Recommend P.862*, "Perceptual evaluation of speech quality (PESQ), an objective method for end-to-end speech quality assessment of narrowband telephone network and speech codecs," May 2000.

저자 소개

이행우(Haeng-woo Lee)



1985년 광운대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1987년 서강대학교 대학원 전자공학 졸업(공학석사)

2001년 전북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1987년~1998년 한국전자통신연구원 선임연구원

2001년~현재 남서울대학교 정보통신공학과 교수

※관심분야 : VLSI 설계, 음향신호처리, 적응필터

