

컨볼루션 혼합신호의 암묵 잡음분리방법

이행우*

Blind Noise Separation Method of Convolutive Mixed Signals

Haeng-Woo Lee*

요약

본 논문은 시간지연 컨볼루션 혼합신호의 암묵잡음분리방법에 관한 것이다. 폐쇄된 공간에서 음향신호의 혼합모델은 다채널이기 때문에 convolutive 암묵신호분리방법을 적용하며 두 마이크 입력신호의 시간지연된 데이터 샘플들을 사용한다. 이 신호분리방법은 분리계수를 직접 계산하는 것이 아니라 역방향 모델을 이용하여 혼합계수를 산출하며, 계수의 갱신이 2차 통계적 성질에 기반한 반복적인 계산에 의해 이루어진다. 제한한 암묵신호분리의 성능을 검증하기 위해 많은 시뮬레이션을 수행하였다. 모의실험 결과, 이 방법을 사용한 잡음분리는 컨볼루션혼합에 상관없이 안전하게 동작하고, 일반적인 적용 FIR(Finite Impulse Response) 필터구조에 비해 PESQ(Perceptual Evaluation of Speech Quality)가 0.3점 개선되는 것으로 나타났다.

ABSTRACT

This paper relates to the blind noise separation method of time-delayed convolutive mixed signals. Since the mixed model of acoustic signals in a closed space is multi-channel, a convolutive blind signal separation method is applied and time-delayed data samples of the two microphone input signals is used. For signal separation, the mixing coefficient is calculated using an inverse model rather than directly calculating the separation coefficient, and the coefficient update is performed by repeated calculations based on secondary statistical properties to estimate the speech signal. Many simulations were performed to verify the performance of the proposed blind signal separation. As a result of the simulation, noise separation using this method operates safely regardless of convolutive mixing, and PESQ is improved by 0.3 points compared to the general adaptive FIR filter structure.

키워드

Blind Signal Separation, Convolutive Mixing, Multi-Channel, Noise Attenuation

암묵 신호 분리, 컨볼루션 혼합, 다채널, 잡음 감쇠

1. 서론

잡음감쇠는 음성에 포함된 잡음을 감쇠시키는 것으로서 지금까지 잡음감쇠기술에 대해 다양한 연구가

이루어졌다. 잡음감쇠방법으로 짧은 구간의 스펙트럼 추정에 기반을 둔 스펙트럼 감산법[1-2]과 위너(Wiener) 필터방법[3-5]이 있다. 이 방법들은 입력 음성신호로부터 추정된 잡음의 스펙트럼을 감산하거나

*교신저자: 남서울대학교 지능정보통신공학과

• 접수일 : 2022. 05. 27

• 수정완료일 : 2022. 06. 06

• 게재확정일 : 2022. 06. 17

• Received : May. 27, 2022, Revised : Jun. 06, 2022, Accepted : Jun. 17, 2022

• Corresponding Author : Haeng-Woo Lee

Dept. of Intelligent Information Communication, Namseoul University,

Email : hwlee@nsu.ac.kr

또는 명료한 음성 스펙트럼을 추정한다. 다른 방법으로 음성신호의 준주기적 특성을 이용하는 Comb 필터 [6] 또는 적응필터[7-8]를 이용하는 방법이 있다. Comb 필터방법은 특정 주파수대역을 가진 잡음일 경우 사용되며, 적응필터방법은 잡음의 통계적 특성을 사전에 알고 있지 않아도 필터의 계수를 자동으로 조정한다. 마이크가 1개인 단일입력 적응잡음감쇠기는 하나의 마이크로 음성신호가 입력되어 유성음 구간이 나타내는 준주기적 특성을 이용하여 음성신호를 추정한다. 그러나 컨볼루션 혼합이 발생하는 환경에서 이러한 음향잡음감쇠방법은 대부분 만족할만한 성능을 얻지 못하고 있다. 본 논문에서는 이 문제를 해결하기 위하여 2개의 마이크를 사용한 신호분리기술을 이용하고자 한다.

신호분리기술은 관찰된 혼합음으로부터 각 음원신호를 분리하며, 특히 입력신호의 통계적인 특성 등 사전정보를 알지 못하는 상태에서 신호들을 분리하는 블라인드 음원분리(Blind Signal Separation; BSS) 방법[9-10]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[11]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[12]을 제안하였다. 그러나 음성신호는 주기적인 특성 때문에 지연을 추정하는데 있어 초기값에 따라서는 최적해로 수렴하지 못하는 경우도 있다. 이를 해결하기 위해 Torkko는 정보량 최대화 알고리즘[13]을 이용하여 지연을 추정하였다. 그러나 계산량이 많고 배경잡음이 있으면 정확하게 지연을 추정하지 못한다. 따라서 최근에는 주파수영역에서 블라인드 음원분리[14]를 하는 연구가 많이 이루어지고 있다.

한편 폐쇄된 공간에서 음향혼합신호가 발생하는 다채널 환경에서 신호를 분리하는 문제[15-18]는 다채원의 많은 계산량을 요구한다. 제안하는 다채널 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. 이를 다채널 환경에 적용하기 위해 각 마이크 입력신호의 시간지연 데이터 샘플을 메모리에 저장하고 암묵신호분리기술을 이용한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. II장에서 암묵신호분리 알고리즘의 개념을 논하였고, III장에서는 다채널이 존재하는 컨볼루션혼합 음향환경에서 암묵신호분리방법에 대하여 살펴보았다. 그리고 모의실험 결과를 IV장에서 검토하였고, V장에서 결론을 도출하였다.

II. 순간 혼합신호의 암묵신호분리방법

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 마이크까지의 거리에 반비례하는 혼합계수이다. 샘플링 주파수가 8kHz인 경우 두 마이크 간의 거리가 약 4cm 이내이면 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 수식이 간략화된
다. 따라서

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

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

즉 암묵신호분리는 그림 1과 같은 구조로 이루어진
다.

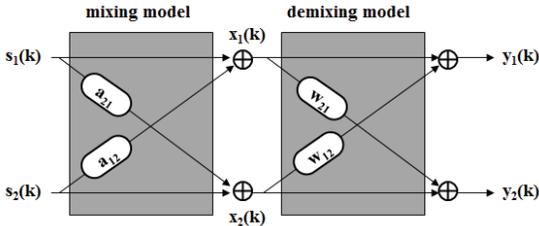


그림 1. 암묵 신호분리 순방향 모델

Fig. 1 Feedforward model of blind signal separation

여기서 $w(k)$ 는 혼합신호에 대한 분리계수이다. 두
입력신호의 추정치를 구하는 형태로 수식을 정리하면

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

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

여기서 혼합계수의 추정치 $\tilde{a}_{12}(k)$ 및 $\tilde{a}_{21}(k)$ 는 반
복적인 계산으로 해를 구할 수 있다. 즉 음향신호
 $s_1(k), s_2(k)$ 가 서로 독립이라 할 때 각 신호의 2차
통계적 특성을 이용하여 경사하강법으로 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

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

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

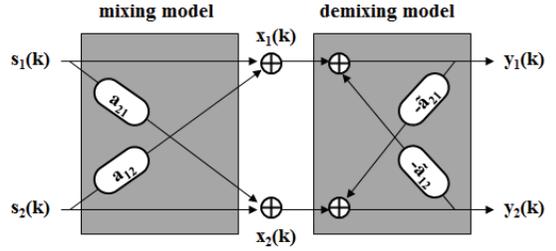


그림 2. 암묵 신호분리 역방향 모델

Fig. 2 Feedback model of Blind signal separation

분리계수를 구하는 대신 식 (7), (8)로부터 혼합계
수를 직접 구할 수 있다. 오차신호를 비용함수로 사용
하기 위하여 혼합모델을 다시 표현하면

$$x_1(k) - y_1(k) - \tilde{a}_{12}(k)y_2(k) = \varepsilon_1(k) \quad (9)$$

$$x_2(k) - \tilde{a}_{21}(k)y_1(k) - y_2(k) = \varepsilon_2(k) \quad (10)$$

따라서 LMS 알고리즘을 이용한 갱신값은

$$\nabla \rho_1(k) = \frac{\partial \{\varepsilon_1(k)\}^2}{\partial a_{12}(k)} = -2\varepsilon_1(k)y_2(k) \quad (11)$$

$$\nabla \rho_2(k) = \frac{\partial \{\varepsilon_2(k)\}^2}{\partial a_{21}(k)} = -2\varepsilon_2(k)y_1(k) \quad (12)$$

그리고 새로운 계수의 갱신식은

$$\begin{aligned} \tilde{a}_{12}(k+1) &= \tilde{a}_{12}(k) - \mu_1 \nabla \rho_1(k) \\ &= \tilde{a}_{12}(k) + 2\mu_1 \varepsilon_1(k)y_2(k) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \tilde{a}_{21}(k+1) &= \tilde{a}_{21}(k) - \mu_2 \nabla \rho_2(k) \\ &= \tilde{a}_{21}(k) + 2\mu_2 \varepsilon_2(k)y_1(k) \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 μ 는 수렴속도를 결정하는 스텝 크기를 나
타낸다. BSS 출력을 사용하여 식 (7), (8)을 다시 표
현하면

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

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

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

III. 컨볼루션 혼합신호의 암묵신호분리방법

각 음원의 시간지연 컨볼루션 혼합신호의 수를 N 개라 하면 암묵신호분리를 위한 순방향 모델은 그림 3과 같다.

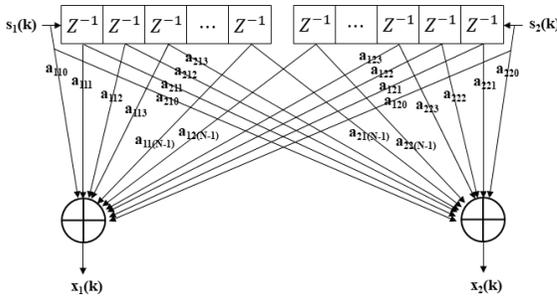


그림 3. 컨볼루션 혼합 모델
Fig. 3 Convolutive mixing model

각 마이크로 유입되는 신호의 혼합모델은 식 (17), (18)와 같이 표현된다.

$$x_1(k) = \sum_{n=0}^{N-1} [a_{11n}(k)s_1(k-n) + a_{12n}(k)s_2(k-n)] \quad (17)$$

$$x_2(k) = \sum_{n=0}^{N-1} [a_{21n}(k)s_1(k-n) + a_{22n}(k)s_2(k-n)] \quad (18)$$

각 계수를 $a'_{11n}(k) = a_{11n}(k)/a_{110}(k)$, $a'_{22n}(k) = a_{22n}(k)/a_{220}(k)$ 로 정규화하면 $a'_{110}(k) = 1$, $a'_{220}(k) = 1$ 이 된다. 따라서 식 (19), (20)과 같이 역방향 모델로 표현할 수 있다.

$$s_1(k) = x_1(k) - \sum_{n=1}^{N-1} a'_{11n}(k)s_1(k-n) - \sum_{n=0}^{N-1} a'_{12n}(k)s_2(k-n) \quad (19)$$

$$s_2(k) = x_2(k) - \sum_{n=0}^{N-1} a'_{21n}(k)s_1(k-n) - \sum_{n=1}^{N-1} a'_{22n}(k)s_2(k-n) \quad (20)$$

출력신호는 음원의 추정치 $\tilde{s}_1(k) = y_1(k)$, $\tilde{s}_2(k) = y_2(k)$ 이므로 식 (21), (22)과 같다.

$$y_1(k) = x_1(k) - \sum_{n=1}^{N-1} \tilde{a}_{11n}(k)y_1(k-n) - \sum_{n=0}^{N-1} \tilde{a}_{12n}(k)y_2(k-n) \quad (21)$$

$$y_2(k) = x_2(k) - \sum_{n=0}^{N-1} \tilde{a}_{21n}(k)y_1(k-n) - \sum_{n=1}^{N-1} \tilde{a}_{22n}(k)y_2(k-n) \quad (22)$$

그림 4는 역방향 분리모델을 나타낸다.

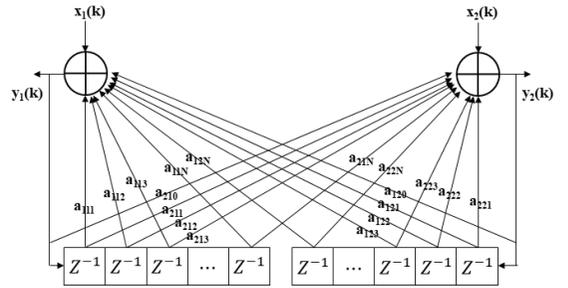


그림 4. 컨볼루션 분리 모델
Fig. 4 Convolutive demixing model

분리계수를 구하기 위한 비용함수로서 식 (23), (24)의 오차신호를 사용한다.

$$x_1(k) - \sum_{n=0}^{N-1} [\tilde{a}_{11n}(k)y_1(k-n) - \tilde{a}_{12n}(k)y_2(k-n)] = \varepsilon_1(k) \quad (23)$$

$$x_2(k) - \sum_{n=0}^{N-1} [\tilde{a}_{21n}(k)y_1(k-n) - \tilde{a}_{22n}(k)y_2(k-n)] = \varepsilon_2(k) \quad (24)$$

각 오차에 대해 Stochastic 경사하강 알고리즘을 적용하면

$$\nabla \rho_{1jn}(k) = \frac{\partial \{\varepsilon_1(k)\}^2}{\partial \tilde{a}_{1jn}(k)} = -2\varepsilon_1(k)y_j(k-n) \quad (25)$$

$$\nabla \rho_{2jn}(k) = \frac{\partial \{\varepsilon_2(k)\}^2}{\partial \tilde{a}_{2jn}(k)} = -2\varepsilon_2(k)y_j(k-n) \quad (26)$$

따라서 LMS 알고리즘의 갱신은 식 (27), (28)과 같이 업데이트가 이루어진다.

$$\begin{aligned} \tilde{a}_{1jn}(k+1) &= \tilde{a}_{1jn}(k) - \mu \nabla \rho_{1jn}(k) \\ &= \tilde{a}_{1jn}(k) + 2\mu \varepsilon_1(k)y_j(k-n) \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \tilde{a}_{2jn}(k+1) &= \tilde{a}_{2jn}(k) - \mu \nabla \rho_{2jn}(k) \\ &= \tilde{a}_{2jn}(k) + 2\mu \varepsilon_2(k)y_j(k-n) \end{aligned} \quad (28)$$

IV. 시뮬레이션 결과

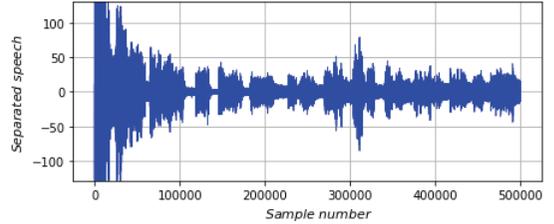
본 논문에서 제안한 Convolutional 암묵잡음분리방법의 분리 성능을 검증하기 위해 PC에서 C 언어를 사용하여 시스템의 동작을 표현하는 시뮬레이션 프로그램을 작성하였다. 음성신호와 잡음이 입력되면 다채널 경로응답에 따라 컨볼루션 혼합신호가 생성된다. 입력 신호는 8kHz로 샘플링되고, 실험에 사용된 BSS의 탭 수는 4 - 10개로 구성되며, 계수 $a_n(k)$ 를 적응적으로 산출할 때 갱신 스텝의 크기는 $\mu = 0.003$ 으로 설정하였다. 그리고 이 실험에서 다채널 경로응답은 다음과 같은 수학적 모델을 사용하였다.

$$h(i) = 0.0914 \text{rand}(i) \cdot (-1.0346)^{-i} \quad \text{for } i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (29)$$

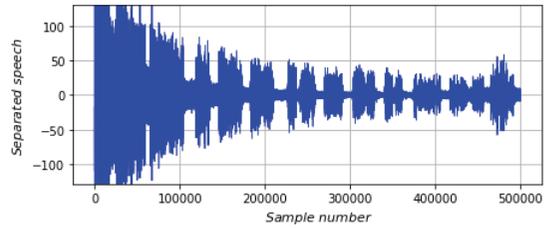
여기서 $\text{rand}(i)$ 는 시간에 따라 불규칙하게 (+1) 또는 (-1)을 갖는 함수이다.

본 연구는 잡음신호와 음성신호가 혼합되어 두 마이크로 유입될 때 신호의 분리실험을 수행하였으며,

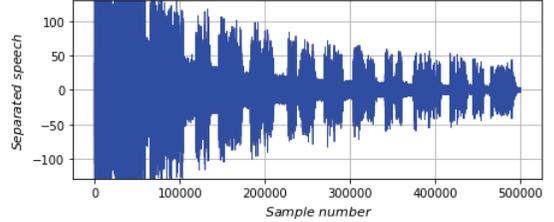
실험결과 분리된 음성신호의 파형을 마이크간 이격거리에 따라 그림 5 - 7에서 보여주고 있다. 그림 5는 마이크 거리가 7cm일 때 탭 수에 따라 분리된 음성 파형을 보여준다.



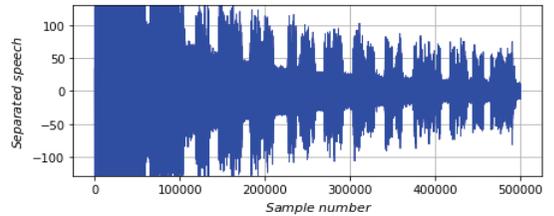
(a) 지연 혼합 탭 T = 4개인 경우



(b) 지연 혼합 탭 T = 6개인 경우



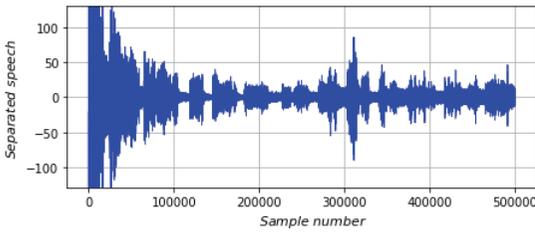
(c) 지연 혼합 탭 T = 8개인 경우



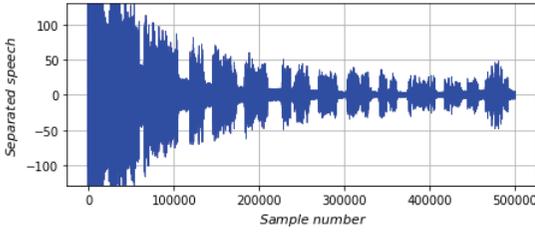
(d) 지연 혼합 탭 T = 10개인 경우

그림 5. d = 7cm일 때 분리된 음성파형
Fig. 5 Waveforms of separated speech for d = 7cm

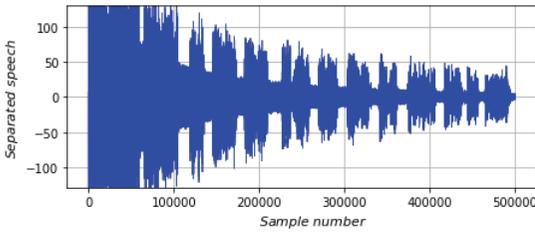
그리고 마이크 거리가 5cm일 때 탭 수에 따라 분리된 음성파형을 그림 6에서 보여주고 있다.



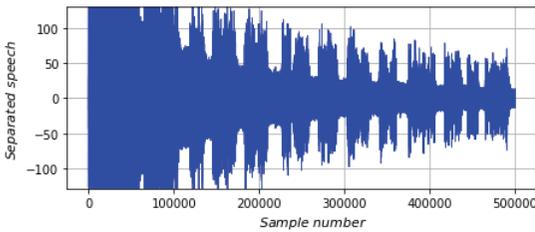
(a) 지연 혼합 탭 $T = 4$ 개인 경우



(b) 지연 혼합 탭 $T = 6$ 개인 경우



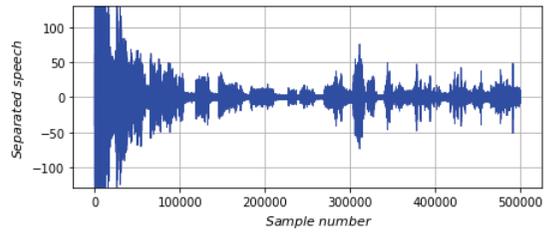
(c) 지연 혼합 탭 $T = 8$ 개인 경우



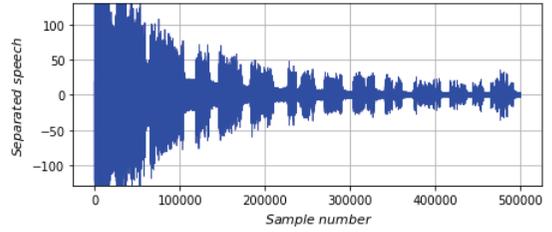
(d) 지연 혼합 탭 $T = 10$ 개인 경우

그림 6. $d = 5\text{cm}$ 일 때 분리된 음성파형

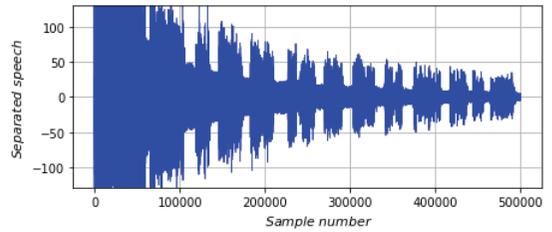
Fig. 6 Waveforms of separated speech for $d = 5\text{cm}$



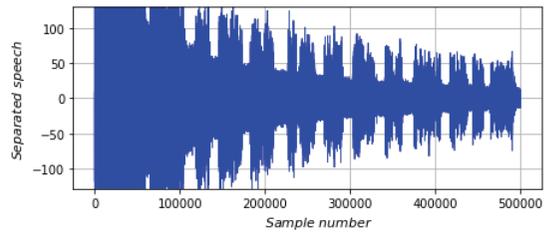
(a) 지연 혼합 탭 $T = 4$ 개인 경우



(b) 지연 혼합 탭 $T = 6$ 개인 경우



(c) 지연 혼합 탭 $T = 8$ 개인 경우



(d) 지연 혼합 탭 $T = 10$ 개인 경우

그림 7. $d = 3\text{cm}$ 일 때 분리된 음성파형

Fig. 7 Waveforms of separated speech for $d = 3\text{cm}$

그리고 마이크 거리가 3cm일 때 탭 수에 따라 분리된 음성파형을 그림 7에서 보여주고 있다.

파형으로부터 음성분리는 두 마이크가 떨어진 거리에 따라 탭 수에 영향을 받는 것으로 나타났다. 마이크간 이격거리가 작은 경우에는 탭 수가 6개로 작을 때 좋은 성능을 나타내는 반면 이격거리가 큰 경우에는 탭 수가 8개일 때 가장 우수한 성능을 가진다. 이는 이격거리가 클수록 비례하여 지연시간이 증가하기 때문이다.

PESQ 표준은 ITU-T P.862[19]에 음성품질의 시각적 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 값으로 평가된다. 본 논문에서는 Convolutional 암묵신호분리방법과 적응 FIR 필터에 대해 원래의 음성신호와 복원된 음성신호 간의 유사도를 측정하여 PESQ 점수로 분리능을 평가하였다. <표 1>의 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 $y_1(k)$

Application Structure	Adaptive FIR filter	Convolutional BSS
PESQ score	3.2	3.5

V. 결 론

본 논문은 다채널 환경에서 혼합된 신호로부터 음성신호와 잡음신호를 분리하기 위한 Convolutional 암묵신호분리방법에 관한 것이다. 이 방법은 시간지연 컨볼루션 혼합환경에서도 정상적으로 음성신호를 추정할 수 있다. 폐쇄된 공간에서 암묵신호분리의 혼합모델은 다채널이기 때문에 분리계수를 직접 계산하지 않고 2차 통계를 기반으로 한 혼합신호의 역방향 모델을 이용하여 음성신호를 추정한다. 모의실험 결과, 제안한 방법은 비교적 두 신호를 잘 분리하고 컨볼루션 혼합에 상관없이 안정적인 동작을 보였다. 이 방법은 일반적인 적응 FIR 필터에 비해 PESQ가 0.3점 향상되는 것으로 나타났다.

이번 연구에서는 다채널 경로응답으로 수학적 모델을 이용하였으나 향후 연구에서는 실제 환경에서 측정된 응답을 이용하여 실험을 진행할 예정이다.

감사의 글

이 논문은 2022년도 남서울대학교 학술연구비 지원에 의해 연구되었음.

References

- [1] S. F. Boll, "Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-29, Apr. 1979, pp. 113-120.
- [2] A. Schaub and P. Schaub, "Spectral sharpening for speech enhancement/noise reduction," In *Proc. of Int. Conf. on Acoust., Speech, Signal Processing*, Toronto, Canada, Apr. 1991, pp. 993-996.
- [3] J. Lim and A. V. Oppenheim, "All-pole modeling of degraded speech," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-26, Jun. 1978, pp. 197-210.
- [4] J. Hansen and M. Clements, "Constrained iterative speech enhancement with to speech recognition," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-39, no. 4, Apr. 1989, pp. 21-27.
- [5] H. Lee, "Optimization of the kernel size in CNN noise attenuator," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 15, no. 6, Dec. 2020, pp. 987-994.
- [6] J. Lim, A. V. Oppenheim, and L. D. Braid, "Evaluation of an adaptive comb filtering method for enhancing speech degraded by white noise addition," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-26, no. 4, Apr. 1991, pp. 354-358.
- [7] S. F. Boll and D. C. Pulsipher, "Suppression of acoustic noise in speech using two microphone adaptive noise cancellation," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-28, no. 6, Dec. 1989, pp. 752-753.
- [8] W. A. Harrison, J. Lim, and E. Singer, "A new application of adaptive noise cancellation," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-34, Feb. 1986, pp. 21-27.
- [9] J. Choi, "Independent component analysis based on frequency domain model for speech source

signal extraction," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 15, no. 5, Oct. 2020, pp. 807-812.

- [10] P. Common, "Independent component analysis, A new concept," *Signal Processing*, vol. 36, 1994, pp. 287-314.
- [11] C. Jutten and J. Herault, "Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture," *Signal Processing*, vol. 24, no. 1, Jul. 1991, pp. 1-10.
- [12] A. J. Bell, and T. J. Sejnowski, "An Information Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution," *Neural Computation*, vol. 7, 1995, pp. 1129-1159.
- [13] K. Torkkola, "Blind Separation of Convolved Sources Based on Information Maximization," *Neural Networks for Signal Processing, IEEE Signal Processing Society Workshop, Kyoto, Japan*, Sep. 1996.
- [14] D. W. E. 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.
- [15] M. Kawamoto, K. Matsuoka, and N. Ohnishi, "A method of blind separation for convolved non-stationary signals," *Neuro-computing*, vol. 22, 1998, pp. 157-171.
- [16] L. Parra and C. Spence, "Convolutional blind separation of non-stationary sources," *IEEE Trans. Speech Audio Process.*, vol. 8, no. 3, 2000, pp. 320-327.
- [17] D. Yellin and E. Weinstein, "Multichannel signal separation: methods and analysis," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 44, no. 1, 1996, pp. 106-118.
- [18] R. H. Lambert, and A. J. Bell, "Blind separation of multiple speakers in a multipath environment," *IEEE international conference on acoustic, speech and signal processing, ICASSP-97, Munich, Germany, Apr. 1997*, pp. 423-426.
- [19] 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", Feb. 2001. 구글 검색으로 찾을 수 있습니다.

저자 소개

이행우(Haeng-Woo Lee)



1985년 광운대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1987년 서강대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

2001년 전북대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1987년~1998년 한국전자통신연구원 선임연구원

2001년~현재 남서울대학교 지능정보통신공학과 교수

※관심분야 : VLSI 설계, 적응필터, 딥러닝