

논문 2007-44SP-1-11

간섭 및 반향신호 제거를 위한 다단계 구조의 다채널 암묵 디콘볼루션

(Multichannel Blind Deconvolution of Multistage Structure to Eliminate Interference and Reverberation Signals)

임 정 우*, 정 규 혁*, 주 기 호***, 김 영 주**, 이 인 성**

(Jung-Woo Lim, Gyu-hyeok Jeong, Gi-ho Joo, Young-ju Kim, and In-sung Lee)

요 약

다채널 암묵 디콘볼루션을 자기상관 값이 큰 신호에 적용할 경우 분리필터행렬의 주대각 성분에 의해서 분리신호의 시간백색화가 발생한다. 이러한 왜곡을 줄이기 위해 분리필터 행렬의 주대각 성분을 강제하거나 선형예측 잔여신호를 이용하여 분리필터 행렬을 구하는 방법들이 제안되었지만 신호자신의 반향성분이나 간섭신호 분리에 있어서 문제점이 발생된다. 본 논문에서는 이러한 문제들을 해결하기 위해서 간섭신호의 분리를 위한 단계와 신호자신의 반향을 감소시키기 위한 단계를 분리하여 처리하는 구조의 다채널 암묵 디콘볼루션 방법을 제안한다. 모의실험 결과 혼합신호에서 간섭신호를 분리해낼 수 있을 뿐만 아니라 신호 자신의 반향 또한 감소됨을 확인하였다.

Abstract

In case that multichannel blind deconvolution (MBD) applies to signals of which autocorrelation has a high level, separated signals are temporally whitened by diagonal elements of a separation filter matrix. In order to reduce this distortion, the algorithms, which are based on either constraining diagonal elements of a separation filter matrix or estimating a separation filter matrix by using linear prediction residual signals, are presented. Still, some problems are generated in these methods, when we separate reverberation of signals themselves or interference signals from mixed signals. To solve these problems, this paper proposes the multichannel blind deconvolution method which divides processing procedure into the stage to separate interference signals and the stage to eliminate a reverberation of signals themselves. In simulation results, we confirm that the proposed algorithm can solve the problems.

Keywords : multichannel blind deconvolution, blind source separation, convolutive mixture.

I. 서 론

최근 들어 암묵신호처리(blind signal processing)는 통신, 오디오 신호처리, 음성인식, 의료공학 등의 분야

에서 주목을 받고 있다. 미지의 신호가 동시에 혼합되는 경우 독립성분분석(independent component analysis)을 통하여 분리가 가능하다. 그러나 대부분의 자연신호의 경우 동시에 혼합 되지 않는다.

오디오 신호를 예로 들면 신호원과 마이크의 간격에 의해서 시간 지연이 발생하며 다경로성 반향이 추가되어 혼합된다. 이 같은 경우 독립성분분석을 통해서도 신호의 분리가 불가능하게 되고 독립성분분석의 확장 영역인 다채널 암묵 디콘볼루션(multichannel blind deconvolution)을 이용하여 미지의 신호를 분리해야 된다.

다채널 암묵 디콘볼루션은 수행영역, 구조, 비용함수 등에 따라 여러 방향으로 많은 연구가 이루어졌다^[1]. 하

* 학생회원, ** 정회원, 충북대학교 전자통신공학과
(Dept. of Radio and Communications Engineering,
Chungbuk National University)

*** 정회원, 배재대학교 정보통신공학과
(Dept. of Informations and Communications
Engineering, Paichai University)

※ 이 논문은 2006년도 교육인적자원부 지방연구중심
대학 육성사업의 지원에 의하여 연구되었음.

접수일자: 2006년9월19일, 수정완료일: 2007년1월3일

지만 음성 신호처럼 신호의 자기상관이 강한 신호에 다채널 암묵 디콘볼루션을 적용하면, 분리필터행렬의 주대각 성분(diagonal elements)에 의해서 분리신호의 시간백색화(temporal whitening)가 발생한다.

시간 백색화를 방지하기 위한 방법으로 분리필터행렬의 주대각 성분을 강제하여 분리필터행렬을 구하는 방법^{[2]-[4]}, 분리필터행렬의 비대각 성분(off-diagonal elements)만 nonholonomic한 갱신으로 구하는 방법^[5], 선형예측 잔여신호를 이용하여 분리필터행렬을 구하는 방법^{[6][7]} 등이 있다. 그러나 주대각 성분을 강제하거나 비대각 성분만 갱신하는 방법을 사용할 경우 신호 자신의 반향을 감소시킬 수 없으며, 선형예측 잔여신호를 이용하는 방법은 신호자신의 반향을 감소하지만 다른 방법들에 보다 간섭신호의 분리 성능이 감소하는 단점이 있다.

본 논문은 이러한 문제를 해결하기 위하여 간섭신호를 분리하는 단계와 신호자신의 반향을 감소시키는 단계를 분리하여 처리하는 구조의 다채널 암묵 디콘볼루션 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 동시적 혼합신호와 convolutive 혼합신호의 암묵신호분리 알고리즘들에 알아보고, III장에서 시간 백색화 방지 및 반향신호의 억제에 위한 기존 알고리즘들과 제안하는 알고리즘을 설명한다. IV장은 제안한 알고리즘과 기존 알고리즘들의 비교를 위한 실험방법 및 결과를 기술하고 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 암묵신호분리(Blind Source Separation)

1. 동시적(instantaneous) 혼합신호의 분리

통계적 독립인 n 개의 신호 $s_i(t)$, ($i = 1, 2, \dots, n$)들이 혼합 행렬 $\mathbf{H}(n \times n)$ 의 곱으로 동시에 선형 혼합될 경우 혼합신호 $x_i(t)$, ($i = 1, 2, \dots, n$)만이 관측이 가능하다. n 이 2일 경우 혼합신호와 분리신호와의 관계는 그림 1 처럼 표현되며 혼합신호 $\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t)$ 로부터 원본신호 $\mathbf{s}(t)$ 를 구하기 위해서는 혼합행렬 \mathbf{H} 의 역행렬인 분리행렬 \mathbf{W} 를 찾아야 한다.

원본신호가 통계적 독립이라는 가정 이외에 원본신호와 혼합행렬에 대하여 어떠한 정보도 없는 상태에서 혼합신호로부터 분리신호를 구해야만 하기 때문에 우리는 이를 ‘암묵신호분리’라 하며 독립성분분석을 이용하게 된다. 독립성분분석은 출력신호들 사이의 통계적 독

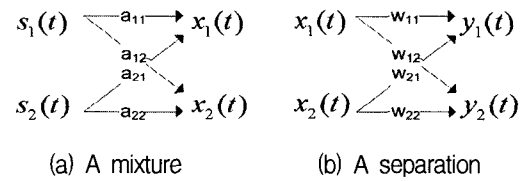


그림 1. 신호의 동시적 (a) 혼합, (b) 분리 ($n=2$)

Fig. 1. A instantaneous (a) mixture, (b) separation of signals ($n=2$).

립성을 최대한으로 만드는 분리행렬을 구하는 방식으로 이루어진다. 독립성을 측정하는 하기위해서 Second-Order Statistics, High-Order Statistics, Maximum Likelihood, Information Theorem 등에 기반을 둔 비용함수들이 사용된다^{[8][9]}. 여러 가지의 비용함수들이 존재하지만 본 논문에서는 정보이론을 이용한 비용함수에 대해서만 설명한다.

n 차 랜덤변수 벡터 \mathbf{y} 의 결합 엔트로피(joint entropy)는 식 (1)과 같이 정의되며,

$$H(\mathbf{y}) = -\mathbf{E} \{ \log p_y(\mathbf{y}) \} \quad (1)$$

상호정보(mutual information)는 식 (2)와 같다.

$$I(y_1, y_2, \dots, y_n) = \sum_{i=1}^n H(y_i) - H(\mathbf{y}) \quad (2)$$

식 (2)와 같이 상호정보는 한계 엔트로피(marginal entropy)와 결합 엔트로피의 차이가 된다. 상호정보의 값은 항상 0보다 크며 랜덤변수들이 서로 통계적 독립일 경우 0이 된다. 이러한 속성을 이용하여 분리신호의 상호정보 값을 최소화 시키는 분리행렬을 구하게 된다.

랜덤변수 벡터 \mathbf{x} 가 역함수가 존재하는 함수 $\mathbf{f}(\cdot)$ 에 의해서 랜덤변수 벡터 $\mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x})$ 로 변환될 때 \mathbf{y} 의 엔트로피와 \mathbf{x} 의 엔트로피의 관계는 식 (3)과 같다.

$$H(\mathbf{y}) = H(\mathbf{x}) + E \{ \log |\det \mathbf{J}\mathbf{f}(\mathbf{x})| \} \quad (3)$$

여기서 $\mathbf{J}\mathbf{f}(\cdot)$ 는 함수 $\mathbf{f}(\cdot)$ 의 Jacobian 행렬이다. 만약 함수 $\mathbf{f}(\cdot)$ 가 선형변환 행렬 \mathbf{M} 이어서 $\mathbf{y} = \mathbf{M}\mathbf{x}$ 가 되면 \mathbf{y} 의 엔트로피는 식 (4)와 같이 표현된다.

$$H(\mathbf{y}) = \log |\det \mathbf{M}| + H(\mathbf{x}) \quad (4)$$

식 (4)를 식 (2)에 대입하면 식 (5)와 같다.

$$I(y_1, y_2, \dots, y_n) = \sum_{i=1}^n H(y_i) - \log|\det \mathbf{M}| - H(\mathbf{x}) \quad (5)$$

그림 1 에서 혼합신호와 분리신호와의 관계는 $\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t)$ 가 되고 식 (5)를 적용하면 분리신호들의 상호정보는 식 (6)과 같다.

$$I(y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t)) = \sum_{i=1}^n H(y_i(t)) - \log|\det \mathbf{W}| - H(\mathbf{x}(t)) \quad (6)$$

gradient 기법을 사용하여 식 (6)의 상호정보를 최소화 하는 분리행렬을 방향을 구하면 식 (7)과 같다.

$$\Delta \mathbf{W} = - \frac{\partial I}{\partial \mathbf{W}} = E \{ g(\mathbf{y}(t)) \mathbf{x}^T(t) \} + (\mathbf{W}^T)^{-1} \quad (7)$$

여기서 $g(\cdot) = p(y_i)' / p(y_i)$ 이며, 원본신호의 확률 밀도함수가 super-gaussian 경우 $g(\cdot) = -2 \tanh(y)$, sub-gaussian 일 경우 $g(\cdot) = \tanh(y) - y$ 를 일반적으로 사용한다.

수렴속도를 증가시키기 위해서 Natural Gradient 기법[10]을 식 (7)에 적용시켜서 분리행렬 \mathbf{W} 를 식 (8)과 같이 갱신한다.

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \mu [\mathbf{I} + E\{g(\mathbf{y}(t))\mathbf{y}^T(t)\}] \mathbf{W}(k) \quad (8)$$

여기서 μ 는 learning rate이다.

2. Convolutional 혼합신호의 분리

대부분의 자연신호들은 동시적으로 혼합되지 않고 지연 및 반향이 추가되어 convolutional하게 혼합된다. 따라서 독립성분 분석만으로는 분리가 불가능하다. 이러한 경우 독립성분분석의 확장 영역인 다채널 암묵 디콘 볼루션이 사용된다. 실제환경에서 원본신호의 혼합과정과 혼합신호의 분리과정을 시간 및 주파수 영역에서 표현하면 그림 2 와 같다.

시간 영역에서 혼합신호와 분리신호의 관계는 식 (9)와 같으며

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{p=-\infty}^{\infty} \mathbf{A}_p \mathbf{s}(t-p) \quad , \quad \mathbf{y}(t) = \sum_{p=-\infty}^{\infty} \mathbf{W}_p \mathbf{x}(t-p) \quad (9)$$

주파수 영역에서 혼합신호와 분리신호의 관계는 식 (10)과 같다.

$$\mathbf{x}(z) = \mathbf{A}(z)\mathbf{s}(z) \quad , \quad \mathbf{y}(z) = \mathbf{W}(z)\mathbf{x}(z) \quad (10)$$

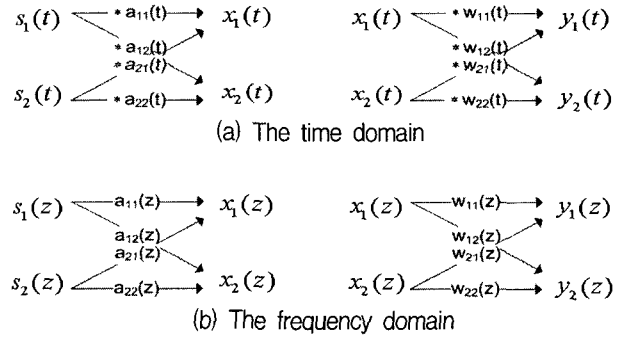


그림 2. (a) 시간영역, (b) 주파수 영역에서 신호의 convolutional 혼합 및 분리 (n=2일 경우)

Fig. 2. The convolutional mixture and separation of signals in the (a) time, (b) frequency domain (n=2).

시간 영역에서 분리필터행렬을 경우 식 (2)의 상호정보를 최소화 하는 방법^[11]과 식 (2)에서 결합 엔트로피를 최대로 하는 방법^[2]들이 있다. 하지만 시간 영역과 주파수 영역에서 분리필터행렬을 구할 경우 계산의 복잡도가 $M \cdot \log M : M^2$ (M =필터길이) 비율이 되어^[12] 주파수 영역에서 분리필터행렬을 구하는 것이 비용측면에서 유리하다. 또한 시간영역의 콘볼루션 연산이 주파수 영역에서는 곱으로 표현되기 때문에 동시적 신호의 합의 경우처럼 간단하게 모델링이 가능하다.

따라서 본 논문은 convolutional 혼합신호의 분리필터행렬을 주파수 영역에서 구한다. 식 (8)을 각 대역(bin)에 적용시켜 식 (11)을 얻을 수 있다.

$$\mathbf{W}_{k+1}(z) = \mathbf{W}_k(z) + \mu [\mathbf{I} + E\{g(\mathbf{y}(z))\mathbf{y}^H(z)\}] \mathbf{W}_k(z) \quad (11)$$

여기서 위첨자 H는 Hermitian(complex conjugate and transpose)이다. 식 (11)을 그대로 사용해서 분리필터 행렬을 구하면 각각의 주파수 대역들이 시간영역으로 변환했을 경우 일치하지 않는 치환문제(permutation problem)가 발생한다. 치환문제는 주파수 영역에서 분리필터를 구할 때 가장 큰 문제점으로 이를 해결하기 위해서 분리필터행렬을 구할 때 분리필터행렬의 길이를 제한한 후 갱신^[3], 먼저 구해진 이웃한 주파수 대역의 값으로부터 갱신^[13], 시간과 주파수에서 분리필터를 갱신하거나^[14] 주파수 대역별 상관관계를 이용하여 새로운 $g(\cdot)$ 함수를 정의^[15]하는 등 여러 가지 방법들이 있다.

본 논문은 FFT를 이용하여 시간과 주파수에서 분리필터를 구하는 방식^[14]을 이용하였으며 수식으로 표현

하면 식 (11)을 식 (12)로 변화시켜 사용한다.

$$\mathbf{W}_{k+1}(f) = \mathbf{W}_k(f) + \mu [\mathbf{I} + E\{FFT[\mathbf{g}(y(t))]y^H(f)\}] \mathbf{W}_k(f) \quad (12)$$

III. 시간 백색화 방지와 반향 억제

1. 시간 백색화 방지

음성 및 오디오 신호는 신호 자체가 큰 시간상관도를 가진다. 그림 2에서 분리필터행렬의 주대각 성분 w_{ij} , $i = j$ 은 분리신호의 시간 의존성을 최소화 하는 방향으로 구해지기 때문에 신호 자체의 시간상관성을 제거하여 출력신호가 시간 백색화된다. 이것을 방지하기 위해서 주대각 성분을 '1'로 강제하는 방법과 비대각 성분만 nonholonomic한 갱신으로 구하는 방법 등이 제안되었다.

주대각 성분을 강제하는 방법은 주대각 성분을 강제 후 분리필터 행렬의 비대각 성분을 구하는 방식^{[2][3]}과, 주대각 성분을 강제하지 않은 상태에서 분리필터행렬을 구한 후 분리필터의 대각성분으로 분리필터행렬을 나누어서 최종적인 분리필터행렬을 구하는 방법이 있다^[4].

일반적으로 전자의 경우 feedback 구조에서 사용되며 후자는 feedforward 구조에서 사용된다. 전자의 경우 natural gradient method를 적용하기가 어렵기 때문에 후자에 대해서만 식 (12)을 이용하여 수식으로 표현하면 최종적으로 구해진 분리필터 행렬은 식 (13)과 같다.

$$\mathbf{W}_{k+1}(f) = \text{diag}(\mathbf{W}(f))^{-1} \mathbf{W}(f) \quad (13)$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & w_{12}(f)/w_{11}(f) & \cdots & w_{1n}(f)/w_{11}(f) \\ w_{21}(f)/w_{22}(f) & 1 & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & w_{(n-1)n}(f)/w_{(n-1)(n-1)}(f) \\ w_{n1}(f)/w_{nn}(f) & \cdots & w_{n(n-1)}(f)/w_{nn}(f) & 1 \end{bmatrix}$$

분리필터행렬의 주대각 성분이 '1'로 강제되기 때문에 분리신호의 시간 백색화는 발생하지 않지만 신호 자신의 반향은 제거하지 못한다.

비대각 성분만 nonholonomic한 갱신으로 구하는 방식은 분리필터행렬의 갱신 값이 비대각 성분에 의해서만 생성이 된다^[5]. 수식으로 표현하면 식 (14)와 같다.

$$\mathbf{W}_{k+1}(f) = \mathbf{W}_k(f) + \mu [E\{\mathbf{g}(y(f))y^H(f)\} - \Lambda(f)] \mathbf{W}_k(f) \quad (14)$$

$$, \quad \Lambda(f) = \text{diag}[E\{\mathbf{g}(y(f))y^H(f)\}]$$

식 (14)을 보면 이전 분리필터행렬에 곱해지는 분리필터행렬의 주대각 성분의 갱신 값이 0이므로 분리필터행렬은 간섭신호를 분리하는 비대각 성분에 의해서 갱신이 된다. 따라서 분리된 신호에서 시간 백색화가 발생하지 않는다. 그러나 주대각 성분이 '1'로 강제 되지 않고 비대각성분과 관련되게 되므로 원본신호의 왜곡이 발생하며 이 방법 또한 신호 자신의 반향을 감소시키지 못한다.

2. 반향 억제

음성신호 $s_i(t)$ 는 여기신호 $\nu_i(t)$ 와 이전의 음성신호로 $s_i(t-j)$ 의 선형 합으로 식 (15)와 같이 표현된다.

$$s_i(t) = G\nu_i(t) + \sum_{j=1}^p \alpha_j s_i(t-j) \quad (15)$$

여기서 p 는 선형예측계수의 차수, G 는 이득을 나타낸다. 역으로 주어진 신호 $s_i(t)$ 로부터 $G\nu_i(t)$ 를 최소화시키는 방법으로 식 (16)과 같이 오차를 최소화시키는 a_j 가 선형예측계수가 된다.

$$e_i(t) = s_i(t) - \sum_{j=1}^p a_j s_i(t-j) \quad (16)$$

식 (16)을 최소화하는 값인 선형예측계수는 자기상관 값을 이용하여 대칭 Toeplitz 행렬을 만든 후 Levinson Durbin 재귀 알고리즘을 통해서 구할 수 있다^[15].

시간 백색화를 발생시키는 분리필터행렬의 주대각 성분과 선형예측계수(LPC)를 주파수 상에서 보면 그 모습이 흡사하다. 이러한 이유는 분리필터행렬의 주대각 성분과 선형예측계수가 신호의 시간상관도를 최소화시키는 값을 가지려고 하기 때문이다.

이러한 특성을 이용하여 선형예측을 통해서 시간 백색화된 신호에서 분리필터행렬을 구함으로써 분리필터행렬의 주대각 성분이 신호 자신의 반향에만 영향을 받도록 하는 방식이 제안되었다. 이러한 방식은 혼합신호의 선형예측 잔여신호로 분리필터행렬을 구하는 방식^[6]과 분리신호의 선형예측 잔여신호에서 분리필터행렬을 구하는 방식^[7] 구분되며 그림 3에 나타나 있다.

그림 3의 (b)방식이 그림 3의 (a)방식보다 실제 환경에서 분리성능은 높지만 분리필터행렬을 구하기 위한 반복 횟수만큼 선형예측계수와 잔여신호를 구해야 되므로 계산량이 많아진다. 그림 3의 (a)방식은 혼합신호의 선형예측 잔여신호에서 분리필터행렬을 구하고 그림 3

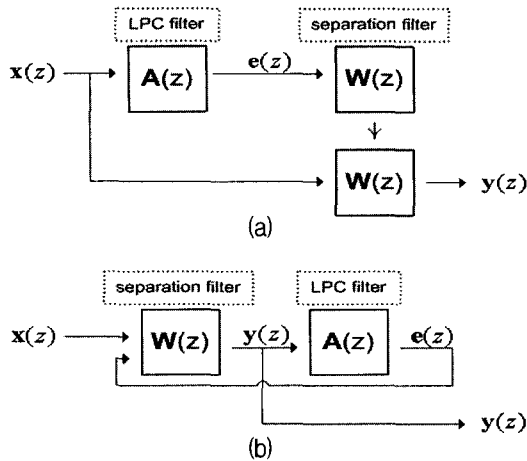


그림 3. (a) 혼합신호의 선형예측, (b) 분리신호의 선형예측 잔여신호를 이용한 분리필터행렬 추정
 Fig. 3. The estimation of a matrix of a separation filter using LPC residual signals of (a) mixed signals, (b) separated signals.

의 (b)방식은 분리신호의 선형예측 잔여신호와 혼합신호에서 분리필터행렬을 구한다.

그림 3의 (a), (b)방식에서 잔여신호들은 혼합신호들을 각기 다른 LPC 필터를 통과시켜 생성한다. 분리필터행렬의 주대각 성분은 시간 백색화를 방지하기 위해서 잔여신호에서 구하는 것이 타당하나 비대각 성분은 잔여신호에서 구한 것을 혼합신호에 적용시키면 각기 다른 LPC 필터의 영향으로 인해서 분리성능이 낮아진다.

3. 제안하는 시간 백색화 방지 및 반향 억제를 위한 방식

분리필터행렬의 주대각 성분을 강제하거나 비대각 성분만 nonholonomic한 갱신을 하는 경우 신호 자신의 반향을 감소시키지 못하는 문제점이 있으며 선형예측 잔여신호를 이용하여 구한 분리필터행렬을 그대로 혼합신호 분리에 사용할 경우 분리성능이 저하되는 문제점이 있다.

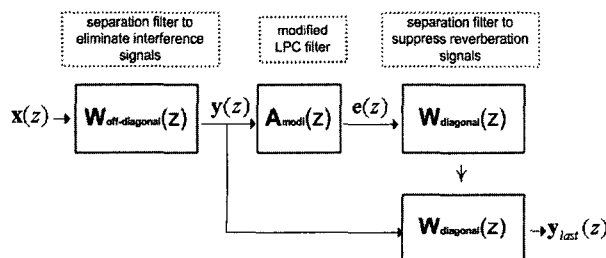


그림 4. 제안하는 알고리즘 블록도
 Fig. 4. The block diagram of proposed algorithm.

본 논문은 이러한 문제를 해결하기 위해 분리필터행렬의 비대각 성분만 구하여 간섭신호를 분리하는 단계와 선형예측 잔여신호를 이용하여 분리필터행렬의 주대각 성분만 nonholonomic한 갱신으로 구하여 신호자신의 반향을 감소시키는 단계를 분리하여 처리하는 구조의 다채널 암묵 디콘볼루션 방법을 제안한다. 그림 4는 제안한 알고리즘의 블록도이다.

먼저 식 (13)으로 구한 분리필터행렬로 간섭신호를 제거하거나, 식 (14)로 얻어진 분리필터행렬을 식 (13)와 같이 주대각 성분으로 나누어서 구한 분리필터행렬로 간섭신호를 제거한다. 그 후 간섭신호가 제거된 신호의 선형예측잔여 신호를 이용하여 분리필터행렬의 구하여 반향을 감소시킨다.

선형예측잔여신호에서 구해진 분리필터행렬의 주대각 성분과 LPC 계수를 주파수 영역에서 비교하면 아직까지 그 모양이 비슷하다. 이는 선형예측잔여신호가 완전히 시간상관성에서 벗어나지 않았기 때문에 발생한다. 신호가 가지고 있는 고유의 시간상관성이 완전히 제거된 상태에서 분리필터행렬을 구해야만 반향과 관련된 시간상관성만을 제거할 수 있다. 따라서 선형예측잔여신호의 시간 상관성을 더욱 감소시키기 위해서 본 논문은 Formant 가중치 γ 를 이용하여 식 (17)처럼 수정된 LPC 필터를 사용한다.

$$A_{\text{modi}}(z) = A(z) \frac{A(z)}{A(z/\gamma)} \quad (17)$$

γ 는 $0 \leq \gamma \leq 1$ 의 범위를 가지며, $\gamma=0$ 일 경우 $A(z/\gamma) = 1$ 이 되며 $\gamma=1$ 일 경우 $A(z/\gamma) = A(z)$ 이 된다.

수정된 LPC 필터로 구해진 선형예측 잔여신호를 이용하여 분리필터행렬을 식 (18)과 같이 분리필터행렬의 주대각 성분만 nonholonomic한 갱신 방법으로 구한다.

$$W_{k+1}(f) = W_k(f) + \mu [E\{g(y(f))y''(f)\} - \Gamma(f)] W_k(f) \quad (18)$$

$$\Gamma(f) = \text{off-diag} [E\{g(y(f))y''(f)\}]$$

이처럼 nonholonomic한 갱신으로 주대각 성분만 구하면 비대각 성분의 값이 '0'이 되어 그림 3의 두 가지 방식과는 달리 분리성능은 감소되지 않는다. 따라서 간섭신호와 무관하게 신호자체의 반향만을 감소시킬 수 있다.

IV. 실험 및 결과

암묵신호분리는 완벽한 원본신호를 취득할 수 없기 때문에 성능평가 방법에 제한이 따른다. 실제 환경에서 취득된 신호의 분리성능은 off-diagonal power^[16]를 이용하여 측정하였다. 그러나 off-diagonal power는 신호들 사이의 간섭에너지를 비교하는 것이기 때문에 신호 자신의 반향에 대한 영향은 측정할 수가 없다. 이를 보완하기 위해서 인위적인 혼합신호를 생성한 후 분리한 신호를 원본신호와 비교하는 방법을 사용하였다. 원본 신호와 분리신호와의 비교는 객관적 음질 테스트 (ITU-T P.862, PESQ)를 이용하여 측정하였다.

off-diagonal power는 Te-Won Lee의 'number' 음성을 사용하여 측정하였으며 수식은 식 (19)과 같다.

$$P_{off} = 10 \log \left(\frac{\sum_{i,j \neq i} \sum_f |y_i(f)(y_j(f))'|}{\sum_i \sum_f |y_i(f)|^2} \right) \quad (19)$$

PESQ에 의한 MOS 값을 측정하기 위해서 일반 세미나실에서 구해진 혼합필터의 임펄스 응답을 이용하여 원본신호로부터 혼합신호를 생성하였다. 그림 5에 임펄스 응답이 나타나 있으며 임펄스 응답의 길이는 32 ms로 제한하였다.

음성신호의 샘플링률은 8 kHz 이며 알고리즘에 사용된 FFT 길이는 512 샘플이다. 프레임 단위로 처리하기 위하여 Overlap-add 방식으로 시간영역의 선형 콘볼루션이 FFT 상에서는 순환 콘볼루션으로 변화될 수 있도록 하였다. 또한 FFT를 하기 전에 Hanning window를

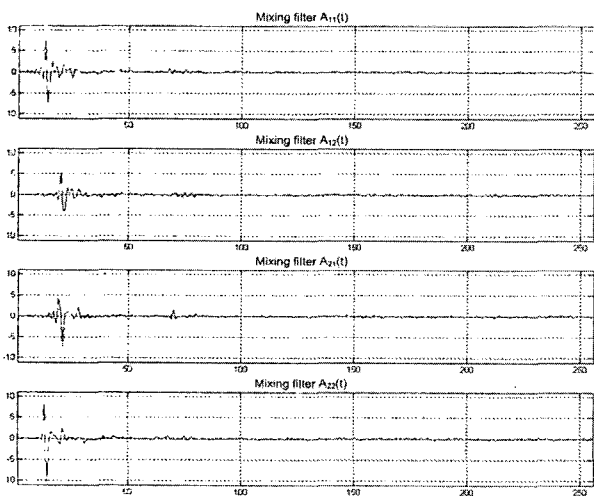


그림 5. 혼합필터의 임펄스 응답
Fig. 5. The impulse response of a mixing filter.

시간 영역에서 곱한 후 FFT 사이즈의 1/4 길이로 shifting하여서 프레임 간 연결성을 부드럽게 만들었다.

다양한 혼합신호에 적용될 수 있도록 프레임 마다 신호의 에너지를 일정 값으로 정규화시킨 후 모든 연산을 수행 하였으며 learning rate의 크기는 각 알고리즘이 안정한 출력을 낼 수 있는 범위에서 최대값을 선택하였다. 알고리즘의 반복횟수는 20으로 제한하였다.

그림 6에 formant 가중치 γ 에 따른 MOS 값 및 off-diagonal power를 표현하였다. 원본 LPC 필터 ($\gamma = 1$)를 사용하는 것에 비해서 수정된 LPC 필터를 사용할 경우 MOS 값 및 off-diagonal power가 향상됨을 그림 6을 통해 알 수 있다. 따라서 본 논문의 성능평가 실험에서 γ 는 0.5로 설정하였다.

표 1은 off-diagonal power, 표 2는 원본신호와 분리신호간의 MOS 값을 기록하였다. 또한 혼합신호들과 각 알고리즘을 통해 분리된 신호들은 그림 7과 그림 8에 나타났다.

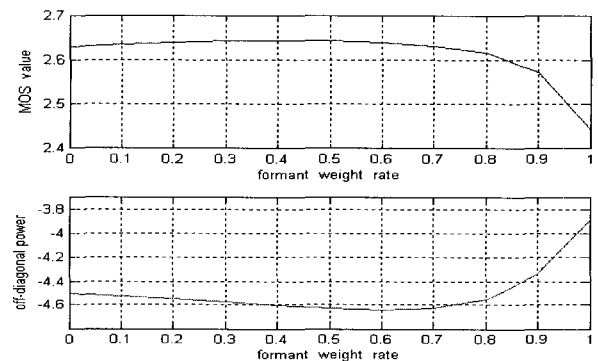


그림 6. formant 가중치에 따른 MOS 및 off-diagonal power 값

Fig. 6. The MOS value and off-diagonal power according to formant weighting rate.

표 1. 분리신호의 Off-diagonal power (Lee 'number')
Table 1. The off-diagonal power of separated signals. (Lee 'number')

		혼합 신호	NMBD	NHMBD	MBD-LP	제안한 방식	
						NMBD-NHMBDLP	NHMBD-NHMBDLP
MOS 값	CH1	2.382	2.413	2.768	2.271	2.681	2.903
	CH2	2.097	2.527	2.760	2.317	2.645	2.908

표 2. 원본신호와 분리신호 간의 MOS 값
Table 2. The MOS value between original signals and separated signals.

		NMBD	NHMBD	MBD-LP	제안한 방식	
					NMBD-NHMBDLP	NHMBD-NHMBDLP
off-diagonal power		-4.0566	-4.7918	-2.8003	-4.6284	-5.2094

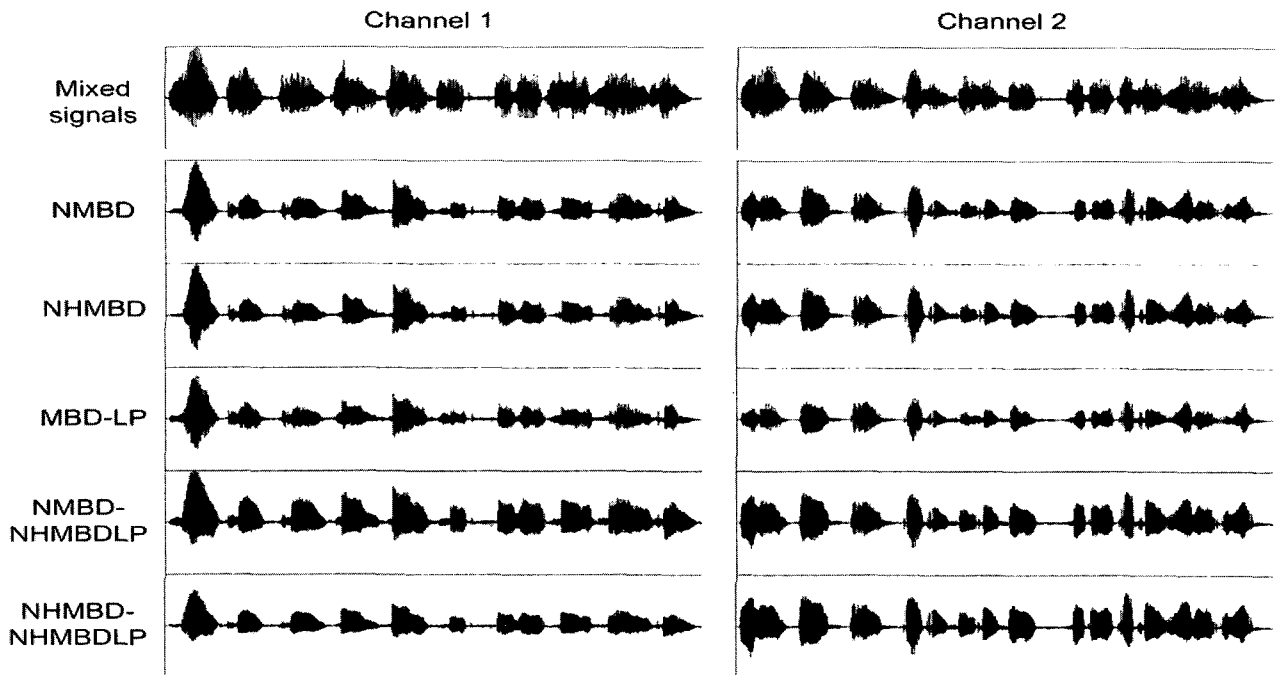


그림 7. 혼합신호 및 각 알고리즘을 이용하여 분리된 신호들 (Lee 'number')
 Fig. 7. Mixed signals and separated signals by each algorithm (Lee 'number').

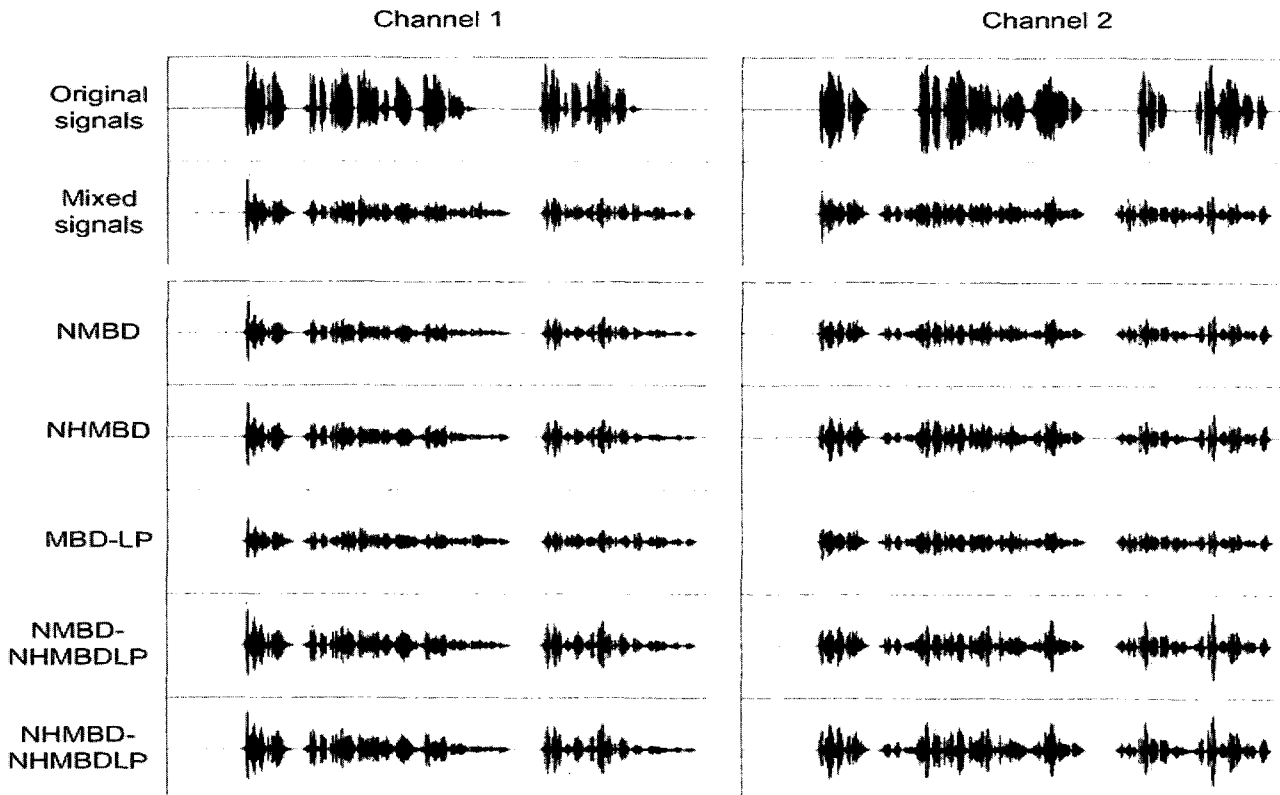


그림 8. 원본신호, 혼합신호 및 각 알고리즘을 이용하여 분리된 신호들
 Fig. 8. Original sources, mixed signals and separated signals by each algorithm.

표 1, 표 2, 그림 7 과 그림 8에 기록된 약자는 다 음과 같다. 분리필터행렬의 주대각 성분으로 분리필터 를 정규화 시켜서 최종 분리필터를 구하는 방식은

NMBD (normalized MBD), 분리필터행렬의 비대각 성 분을 nonholonomic한 갱신으로 구하는 방식은 NHMBD (nonholonomic MBD), 분리필터의 선형예측

잔여신호를 이용해서 분리필터행렬을 구하는 방식은 MBD-LP (MBD-linear prediction), 선형예측 잔여신호에서 주대각 성분만 nonholonomic한 갱신으로 구하는 방식을 NMBD방식의 뒤에 연결한 방식은 NMBD-NHMBDLP (normalized MBD-nonholonomic MBD using linear prediction) 그리고 NHMBD방식의 뒤에 연결한 방식은 NHMBD-NHMBDLP (nonholonomic MBD-nonholonomic MBD using linear prediction)으로 표기 하였다.

표 1 을 보면 기존방식의 NMBD와 NHMBD보다 제안한 NMBD-NHMBDLP와 NHMBD-NHMBDLP 방식에서 off-diagonal power가 약 0.5dB 정도 감소한 것을 볼 수 있다. 또한 표 2 를 보면 제안한 방식이 MOS 값이 약 0.2정도 증가하였다. 이러한 결과로 볼 때 제안한 방식은 혼합신호의 분리성능을 향상시켰을 뿐만 아니라 원본신호와 분리신호와의 차이를 발생시키는 반향신호 또한 감소시켰다고 할 수 있다.

V. 결 론

기존의 다채널 암묵 디콘볼루션은 분리신호의 시간 백색화 방지를 위해서 분리필터행렬의 주대각 성분을 강제하여 분리필터행렬을 구하는 방법, 분리필터행렬의 비대각 성분만 nonholonomic한 갱신으로 구하는 방법과 LPC 잔여신호를 이용하여 분리필터행렬을 구하는 방법 등이 있었다.

그러나 분리필터행렬의 주대각 성분을 강제하거나 비대각 성분만 nonholonomic한 갱신으로 구하는 방법은 분리신호의 시간 백색화는 발생하지 않지만 신호 자신의 반향신호는 제거할 수 없었으며, LPC 잔여신호를 이용한 방법은 시간 백색화를 방지하며 신호 자신의 반향도 줄일 수 있지만 각 채널의 LPC 필터 효과로 인해서 분리필터행렬의 비대각성분이 왜곡되어 간섭신호의 분리성능을 저하시키는 단점을 가지고 있었다.

이러한 문제점을 해결하기 위해서 본 논문은 분리필터행렬의 주대각 성분을 강제하거나 비대각 성분만 nonholonomic한 갱신으로 구하는 알고리즘을 이용하여 간섭신호를 제거하는 단계와 LPC 필터의 잔여신호에서 분리필터행렬의 주대각 성분을 nonholonomic한 갱신으로 구하는 방식의 알고리즘을 이용하여 신호 자신의 반향을 제거시키는 단계를 결합하는 방법을 제안하였다.

간섭신호 제거단계에서 간섭신호와 관련된 분리필터

행렬의 비대각 성분만으로 분리신호를 구하기 때문에 시간 백색화가 발생하지 않으며, 반향신호 제거단계에서는 분리필터행렬의 주대각 성분을 nonholonomic한 갱신을 통하여 구해지기 때문에 비대각성분의 왜곡에 따른 분리성능의 저하 없이 반향신호만을 추가적으로 제거할 수 있었다.

본 논문의 실험은 스테레오 신호에 대해서만 적용하였으나 다채널 신호에 대해서도 적용이 가능하다.

참 고 문 헌

- [1] K. E. Hild, D. Pinto and D. Erdogmus, "Convolutional Blind Source Separation by Minimizing Mutual Information Between Segment of Signals," *IEEE Trans. Circuits and Systems*, vol. 52, no. 10, pp. 2188-2196, October, 2005.
- [2] K. Torkkola, "Blind separation of convolved sources based on information maximization," *Proc. IEEE Signal Processing Society Workshop. Neural Networks for Signal Processing*, pp. 423-432, September, 1996.
- [3] L. Parra and C. Spence, "Convolutional blind separation of nonstationary sources," *IEEE Trans. Speech Audio Process*, vol. 8, no. 3, pp. 320 - 327, May, 2000.
- [4] T. Kim, H. T. Attias, S.-Y. Lee and T.-W. Lee, "Blind Source Separation Exploiting Higher-Order Frequency Dependencies," *IEEE Tran. Audio, Speech, and Language Processing* : Accepted for future publication, 2006.
- [5] S. Amari, T. Chen and A. Cichocki, "Nonholonomic Orthogonal Learning Algorithms for Blind Source Separation," *Neural Computation, MIT Press*, vol. 2, pp. 1463-1484 June, 2000.
- [6] K. Kokkinakis and A. K. Nandi, "Multichannel blind deconvolution for source separation in convolutional mixtures of speech," *IEEE Tran. Audio, Speech and Language Processing*, vol. 14, pp. 200-212, January, 2006.
- [7] X. Sun and S. C. Douglas, "A natural gradient convolutional blind source separation algorithm for speech mixtures," *Proc. 3rd Int. Conf. ICA and BSS*, San Diego, CA, pp. 59 - 64. December, 2001.
- [8] A. Hyvarinen and J. Korhunen, *Independent Component Analysis*. Wiley Interscience, 2001.
- [9] T. W. Lee, *Independent Component Analysis : Theory and Applications*. Cluwer Academic, 1998.

[10] S. Amari, A. Cichocki and H. H. Yang, "A New Learning Algorithm for Blind Signal Separation," *Advances in Neural Information Processing System 8*, MIT Press, 1996.

[11] S. Amari, S. C. Douglas, A. Cichocki and H. H. Yang, "Multichannel blind deconvolution and equalization using the natural gradient," *IEEE Signal Processing Workshop. Signal Processing Advances in Wireless Communications*, pp. 101-104, April, 1997.

[12] P. Smaragdis, "Efficient blind separation of convolved sound mixtures," *IEEE ASSP Workshop. Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics*, October, 1997.

[13] P. Smaragdis, "Blind Separation of Convolved Mixtures in the Frequency Domain," *International Workshop on Independence & Artificial Neural Networks University of La Laguna, Tenerife, Spain*, February, 1998.

[14] T.-W. Lee, A.J. Bell and R. Orglmeister, "Blind source separation of real world signals," *Int. Conf. Neural Networks*, vol. 4, pp. 2129-2134 June, 1997.

[15] A. M. Kondoz, *Digital Speech : Coding for Low Bit Rate Communication Systems, Second Edition*, Wiley Interscience, 2004.

[16] H.-J. Kim and S.-H. Nam, "A Frequency-Domain Normalized MBD Algorithm with Unidirectional Filter for Blind Speech Separation," *The Journal of The Acoustical Society of Korea*, vol. 24, no. 2E, pp. 54-60, June, 2005.

저 자 소 개

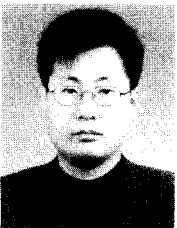


임 정 우(학생회원)
 2005년 2월 충북대학교
 전기전자공학 (공학사)
 2005년 3월 ~ 현재 충북대학교
 전파공학과 (공학석사)
 <주관심분야 : 암묵신호처리, 음성/오디오 부호화, 디지털신호처리, 적응필터>



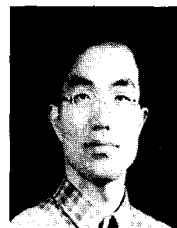
정 규 혁(학생회원)
 2004년 2월 충북대학교
 전기전자공학 (공학사)
 2006년 2월 충북대학교
 전파공학과 (공학석사)
 2006년 3월~현재 충북대학교
 전파공학과 (공학박사)

<주관심분야 : 음성/오디오 부호화, 통신신호처리, VoIP>



주 기 호(정회원)
 1984년 2월 고려대학교
 전기공학과 (공학사)
 1985년 2월 고려대학교
 전기공학과 (공학석사)
 1992년 2월 Texas A&M
 University 전기공학과
 (공학박사)

1995년~현재 배재대학교 정보통신공학과 부교수
 <주관심분야: 임베디드통신시스템, 멀티미디어통신>



김 영 주(정회원)
 1988년 고려대학교 전자 전산
 공학과 졸업(공학사)
 1996년 한국과학기술원 정보통신
 공학과 졸업(공학석사)
 2001년 한국과학기술원 전기 및
 전자공학과 졸업(박사)

1987년~1993년 (주)금성사 평택연구소
 1996년~1997년 동경공업대학교 연구원
 2000년~2000년 한국전자통신연구원 위촉연구원
 2001년~2003년 (주)엘지전자 UMTS 시스템
 연구소
 2003년~현재 충북대학교 정보통신공학과 교수
 <주관심분야 이동통신 시스템, MIMO, 유비쿼터스 네트워크>



이 인 성(정회원)
 1983년 2월 연세대학교
 전자공학과 (공학사)
 1985년 2월 연세대학교
 전자공학과 (공학석사)
 1992년 2월 Texas A&M
 University 전기공학과
 (공학박사)

1993년 2월~1995년 9월 : 한국전자 통신연구원
 이동통신 기술연구단 선임연구원
 1995년 10월~현재 충북대학교 전기전자공학부
 정교수
 <주관심분야 : 음성/영상 신호 압축, 이동통신, 적응필터>