

## 이차 통계치를 이용한 블라인드 신호분리 알고리즘

### Blind Source Separation Algorithm using the Second-Order Statistics

김 천 수\* · 양 완 철\*\* · 이 병 섭\*\*

Chun-Soo Kim\* · Wan-Chul Yang\*\* · Byung-Seub Lee\*\*

#### 요 약

미지의 신호원들의 합성으로부터 관측된 신호만을 이용하여 통계적으로 독립인 원신호를 추출하는 문제를 블라인드 신호분리라 한다. 본 논문에서는 보통의 실내에서 얻어진 비정상(non-stationary) 합성신호로부터 원신호를 추출해내는 블라인드 신호분리 기법을 제안한다. 제안된 기법은 관측 신호들 간의 이차 상호상관 값이 제로가 될 때만 최소값을 가지는 비용함수를 최소화시키는 방식으로 블라인드 신호분리를 구현한다. 제안된 기법의 유효성을 컴퓨터 시뮬레이션과 보통의 실내에서 관측된 2개의 합성신호로부터 2개의 원신호를 추출해내는 실험을 통하여 증명한다.

#### Abstract

The problem of blind signal separation of independent sources consist in retrieving the source from the observation of unknown mixtures of unknown sources. In this paper, we propose a technique for blind signal separation that can extract original signals from their non-stationary mixtures observed in a ordinary room. The proposed method implements blind signal separation by minimizing a non-negative cost function that achieves the minimum when the second-order cross-correlation value of the observed signals becomes zero. The validity of the proposed method has been verified by a computer simulation and experiment that extracts two source signals from their mixtures observed in a normal room.

Key words : Blind Signal Separation, second order statistics, convolutive mixture.

#### I. 서 론

다수의 신호가 동시에 신호원으로부터 송출되어 다수의 수신단으로 수신되는 상황에서, 수신된 신호는 상호 간섭과 다중경로 신호, 지연에 의한 왜곡된 혼합 또는 합성 신호 형태로써 수신단에 수신된다. 수신된 혼합신호를 분리하기 위해 많은 알고리즘들이 제안되었고, 특히 참조신호를 필요로 하지 않는 블라인드 신호 분리(Blind Source Separation) 알고리즘이 제안되었다. 다시 말해서 블라인드 신호 분

리 개념은 신호가 전파되는 전송 채널 특성의 사전 지식과 참조 신호 또는 원신호의 사전지식 없이 오로지 몇 개의 센서로 수신된 관찰신호로부터 원신호들을 분리하는 개념이다.

Herault와 Jutten에 의해 제안된 블라인드 신호분리 알고리즘 이후 여러 가지 기법들이 제안되었다<sup>[1]</sup>. 그들 중 대부분은 혼합모델을 단순 순시혼합(Instantaneous Mixture)모델로 가정하였다<sup>[1]-[5]</sup>. 따라서 실제로 제안된 기법을 실제세계에 적용하기엔 불가능하였다.

\* 텔슨전자주식회사(TELSON ELECTRONICS CO., LTD)

\*\* 한국항공대학교 전자·정보통신·컴퓨터공학부(School of Electro., Telecom. and Computer Eng., Hankuk Aviation Univ.)

· 논문 번호 : 20010625-083

· 수정완료일자 : 2001년 12월 26일

이후 신호원과 센서사이의 전달함수를 컨벌루티브 혼합(convolutive mixture)모델로 가정한 기법들이 고려되었다.<sup>[6]~[9]</sup>

종래의 블라인드 신호분리 기법들의 대부분은 신호원의 비가우시안 특성(non-Gaussian characteristics)을 이용한 방식들이었다. 그중에는 관측신호의 고차 상관(high-order correlation)을 이용하는 기법들이 있었고<sup>[1]~[4]</sup>, Super-Gaussian 또는 Sub-Gaussian 특성을 이용하는 기법들도 있었다<sup>[5]</sup>. 그러나 고차상관을 이용하는 기법의 경우 실제세계에서의 신호원들은 그 특성이 가우시안 특성과 큰 차이를 보이지 않는다. 따라서 관측신호로부터 정확한 고차상관을 추정하기란 불가능하다. 그리고 Super-Gaussian 또는 Sub-Gaussian 특성을 이용하는 기법의 경우에도 관측신호로부터 그러한 특성을 찾아내는 문제에 상당한 복잡성이 따른다.

본 논문에서는 비가우시안 특성을 사용하지 않고 신호의 비정상성(non-stationarity)을 이용하여 관측신호의 상호상관을 제거하는 방식을 통하여 블라인드 신호분리를 구현하는 기법을 제안한다.

원신호들은 통계적으로 독립인 특성을 가지므로 제안된 기법은 관측 신호들 간의 이차 상호상관 값이 제로가 될 때만 최소값을 가지는 비용함수를 최소화시키는 방식으로 블라인드 신호분리를 구현하며 따라서 음성이나 음악 같은 비정상신호들의 혼합신호 분리에 유효하게 적용될 수 있다.

본 논문의 구성은, 2장에서 본 논문에서 응용되는 실제 환경의 혼합 채널을 컨벌루티브 혼합채널로 수식적 모델링을 하고, 3장에서 이차 통계학에 의한 신호분리 이론에 대해 설명하고, 4장에서 비최소위상과 최소위상 시스템 각각의 경우에 의한 혼합신호 분리를 시뮬레이션하고 실제 실내에서 녹음된 혼합신호의 분리로 제안된 기법의 유효성을 증명하고, 마지막 5장으로 결론을 맺는다.

## II. 신호원과 혼합모델

### 2-1 신호원 특성

신호원  $s(t)$ 는 상호 통계적 독립(mutually statistically independent)이고 평균은 0으로 가정하며 자기

상관 행렬  $R(t, \tau)$ 은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} R(t, \tau) &= E[ s(t) s(t-\tau) ] \\ &= \text{diag}\{ E[ s_1(t) s_1(t-\tau) ], \\ &\quad \dots, E[ s_N(t) s_N(t-\tau) ] \} \\ &\equiv \text{diag}\{ r_1(t, \tau), \dots, r_N(t, \tau) \} \end{aligned} \quad (1)$$

여기서  $\text{diag}\{\dots\}$ 은 대각행렬이고,  $E[x]$ 는  $x$ 의 집합평균이다.

종래의 블라인드 신호분리 방법을 고찰해 보면 원신호의 비가우시안 특성을 이용한 기법이 주류였지만 본 논문에서 요구되는 신호원의 특성은 비가우시안 특성이 아닌 비정상성으로 다음과 같다.

가정 1. 신호원  $s(t)$ 의 자기상관 행렬  $R(t, \tau)$ 의 요소  $r_i(t, \tau)$ , ( $i=1, \dots, N$ )은 모든 시간  $\tau$ 에 대해서 상호 독립적으로 변화한다. 관측신호  $x(t)$ 는 식(3)의 과정으로 생성되며 컨벌루티브 혼합행렬  $\bar{A}$ 는 다음과 같은 특성이 있다.

가정 2.  $\bar{A}$ 의 극점과 영점은 단위원  $|z|=1$ 상에 존재하지 않는다.

가정 2는 컨벌루티브 혼합행렬  $\bar{A}(z)$ 가 단지 최소위상시스템(minimum phase system)에 국한되지 않고 비최소위상 시스템(Non-minimum phase system)에도 적용됨을 의미한다.

### 2-2 혼합모델

모든 신호원들과 마이크로폰들 간의 거리가 같고 전달특성이 동일하다고 가정한다면 그림 1과 같은 상태를 식 (2)와 같은 형식으로 표현할 수 있다.

$$x(t) = A s(t) + n(t) \quad (2)$$

$x(t)$ 는 원신호에 노이즈가 섞인 순시적인 선형 혼합 형태이다. 여기서 벡터  $s(t)=[s_1(t), \dots, s_n(t)]^T$ 는  $n$ 개의 협대역 소스로부터 방출되는 신호이다. 벡터  $x(t)=[x_1(t), \dots, x_n(t)]^T$ 는 시간  $t$  동안 샘플링된 센서의 출력이고 행렬  $A=[a_{ij}]$ 는

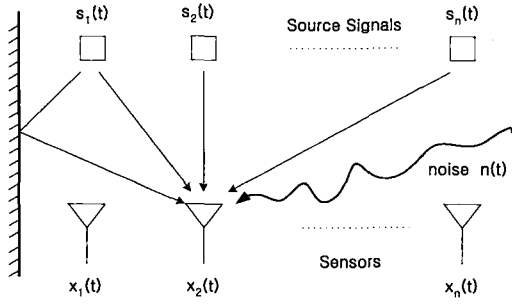


그림 1. 실제 공간에서의 다중 신호 수신과 노이즈의 수신  
Fig. 1. Multi-dimensional received signals with noise in real environments.

신호원과 센서사이의 전달 함수이다. 그러나 실제 신호전파 환경은 각각의 신호원과 마이크로폰 사이의 거리 및 위치에 따라 서로 다른 전달특성을 가진다. 게다가 각각의 마이크로폰은 상이한 특성을 갖게 되고 적어도 이것들의 주파수 응답은 서로 다른 방향에서 들어오는 신호원에 따라 다르다. 이러한 상황은 컨볼루티브 혼합(Convolutive Mixture)으로 식 (3)과 같이 모델링 하는 것이 타당하다.

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^N \bar{a}_{ij}(z) s_j(t) \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

$\bar{a}_{ij}(z)$ 는 다음과 같다.

$$\bar{a}_{ij}(z) = \sum_k a_{ij}(k) z^{-k} \quad (4)$$

여기서  $z^{-k}$ 는 지연 연산자이다. 즉,  $s_j(t) z^{-k} = s_j(t-k)$ 이다.

식 (3)을 벡터형식으로 표현하면 아래 식 (5)와 같다.

$$\mathbf{x}(t) = \bar{\mathbf{A}}(z) \mathbf{s}(t) \quad (5)$$

여기서  $\bar{\mathbf{A}}(z) = [\bar{a}_{ij}(z)]$ 는 시간지연을 고려한 전달함수이다.

### III. 신호 분리 알고리즘

그림 2에 있는 신호 분리망은 수신된 신호  $x(t)$ 로부터 원신호  $s(t)$ 를 복구하는 방법을 도식화한 것이

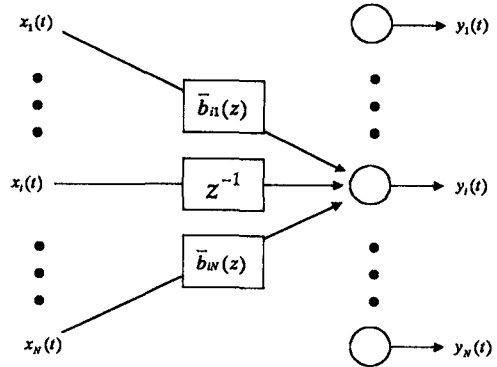


그림 2. N 채널신호 분리망  
Fig. 2. N Channel Signal Separation Network.

다. 이 망은 feed forward 구조이다. 그림 2에서 입력 신호는 수신된 혼합신호  $x(t)$ 이다. 분리되는 출력신호  $y_i(t)$ 는

$$y_i(t) = x_i(t-L) + \sum_{j=1}^N \sum_{k=0}^M b_{ij}(k) x_j(t-k), \quad (i \neq j, i=1, \dots, N; 0 \leq L < M) \quad (6)$$

$$= \sum_{j=1}^N \bar{b}_{ij}(z) x_j(t) \quad (7)$$

여기서  $\bar{b}_{ij}(z) = \sum_{k=0}^M b_{ij}(k) z^{-k}$ 이고,  $i$ 와  $j=1, \dots, N$ 이고,  $i \neq j$ 이다. 그리고  $b_{ii} = z^{-L}$ ,  $i=1, \dots, N$ 이고  $0 \leq L \leq M$ 이다.

식 (7)을 벡터로 다시 표시하게 되면,

$$\mathbf{y}(t) = \bar{\mathbf{B}}(z) \mathbf{x}(t) \quad (8)$$

여기서  $\mathbf{y}(t) = [y_1(t), \dots, y_N(t)]^T$ 이고,  $\bar{\mathbf{B}}(z) = [\bar{b}_{ij}(z)] = \sum_{k=0}^M \mathbf{B}(k) z^{-k}$ 이다. 여기에서  $\mathbf{B}(k) = [b_{ij}(k)]$ 이다.

만약 식 (8)에 있는 수신된 신호  $\mathbf{x}(t)$  대신  $\mathbf{x}(t) = \bar{\mathbf{A}}(z) \mathbf{s}(t)$ 을 대입하면

$$\mathbf{y}(t) = \bar{\mathbf{B}}(z) \bar{\mathbf{A}}(z) \mathbf{s}(t) \quad (9)$$

이 된다.

$\mathbf{C} \equiv \bar{\mathbf{B}}(z) \bar{\mathbf{A}}(z)$ 가  $\mathbf{D}(z) \mathbf{P}$ 가 된다면 네트워크로부터 출력되는 신호는 식 (10)과 같다.

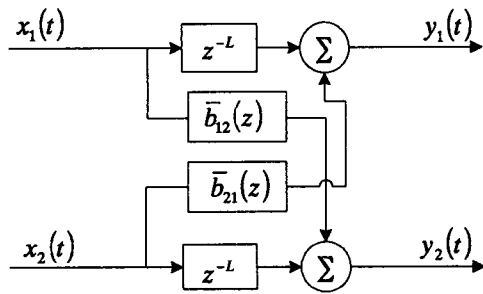


그림 3. 지연소자를 가진 2x2 신호분리 네트워크  
Fig. 3. 2x2 separation network with delay operator.

$$\begin{aligned} \mathbf{y}(t) &= \mathbf{D}(z) \mathbf{P} \mathbf{s}(t) (\equiv \bar{\mathbf{s}}(t)) \\ &= [\bar{s}_1(t), \dots, \bar{s}_N(t)]^T \end{aligned} \quad (10)$$

여기서  $P$ 는 치환 행렬(permutation matrix)이고,  $D(z)$ 는 대각행렬(diagonal matrix)이며 다음과 같다.

$$\mathbf{D}(z) = \text{diag} \left\{ \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_1(k) z^{-k}, \dots, \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_N(k) z^{-k} \right\} \quad (11)$$

식 (10) 조건을 만족하는 필터를 통과한 신호분리 네트워크의 출력 신호  $y_i(t)$ 는 원신호  $\bar{s}_i(t)$ 로 간주할 수 있다. 그 이유는  $\bar{s}_i(t)$ 는 상호 통계적으로 독립이기 때문이다. 결론적으로 목적은  $C(z) = \mathbf{D}(z) \mathbf{P}$  관계를 만족시키는 분리행렬  $\bar{\mathbf{B}}(z)$ 를 찾는 데 있다.

### 3-1 비용 함수 및 필터 가중치 갱신

컨볼루티브 혼합채널로 모델링된 혼합 신호의 분리를 위해 사용된 비용함수는 아래와 같다.

$$\begin{aligned} Q(t, \bar{\mathbf{B}}(z)) &= \frac{1}{2} \left\{ \sum_{i=1}^N \log E[ y_i(t-L)^2] \right. \\ &\quad \left. - \log \det E[ \mathbf{y}(t-L) \mathbf{y}(t-L)^T] \right\} \end{aligned} \quad (12)$$

식 (12)에 있는  $L$ 은 식 (6)에서 나타난  $L$ 과 같은 시간 지연이다. 본 논문에서 제안한 방법은 시간  $t-L$ 을  $t=0$ 으로 간주한다. 그러므로 미래 값으로  $[x(t), \dots, x(t-L+1)]$ 을 적용할 수 있고, 반대로 과거 값으로써,  $[x(t-L-1), \dots, x(t-M)]$ 을 적용할 수 있다. 또한 이러한 이유 때문에 비최소위상

시스템에도 적용될 수 있다. 식 (12)는 오로지 신호  $y_i(t-L)$ 와  $y_j(t-L)$ 가 무상관일 때, 즉  $E[y_i(t-L) y_j(t-L)] = 0$ 일 때만 최소값을 취하는 음이 아닌 함수이며  $E[y_i(t-L) y_j(t-L)]$ 일 때만 신호분리를 고려하고  $E[y_i(t) y_j(t-\tau)]$ 일 때는 고려하지 않는다. ( $i, j=1, \dots, N; i \neq j; \forall \tau$ )

$C(z) = \mathbf{D}(z) \mathbf{P}$  관계를 만족하는 행렬  $\bar{\mathbf{B}}(z)$ 는 식 (12)의 최소화를 통하여 찾을 수 있다. 식 (12)의 최소화는 다음과 같은 steepest descent 방법으로 구현된다.

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{B}(k) &\doteq -\alpha \frac{\partial Q(t, \bar{\mathbf{B}}(z))}{\partial \mathbf{B}(k)} = \\ &= -\alpha \left[ \frac{\partial Q(t, \bar{\mathbf{B}}(z))}{\partial b_{ij}(k)} \right] \quad (k=0, \dots, M) \end{aligned} \quad (13)$$

여기서  $\alpha$ 는 양의 미소 상수이다. 심볼  $\doteq$ 은 식 (13)의 오른쪽에 있는 비대각 행렬 성분만이 왼쪽에 있는 것과 동일하다는 것을 의미한다. 식 (13)의 오른쪽 식을 정리하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{B}(k) &\doteq \alpha z^{-k} \{ \mathbf{I} - (\text{diag} E[ \mathbf{y}(t-L) \mathbf{y}(t-L)^T])^{-1} \\ &\quad \times E[ \mathbf{y}(t-L) \mathbf{y}(t-L)^T] \} \bar{\mathbf{B}}(z)^T \end{aligned} \quad (14)$$

실제로  $E[ \mathbf{y}(t-L) \mathbf{y}(t-L)^T]$ 은 순시값  $\mathbf{y}(t-L) \mathbf{y}(t-L)^T$ 으로 대체된다. 시간에 따라 변화하는 이동 평균  $\phi_i(t)$ 는  $\text{diag} E[ \mathbf{y}(t-L) \mathbf{y}(t-L)^T]$ 을 추정하는데 사용되고 다음과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} \phi_i(t) &= \beta \phi_i(t-1) + (1-\beta) y_i(t-L)^2 \\ (i=1, \dots, N; 0 < \beta < 1) \end{aligned} \quad (15)$$

그러므로 식 (14)는 다음 식 (16)과 같은 학습 룰의 형태를 갖게 된다.

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{B}(k) &\doteq \alpha z^{-k} \{ \mathbf{I} - \phi^{-1}(t) \times \mathbf{y}(t-L) \alpha \cdot \\ &\quad \mathbf{y}(t-L)^T \} \bar{\mathbf{B}}(z)^T \end{aligned} \quad (16)$$

여기서  $\phi(t) = \text{diag} \{ \phi_1(t), \dots, \phi_N(t) \}$ 이다. 결국 식 (15)와 식 (16)의  $k=1, \dots, M$  길이의 필터 가중치  $\mathbf{B}(k)$ 를 갱신함으로써 신호의 비정상 특성을 이용한 신호분리가 이루어진다.

#### IV. 시뮬레이션 및 실험

##### 4-1 시뮬레이션 : 비최소위상 시스템 및 최소 위상 시스템에 의해 혼합된 신호의 분리

서로 다른 여성의 목소리를 다음과 같은 비최소 위상 혼합 시스템에 의하여 혼합한다. 비최소위상 시스템은

$$\bar{A}_1(z) = \begin{bmatrix} 0.3z^{-1} + z^{-2} \\ -0.3 - 0.4z^{-1} + 0.5z^{-2} \\ 0.2 + 0.6z^{-1} + 0.7z^{-2} \\ 0.1 + 0.2z^{-1} \end{bmatrix} \quad (17)$$

와 같이 2차 시스템으로 설정하고 최소위상 시스템 또한 다음과 같이 2차로 설정하였다.

$$\bar{A}_2(z) = \begin{bmatrix} 0.6z^{-1} + 0.3z^{-2} \\ 0.9 + 0.7z^{-1} + 0.5z^{-2} \\ 0.7 + 0.3z^{-1} + 0.1z^{-2} \\ 0.8z^{-1} + 0.3z^{-2} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$\bar{A}_1(z)$ 와  $\bar{A}_2(z)$ 의 영점의 위치는 다음 그림 4와 그림 5와 같다.

첫 번째로 비최소위상 전달 함수에 의해 혼합된 음성신호의 분리를 시도하였다. 원신호는 두 여성의 음성신호로 16 kHz로 샘플링 되었고 샘플 개수는 64004개이다. 이차 상호상관을 이용한 신호분리 알

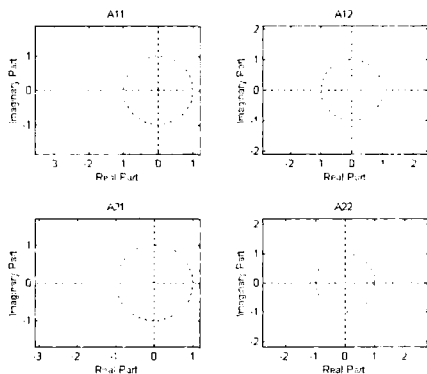


그림 4. 비최소위상 시스템의 영점 위치  
Fig. 4. Zeros of nonminimum phase system.

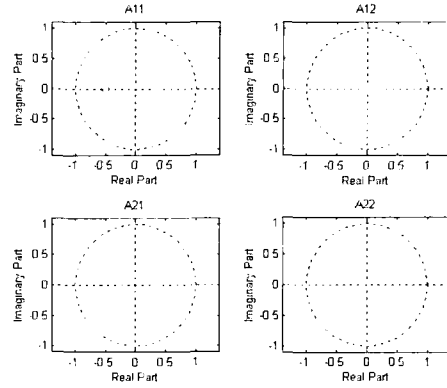


그림 5. 최소위상 시스템의 영점 위치  
Fig. 5. Zeros of minimum phase system.

고리즘은 다음과 같다. 위의 식 (16)은 간략화 되어 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta b_{12}(k) &= -\frac{\alpha y_1(t-L)y_2(t-L)}{\phi_1(t)}, \\ \Delta b_{21}(k) &= -\frac{\alpha y_2(t-L)y_1(t-L)}{\phi_2(t)} \end{aligned} \quad (19)$$

식 (19)에서  $\phi_i(t)$ 는 식 (15)와 같다. 시뮬레이션에서 식 (19)와 식 (15)의 파라미터 값은  $\alpha = 0.00001$ ,  $\beta = 0.9$ 로 설정하였다. 또한  $\Delta b_{12}(k)$ 와  $\Delta b_{21}(k)$ 의 초기값은 0으로 설정하였고,  $\phi_i(t)$ 의 초기값은 1로 설정하였다. 필터  $\Delta b_{12}(k)$ 와  $\Delta b_{21}(k)$ 의 길이는  $M=16$ , 지연은  $L=10$ 으로 설정하였다.

혼합된 신호를 분리하기 위해서는 분리채널  $\bar{B}(z)$ 와 혼합채널  $\bar{A}(z)$ 와의 컨볼루션이 식 (10)과 같이 대각행렬을 이루어야 한다. 이를 확인하기 위해서 그림 3의 구조로, 16개의 탭 수를 갖는 FIR 필터를 구성하고 식 (19)를 이용하여 분리필터의 가중치를 갱신하여 두 음성신호의 분리를 시도하였다. 샘플개수 만큼의 가중치 갱신이 이루어진 뒤에 식 (20)을 이용 분리채널과 혼합채널의 컨볼루션 행렬  $\bar{C}(z)$ 을 계산하였다.

$$\bar{C}(z) \equiv \bar{B}(z) \bar{A}(z) \quad (20)$$

그림 6과 그림 7을 보면 행렬  $\bar{C}(z)$ 의 비대각 행렬 성분 ( $\bar{c}_{12}$ ,  $\bar{c}_{21}$ )들은 모두 영으로 근접하는 것을 볼

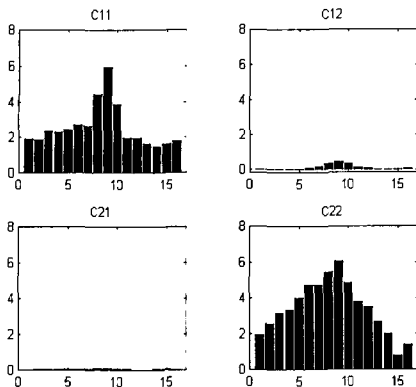


그림 6. 비최소위상 행렬과 분리행렬의 컨볼루션  
Fig. 6. Convolution of Nonminimum phase matrix with separation matrix.

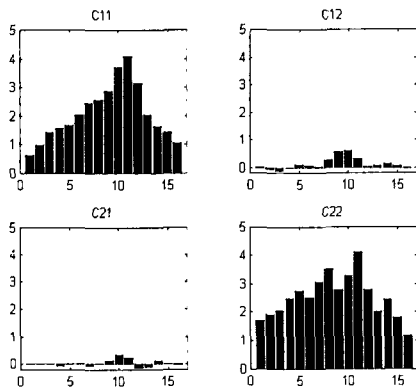


그림 7. 최소위상 행렬과 분리행렬의 컨볼루션  
Fig. 7. Convolution of minimum phase matrix with separation matrix.

볼 수 있다. 그러므로 제안된 신호분리 기법은 식 (10)을 만족하므로 비최소위상 혼합채널 및 최소위상 혼합채널에 의한 혼합신호의 분리가 가능함을 확인하였다.

#### 4-2 실험: 실제 공간에서 혼합된 신호의 분리

실험을 위한 환경은 그림 8과 같다. 보통의 실내에 설치된 두 개의 마이크로 폰과 스피커 사이의 전달함수에 의해 혼합되어 마이크로 폰에 수신된 신호는 그림 9의 (a), (b)와 같다. 두 음성신호는 1부터

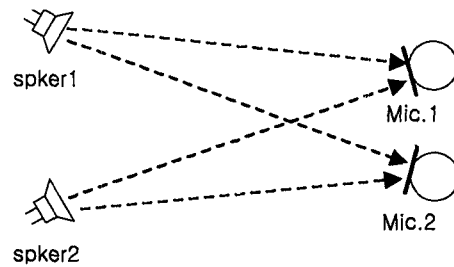


그림 8. 신호분리를 위한 실험환경  
Fig. 8. Experimental setup for signal separation.

10까지를 영어와 서반아어로 발음한 음성신호이고 이 음성신호는 16 kHz로 샘플링 되었고 119000개의 샘플수를 가진다.(혼합신호의 출처는 [www.cnl.edu/tewon/Blind/blind.html](http://www.cnl.edu/tewon/Blind/blind.html)) 파라미터의 설정은 시뮬레이션에서와 같다. 다만 실제 공간에서 신호전파의 지연을 고려하여 필터의 탭수는  $M=200$ , 지연은  $L=20$ 으로 설정하였다. 그림 9의 (c), (d)는 제안된 알고리즘에 의해 분리된 신호 파형이다. 결과적으로, 실제 실내 환경에서 혼합된 신호의 분리가 제안된 기법에 의하여 가능하다는 것을 알 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 음성이나 음악신호같은 비정상신호의 혼합으로 이루어진 관측신호로부터 원신호를 추출해내는 블라인드 신호분리 기법을 제안하였다. N개의 신호원으로부터 발생된 신호는 N개의 센서에서 관측되기 이전에 전달함수를 알 수 없는 혼합채널을 통과하게 된다. 종래의 블라인드 신호분리 알고리즘들이 관측신호의 고차상관이나 신호원의 비가우시안 특성을 이용한 방식들로 신호원이 가우시안 특성을 가지면 신호분리가 불가능하였다<sup>[10]</sup>. 따라서 이런 경우 실세계로부터 발생된 신호들의 특성이 가우시안 특성과 큰 차이를 보이지 않으므로 실제 적용에 한계점을 노출하였다. 그러나 이에 반하여 제안된 기법은 단지 신호원의 특성을 “비정상성”으로만 한정하였다. 따라서 신호원이 가우시안 분포를 따르다 할지라도 비정상과정이기만 한다면 신호분리가 가능하다. 오로지 관측신호만을 이용하여 신호분리망의 출력신호들 간의 이차 상호상관값이 제로가 될 때만 최소값을 가지는 비용함수를

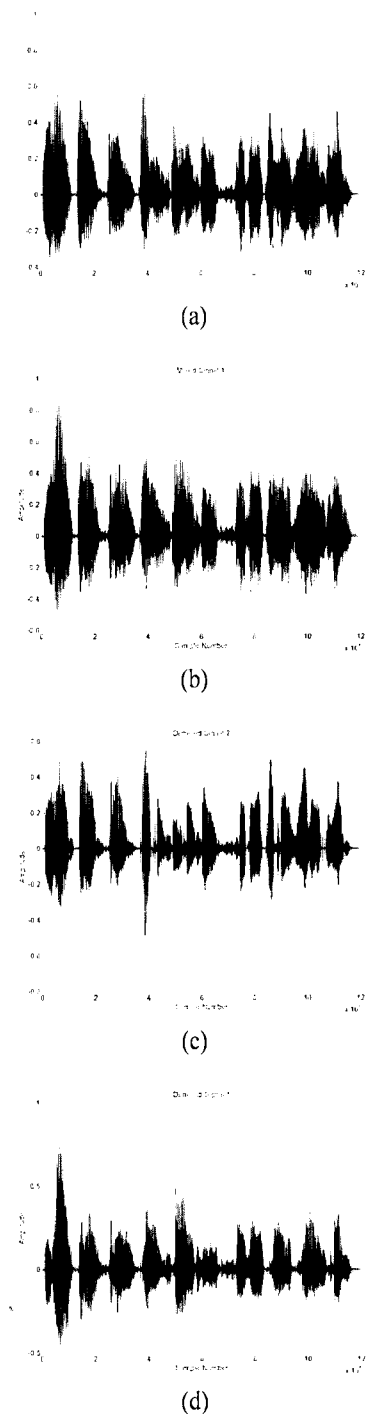


그림 9. 실제환경에서의 신호분리  
 (a), (b) : 혼합된 신호 (c), (d) : 분리된 신호  
 Fig. 9. Signal separation in real environment.  
 (a), (b) : mixed signal (c), (d) : separated signal

최소화시켜서 블라인드 신호분리를 구현하며 따라서 종래의 알고리즘들이 가지는 복잡성이나 비가우시안이란 제한없이 음성이나 음악 같은 비정상신호들의 혼합신호 분리에 유효하게 적용할 수 있다.

보통의 실내에서 스피커로부터 발생하는 소리의 흐름을 마이크로 폰으로 포착할 때, 스피커와 마이크로 폰 사이의 전달함수는 비최소위상 시스템이 된다<sup>[11]</sup>. 그러므로 실제 적용 가능한 블라인드 신호 분리 기법은 비최소위상 문제를 해결할 수 있어야만 한다. 만약 스피커와 마이크로 폰 사이의 전달함수  $\bar{A}(z)$ 가 비최소위상 시스템이라면 전달 시스템 추정시에 관측신호의 미래값도 고려해야만 한다<sup>[12]</sup>. 그래서 제안된 기법에서는 시간  $t-L$ 을  $t=0$ 으로 간주하여 관측신호의 미래값과 과거값을 처리할 수 있도록 하였다.

종래의 블라인드 신호분리 알고리즘들이 대부분 순시혼합모델의 경우에 적용 가능하였고, 컨볼루티브 혼합모델을 대상으로한 기법들이 있었지만 대부분 최소위상시스템의 경우에만 적용되는 단점이 있었다. 그러나 시뮬레이션을 통하여 전달함수  $\bar{A}(z)$ 가 비최소위상 시스템인 경우에도 제안된 기법이 블라인드 신호분리를 수행할 수 있는 능력이 있음을 증명하였다(그림 6). 또한 실험에서 제안된 기법을 실제 상황에서 관측된 데이터에 적용시켜 블라인드 신호분리 문제의 실제적인 해결방안을 모색할 수 있었다. 본 논문에서는 관측신호 외에 부가잡음을 고려하지 않았다. 향후 부가잡음을 고려하여 제안된 기법의 성능을 분석하고 안정성(stability) 문제의 면밀한 이론적 연구가 진행되어야 할 것이다.

### 참 고 문 헌

[1] J. Herault, C. Jutten, and B. Ans, "Detection de grandeurs primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuro-mimetique en apprentissage non supervise". *Proc. Xeme colloque GRETSI*, pp. 1017-1022, Nice, France, May 20-24, 1985.  
 [2] J. Herault and C. Jutten, "Space and time adaptive signal processing by neural network model", *Neural Network for Computing*, AIP

- Conf. Proc. Snowbird*. UT, 1986;151:207-211.
- [3] P. Comon, "Independent Component Analysis, A New Concept?", *Signal Processing*, vol. 36, pp. 287-314, 1994.
- [4] C. Jutten and J. Herault, "Blind separation of sources. Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture", *Signal Processing*, vol. 24 pp. 1-10, 1991.
- [5] T-W. Lee, M. Girolami and T. J. Sejnowski, "Independent Component Analysis using an Extended Infomax Algorithm for Mixed Sub-Gaussian and Super-Gaussian Sources", *Neural Computation*, vol. 11(2):417-441, 1999.
- [6] A. Cichoki, S. Amari and J. Cao, "Blind separation of delayed and convolutive signals with self-adaptive learning rate", *Proc. Int. Symp. on Nonlinear Theory and Its Application*, Kouchi, pp. 229-232, 1996.
- [7] S. Amari, S. C. Douglas and A. Cichocki, "Multi-channel blind deconvolution using the natural gradient", in *Proc. 1st IEEE Workshop on Signal Processing App. Wireless Comm.*, Paris, France, 1997, IEEE.
- [8] T. W. Lee, A. J. Bell and R. H. Lambert, "Blind separation of delayed and convolved sources", *Advances in neural information processing system*, vol. 9 pp. 758-764, 1996.
- [9] K. Tokkola, "Blind separation of convolved sources based on information maximization", *IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing VI Kyoto*, pp. 423-432, 1997.
- [10] Aapo Hyvarien, Juha Karhunen and Erkki Oja, *Independent Component Analysis*, John Wiley & Sons, Inc., pp.152-163, 2001.
- [11] M. Miyoshi and Y. Kaneda, "Inverse filtering of room acoustics", *IEEE Trans Acoustic Speech Signal Process*, vol. 36 pp. 145-152, 1988.
- [12] K. Matsuoka and T. Tokunari, "A new algorithm for blind separation of convolved sources", *IEICE Technical Report 97*, pp. 36-42, 1997.

김 천 수



1974년 8월 26일생  
 1999년 2월: 수원대학교 정보통신공학과 (공학사)  
 2001년 8월: 한국항공대학교 통신정보공학과 대학원 (공학석사)  
 2001년 9월~현재: 텔스전자주식회사 제2연구소 H.W센터

[주 관심분야] 신호처리, Adaptive Array

양 완 철



1973년 9월 12일생  
 1998년 2월: 한국항공대학교 항공통신정보공학과 (공학사)  
 2000년 2월: 한국항공대학교 항공통신정보공학과 대학원 (공학석사)  
 2000년 8월~현재: 한국항공대학교 통신정보공학과 대학원 박사과정 재학 중

[주 관심분야] 신호처리, Adaptive Array

이 병 섭



1957년 1월 1일생  
 1979년 2월: 한국항공대학교 항공통신정보공학과 (공학사)  
 1981년 2월: 서울대학교 전자공학과 대학원 (공학석사)  
 1981년 2월~1992년 1월: 한국전자통신연구소

1990년 5월: New Jersey Institute of Technology (공학박사)

1992년 9월~현재: 한국항공대학교 항공통신정보공학과 부교수

[주 관심분야] 위성통신, 신호처리, Adaptive Array