

지연혼합에서의 초기값으로 고유벡터를 이용하는 암묵신호분리

Blind Signal Separation Using Eigenvectors as Initial Weights in Delayed Mixtures

박근수*, 박장식**, 손경식*
(Keun Soo Park*, Jang Sik Park**, Kyung Sik Son*)

*부산대학교 전자공학과, **동의과학대학 영상정보과
(접수일자: 2005년 8월 25일; 수정일자: 2005년 10월 24일; 채택일자: 2005년 11월 4일)

본 논문에서는 지연혼합에서의 암묵신호분리를 위해 분리행렬의 초기값을 설정하는 방법을 제안한다. 혼합신호의 상호상관행렬에 대한 고유분리를 분석한 후, 고유벡터의 지연정보를 이용하여 초기값으로 설정한다. 제안하는 방법을 기존의 주파수영역 독립성분분석 (FDICA: Frequency domain independent component analysis)에 초기값으로 설정하여 분리 성능을 향상시킨다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제안하는 방법이 신호대간섭비 (SIR: Signal to Interference Ratio)가 우수하고 학습곡선의 수렴속도가 개선됨을 보인다.

핵심용어: 암묵신호분리, 독립성분분석, 초기값설정, FIR 다항식 연산

투고분야: 음향신호처리 분야 (1.1)

In this paper, a novel technique to set up the initial weights in BSS of delayed mixtures is proposed. After analyzing Eigendecomposition for the correlation matrix of mixing data, the initial weights are set from the Eigenvectors with delay information. The proposed setting of initial weighting method for conventional FDICA technique improved the separation performance. The computer simulation shows that the proposed method achieves the improved SIR and faster convergence speed of learning curve.

Keywords: Blind signal separation, Independent component analysis, Initial weight setting, FIR polynomial algebra

ASK subject classification: Acoustic Signal Processing (1.1)

I. 서론

디지털 신호처리 기술의 발전으로 음성통신 및 음성인식 시스템을 활용한 다양한 음성 서비스들이 제공되고 있지만 보다 효과적으로 시스템에 적용하기 위해서는 성능 개선이 필요하다. 음성통신에 있어 음질을 향상시키고 음성인식률을 개선하기 위해서는 원하는 신호와 원하지 않는 주변잡음 등의 신호를 분리하는 기술이 필수적으로 요구된다. 최근 통신 시스템[1], 생체의학계[2] 그리고 실제 환경에서의 음원 분리[3]등의 응용에서 다중 센서에서 관찰된 혼합신호만으로 음원/신호원을 추정하

는 암묵신호분리 (BSS: Blind Signal Separation)에 관한 응용 및 연구가 활발하다. 즉, BSS란 신호원의 통계적 정보나 혼합 경로에 대한 정보 없이 신호원을 추정하는 것이다[4]. 그림1에서 BSS의 개념을 나타내고 있다.

BSS의 간단한 모델링으로써, N 개의 통계적으로 상

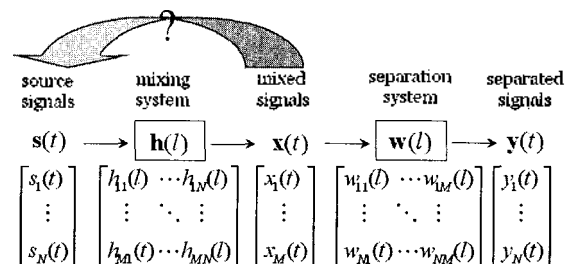


그림 1. BSS의 개념
Fig. 1. Concept of BSS.

책임저자: 박근수 (zeaney@pusan.ac.kr)
부산시 금정구 장전동 산 30번지 부산대학교 전자공학과
(전화: 051-510-1470, 팩스: 051-515-1590)

호독립이고 평균이 영 (zero)인 미지의 신호원들이 각각 독립적인 혼합 경로를 거쳐 M 개의 센서로 수신된 신호를 고려한다. N 개의 신호원을 $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$, M 개의 수신 신호를 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$ 라 하면 그 혼합관계는 다음 식 (1)과 같다.

$$x_j(t) = \sum_{i=1}^N \sum_{l=1}^L a_{ji}(l) s_i(t-l+1), \quad (j=1, \dots, M) \quad (1)$$

이를 벡터 형식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}(z)\mathbf{s}(t), \quad (2)$$

여기서

$$\mathbf{A}(z) = \begin{bmatrix} \sum_{l=1}^L a_{11}(l)z^{-l} & \dots & \sum_{l=1}^L a_{1N}(l)z^{-l} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{l=1}^L a_{M1}(l)z^{-l} & \dots & \sum_{l=1}^L a_{MN}(l)z^{-l} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

으로 미지의 전랭크 (full rank) 혼합이다. $\sum_{l=1}^L a_{ij}(l)z^{-l}$ 는 j 번째 신호원에서 i 번째 센서로의 길이 L 을 가진 임펄스 응답을 나타낸다. 여기서 z^{-k} 는 시간 지연 연산자, 즉, $x(t)z^{-k} = x(t-k)$ 를 나타낸다. 즉, 혼합 경로 $\mathbf{A}(z)$ 는 시간 영역에서 처리된다.

본 논문에서는 BSS를 수행하기 위해, 각 신호원은 통계적으로 독립이고 확률밀도 함수가 비-가우시안 (non-Gaussian)이라는 가정을 이용한 독립성분분석 (ICA: Independent Component Analysis) 알고리즘을 고찰한다[4,5]. 고차통계처리 또는 회기 신경회로망 기법을 이용하여 ICA의 학습알고리즘이 연구 되었으며[6], 그 중 FDICA 알고리즘은 잔향에 강건하고 안정적으로 수렴하는 특징을 가지고 있어 널리 연구되고 있다[7-10]. 그러나 각 주파수마다의 독립적인 분리 수행은 알고리즘이 충분히 수렴하기 전에 가 포화 (pre-saturation) 하는 문제[8]와 각 주파수마다 분리된 신호의 크기가 일정하지 않은 크기 (scaling) 문제와 분리순서가 바뀌는 순열 (permutation) 문제를 갖는다[7,8]. 특히 크기문제와 순열문제는 시간영역으로 재구성할 때, 분리성능 저하의 원인이 된다. 이러한 문제점들을 해결하기 위한 여러 알고리즘들이 제안되었고[9,10], 본 논문에서는 이

문제점을 [9]에서 제안하는 방법으로 해결하였다.

본 논문에서는 지연혼합의 경우, 기존 FDICA 알고리즘의 초기치 설정에 관해 연구하였다. 지연혼합은, 그 분리행렬을 분석하면 교차경로 (cross-channel)의 지연값을 얻을 수 있다. 이 지연정보를 이용한 초기치 설정 알고리즘을 제안한다. 적응 학습 알고리즘에서는 초기치를 어떻게 설정하는가에 따라서 수렴을 빠르게 할 수 있고, 국부 극소점에 빠지는 것을 피할 수 있다[13].

제안하는 알고리즘은 다음과 같다. Lambert의 FIR 행렬 연산[11]을 이용한 백색화 (Whitening) 과정에서 고유분리를 수행한다. 그리고 고유분리에서 구한 고유행렬로부터 지연정보를 획득하고 잔여오차성분을 제거하여 초기값으로 설정한다. 적절한 초기값의 설정은 FDICA에서의 여러 번의 반복실행과 기 포화문제를 해결하여 우수한 분리성능을 나타낼 수 있다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 FDICA에 제안하는 초기값 설정을 적용시켜 보다 빠른 수렴과 우수한 분리성능을 나타냄을 보여준다.

II장에서는 지연혼합에 관한 고유분리를 분석하고 시뮬레이션으로 검증한다. III장에서는 기존의 FDICA 알고리즘을 설명하고 초기값 설정방법을 제안한다. IV장에서는 시뮬레이션을 제안하는 방법으로 초기값을 설정한 FDICA의 성능 향상 결과를 고찰한다. 마지막으로 V장에서 내용을 재정리하고 결론을 맺는다.

II. 문제 제기 (Problem Formulation)

기존의 FDICA 알고리즘은 초기값을 보통 다음과 같이 단위행렬 형태로 둔다[7,11].

$$W_0(f) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \dots 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

BSS는 신호원들과 혼합환경에 관한 정보없이 신호원들을 분리해야 하기 때문에, 무지향성 다중 센서에 관해서는 이러한 설정이 적당하다. 하지만 단일 혼합경로의 정보를 이용할 수 있다면 빠른 수렴을 위한 초기값을 설정할 수 있을 것이다.

2.1. 고유분리에 의한 지연검출

다음은 일반적인 지연혼합의 경우를 나타낸 것이다.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a & bz^{-d_1} \\ cz^{-d_2} & d \end{bmatrix}, (ad - bc \neq 0) \quad (5)$$

우선 혼합입력신호로부터 혼합경로를 추정할 수 있도록 상호상관행렬을 구한다. 혼합경로의 상호상관행렬은 $\mathbf{R} = \mathbf{A}\mathbf{A}^H$ 이지만, 혼합경로를 알 수 없는 암묵신호분리에서는 $\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^H$ 로 근사화한다.

고유분리 (Eigen decomposition) 과정은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{R}} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^H \\ &\approx \mathbf{R} = \mathbf{A}\mathbf{A}^H = \begin{bmatrix} a^2 + b^2 & acz^{+d_2} + bdz^{-d_1} \\ acz^{+d_1} + bdz^{-d_2} & c^2 + d^2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} A & Bz^{+d_2} + Cz^{-d_1} \\ Bz^{-d_2} + Cz^{+d_1} & D \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, $A = a^2 + b^2, B = ac, C = bd$, 그리고 $D = c^2 + d^2$.

$$\begin{aligned} \mathbf{R} - \lambda \mathbf{I} &= \begin{bmatrix} A - \lambda & Bz^{+d_2} + Cz^{-d_1} \\ Bz^{-d_2} + Cz^{+d_1} & D - \lambda \end{bmatrix} \\ \|\mathbf{R} - \lambda \mathbf{I}\| &= \lambda^2 - (A + D)\lambda + K = 0, \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 $\|\mathbf{A}\|$ 는 행렬 \mathbf{A} 에 대한 행렬식을 나타내고, $K = AD - [B^2 + C^2 + BC(z^{+(d_1+d_2)} + z^{-(d_1+d_2)})]$.

$$\begin{aligned} \lambda &= \frac{(A + D) \pm \sqrt{(A + D)^2 - 4K}}{2} \\ &= \frac{A + D}{2} \pm \frac{1}{2} \sqrt{(A - D)^2 + 4[(B - C)^2 + BC(z^{d/2} + z^{-d/2})^2]}, \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 $d = d_1 + d_2$, $z = e^{j\omega}$ 라 두면, $z^{d/2} + z^{-d/2} = e^{j\omega d/2} + e^{-j\omega d/2} = \cos(\omega d / 2)$.

두 고유값은 각각 다음과 같다.

$$\lambda_1 = \frac{A + D}{2} + \frac{1}{2} \sqrt{(A - D)^2 + 4[(B - C)^2 + BC(z^{d/2} + z^{-d/2})^2]} \quad (9)$$

$$\lambda_2 = \frac{A + D}{2} - \frac{1}{2} \sqrt{(A - D)^2 + 4[(B - C)^2 + BC(z^{d/2} + z^{-d/2})^2]} \quad (10)$$

고유값이 실수이기 위해서는 다음 조건식 (10)을 만족해야 한다.

$$(B - C)^2 + BC(z^{d/2} + z^{-d/2})^2 = (B - C)^2 + BC \cos^2(\omega d / 2) \geq 0 \quad (11)$$

다음 식 (12)에서 조건식 (11)이 만족함을 확인할 수 있다.

$$\begin{aligned} (B - C)^2 + BC(z^{d/2} + z^{-d/2})^2 &= (B - C)^2 + BC \cos^2(\omega d / 2) \\ &= (B - C)^2 + BCk = B^2 + C^2 + (k - 2)BC \\ &= B^2 + C^2 + lBC = [B \ C] \begin{bmatrix} 1 & l/2 \\ l/2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B \\ C \end{bmatrix} = [B \ C] \mathbf{Q} \begin{bmatrix} B \\ C \end{bmatrix} \end{aligned}$$

여기서, $k = \cos^2(\omega d / 2)$; $0 \leq k \leq 1$.
그리고, $l = k - 2$. 단, $[-2 \leq l \leq -1]$.

$$\begin{aligned} \text{행렬 } \mathbf{Q} &= \begin{bmatrix} 1 & l/2 \\ l/2 & 1 \end{bmatrix} \text{이며} \\ \text{i) } l > 0 &\text{ 이고} \\ \text{ii) } 1 - \frac{l^2}{4} &\geq 0 \Rightarrow \text{Positive Semidefinite.} \end{aligned} \quad (12)$$

식 (12)에서, 행렬 \mathbf{Q} 는 두 개의 상좌 소행렬 (upper left submatrices)의 행렬식 값들이 모두 양수이다. 그러므로, 식 (11)을 만족하여 상호상관행렬에 대한 두 고유값은 실수임을 확인할 수 있다.

고유값 λ_1 에 대한 고유벡터 V_1 를 구하면,

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} A & Bz^{+d_2} + Cz^{-d_1} \\ Bz^{-d_2} + Cz^{+d_1} & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 \\ 1 \end{bmatrix} &= \lambda_1 \begin{bmatrix} e_1 \\ 1 \end{bmatrix} \\ e_1 &= \frac{Bz^{+d_2} + Cz^{-d_1}}{\lambda_1 - A}. \end{aligned} \quad (13)$$

즉, λ_1 에 대한 고유벡터는 $\mathbf{v}_1 = \begin{bmatrix} e_1 \\ 1 \end{bmatrix}$.

같은 방법으로 λ_2 에 대한 고유벡터 V_2 를 구하면,

$$\mathbf{v}_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ e_2 \end{bmatrix}, \text{ 여기서, } e_2 = \frac{Bz^{-d_2} + Cz^{+d_1}}{\lambda_2 - D}. \quad (14)$$

와 같다. 만일 조건식 (11)을 만족하지 못하면 고유벡터는 일반적으로 복소수인 고유값에 의해 지연정보의 오차가 발생한다. 두 고유값들 모두 실수이므로, 식 (13,14)에서 정확한 두 지연정보 (z^{-d_1}, z^{-d_2})를 얻는다.

2.2. 컴퓨터 시뮬레이션에 의한 실험

본 논문에서는 지연혼합에 대해서 고유분리를 수행하고 고유벡터에서 지연정보를 관찰하기 위해서 Lambert의 FIR 행렬 연산을 이용한다. 2개의 수신센서와 샘플링 주파수 16KHz의 남성 음성과 여성 음성을 두 신호원으로 가정하고, 지연혼합 시킨 후 구간 [-1024,1023]에서 고유분리를 수행한다.

그림 2는 $A_1 = \begin{bmatrix} 2 & z^{-2} \\ z^{-1} & 1 \end{bmatrix}$ 의 혼합에 대한 두 고유값들을 나타낸다. 그림 3은 해당 고유벡터를 나타낸 것이다. (a),(c)는 λ_1 에 대한 고유벡터를 (b),(d)는 λ_2 에 대한 고유벡터를 나타낸다. 고유벡터의 두 비대각 성분

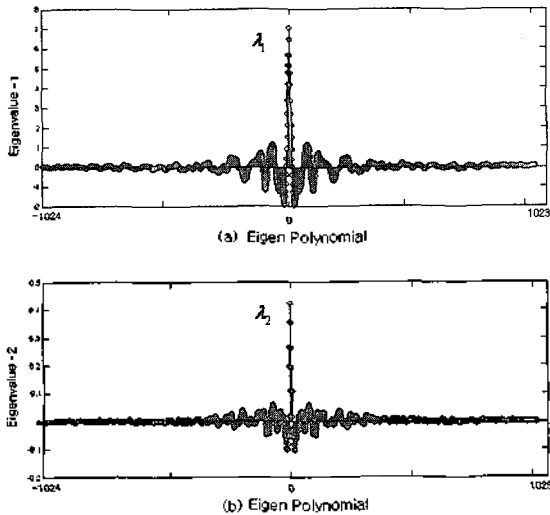


그림 2. A_1 의 고유값 다항식
(a) 고유값 1, λ_1 (b) 고유값 2, λ_2
Fig. 2. Eigenvalue polynomials of A_1 .
(a) Eigenvalue 1, λ_1 (b) Eigenvalue 2, λ_2 .

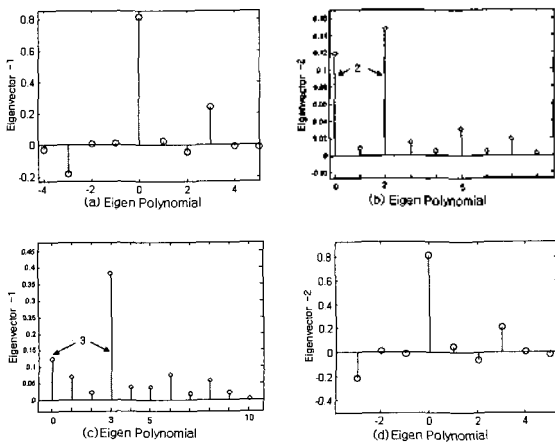


그림 3. A_1 의 고유벡터 다항식
(a)(c) λ_1 에 대한 고유벡터 (b)(d) λ_2 에 대한 고유벡터
Fig. 3. Eigenvector polynomials of A_1 .
(a)(c) Eigenvector for λ_1 (b)(d) Eigenvector for λ_2 .

(b),(c)에 절대값을 취하여 최대값으로 각각의 지연값들 (z^{-2}, z^{-1})을 얻는다. 잔여오차성분은 $R = AA^H$ 의 근사화 과정 $\hat{R} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i x_i^H$ 에서 나타난 것으로 볼 수 있다. 고유벡터의 비대각 성분에서의 지연값을 확대해서 나타냈다.

그림 4와 그림 5는 $A_2 = \begin{bmatrix} 2 & z^{-100} \\ z^{-50} & 1 \end{bmatrix}$ 에 대한 고유값과 고유벡터 다항식을 각각 나타내고 있다. 그림 5에서도 대각성분 (b),(c)에서 지연정보(z^{-50}, z^{-100})를 관찰할 수 있다.

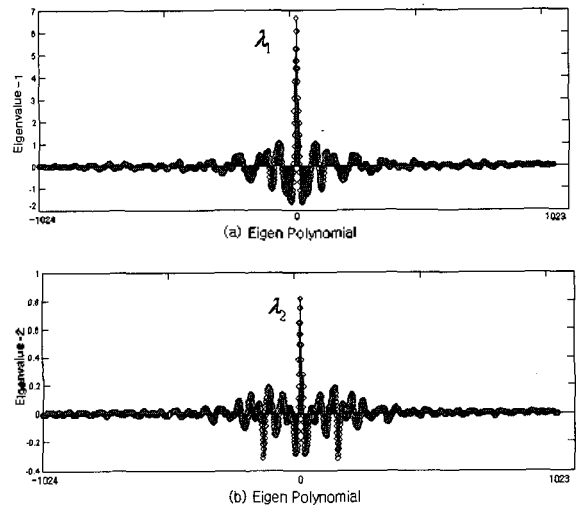


그림 4. A_2 의 고유값 다항식
(a) 고유값 1, λ_1 (b) 고유값 2, λ_2
Fig. 4. Eigenvalue polynomials of A_2 .
(a)(c) Eigenvector for λ_1 (b)(d) Eigenvector for λ_2 .

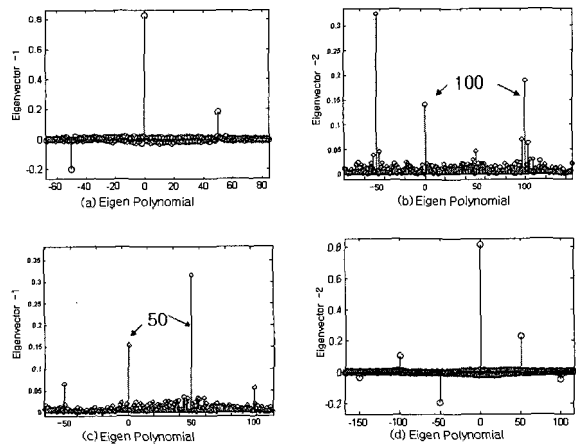


그림 5. A_2 의 고유벡터 다항식
(a)(c) λ_1 에 대한 고유벡터 (b)(d) λ_2 에 대한 고유벡터
Fig. 5. Eigenvector polynomials of A_2 .
(a)(c) Eigenvector for λ_1 (b)(d) Eigenvector for λ_2 .

III. 알고리즘의 제안

주파수 영역에서의 BSS는 다음과 같이 수식화 된다.

$$Y(f, \tau) = W(f)X(f, \tau) = W(f)A(f)S(f, \tau) \quad (15)$$

여기서 f 는 각 주파수 빈 성분을, τ 는 프레임을 나타낸다. 그리고 $S(\omega, \tau) = [S_1(f, \tau), \dots, S_N(f, \tau)]^T$ 는 주파수영역에서의 신호원을 나타내며, $X(f, \tau) = [X_1(f, \tau), \dots, X_M(f, \tau)]^T$ 는 혼합신호를, $A(f)$ 는 주파수영역에서의 혼합 행렬을 각각 나타낸다. 그리고 $Y(f, \tau) = [Y_1(f, \tau), \dots, Y_N(f, \tau)]^T$ 는 추정된 신호원을 표현하며, $W(f)$ 는 신호의 독립성을 이용하여 얻은 분리 행렬을 나타낸다. 앞으로 수식적 편의를 위해 f 와 τ 를 생략한다. 식 (16)는 널리 이용되는 Amari가 제안한 FDICA알고리즘이다 [6, 8].

$$W_{i+1} = W_i + \mu \cdot \Delta W_i$$

$$\text{여기서 } \Delta W_i = [I - \Phi(Y)Y^H] W_i,$$

$$\Phi(Y) = \tanh[\text{re}(Y)] + j \tanh[\text{im}(Y)] \quad (16)$$

여기서 Y^H 는 Y 의 공액 전치 행렬이며, $\text{re}[Y]$ 과 $\text{im}[Y]$ 는 각각 Y 의 실수부분과 순허수부분을 표현한다. 적응상수 μ 는 수렴속도와 안정성을 결정하는 파라미터이다. 단위행렬은 I 로 표시한다. 그림 6은 (P+1)개의 주파수 빈과 2개의 신호원, 2개의 센서에 관한 FDICA 블록 다이어그램이다.

본 논문에서는 고유벡터를 이용하여 FDICA에서 초기값을 설정하는 알고리즘을 제안한다. 다중 수신센서의 빔 형성을 특징을 이용한 초기값선택 알고리즘이 제안되

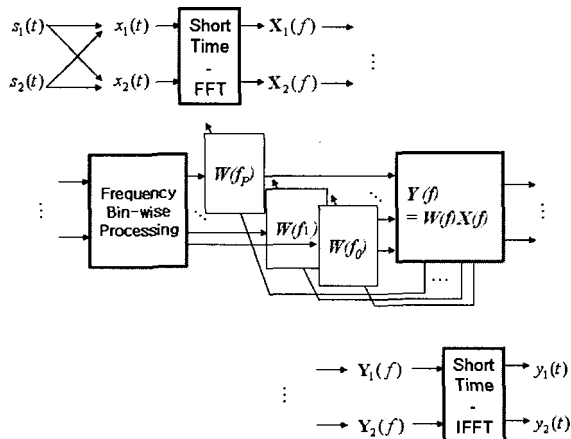


그림 6. FDICA의 블록 다이어그램
Fig. 6. Block diagram of FDICA.

었다[12]. 그러나 빔 형성을 이용한 알고리즘은 신호의 도착방향 (direction of arrival)에 관한 사전정보가 필요하고 많은 계산량이 요구된다[8].

알고리즘에 적용하기 위해 고유분리를 다시 정리하면 다음과 같다.

$$\hat{R} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i X_i^H \approx AA^H = T\Lambda T^H = T\sqrt{\Lambda}\sqrt{\Lambda}T^H \quad (17)$$

여기서 T 는 \hat{R} 의 고유벡터이며, Hermitian 성질을 가진다. 즉, $TT^H = I$.

Λ 는 \hat{R} 의 고유값을 성분으로 하는 대각행렬이다.

즉, $\Lambda = \text{diag}[\lambda_1, \dots, \lambda_n]$ 여기서 λ_i 는 고유값이며,

$\sqrt{\Lambda} = \text{diag}[\sqrt{\lambda_1}, \dots, \sqrt{\lambda_n}]$ 로 정의하며, Hermitian 성질을 가진다.

$$C = \sqrt{\Lambda}^{-1} = \text{diag}[\lambda_1^{-0.5}, \dots, \lambda_n^{-0.5}] \quad (18)$$

$$Z = CT^H A = UA$$

$$\text{즉, } ZZ^H = I \quad (19)$$

가장 이상적인 암묵신호분리는 $AW = AA^{-1} = I$ 를 만족하는 W 를 구하는 것이다. 전개식 (16)-(18)을 이용하여 A^{-1} 를 근사화할 수 있는 $(T\sqrt{\Lambda})^{-1} = \sqrt{\Lambda}^{-1}T^H = CT^H = U$ 를 분리행렬의 초기값으로 설정한다. 초기값으로 설정하기 위해 $w_0(n) = U$ 으로 정의하면, 이 다항식 행렬은 고유벡터를 포함하고 있어 교차경로($i \neq j$)에서 발생하는 지연(z^{-d_i}, z^{-d_j})에 상응하는 계수를 가진다. 그리고 지연

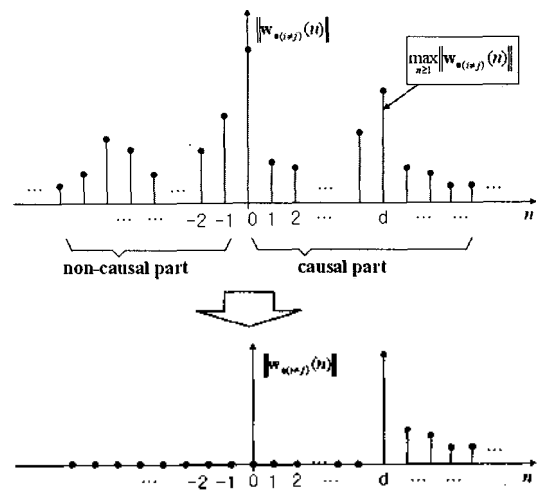


그림 7. 잔여 오차의 처리.
Fig. 7. Residual error processing.

표 1. 여러 경우의 지연혼합
Table 1. Various delayed mixtures.

	case1	case2	case3	case4	case5	case6
d_1	0	2	10	31	50	100
d_2	0	3	15	41	100	50

값 이외의 잔여 오차 계수들을 가지게 된다. 이를 해결하기 위해 앞부분의 계수들을 잔여 오차로(z^{-d_1}, z^{-d_2}) 간주하여 영(zero)으로 처리한다(그림 7). 지연에 해당하는 계수에서 최대값을 유지하는 것을 관찰할 수 있으므로 $W_s(f) = \text{fft}(w_s(n))$ 를 FDICA의 새로운 초기값으로 설정한다.

IV. 시뮬레이션 및 결과분석

시뮬레이션을 위해 2개의 신호원과 2개의 수신센서를 가정한다. 16kHz 샘플링 주파수와 16bit로 양자화 한 10 초 길이의 여성 음성과 남성 음성을 두 개의 신호원으로 한다. 프레임 단위의 처리를 위해 1,024 샘플 (64ms)의 해밍창 (Hamming window)을 사용하여 한 프레임으로 정한다. FDICA 알고리즘의 적응상수 μ 는 10^{-3} 으로 설정한다.

6가지 경우의 지연혼합 후 제안하는 알고리즘을 기존의 FDICA와 분리 정도 및 수렴속도에 대해 비교한다. 각 지연혼합에 따른 신호대간섭비 (SIR)로 분리성능을 평가한다. SIR은 식 (20)과 같이 정의되며 두 신호에 대한 SIR을 평균하여 나타낸다.

$$SIR = 10 \log \frac{\sum_i |y_{ii}(t)|^2}{\sum_i \left(\sum_{j \neq i} |y_{ij}(t)| \right)^2} - 10 \log \frac{\sum_i |x_{ii}(t)|^2}{\sum_i \left(\sum_{j \neq i} |x_{ij}(t)| \right)^2} \quad (20)$$

표 1은 성능평가를 위한 여러 지연혼합 $A = \begin{bmatrix} 2 & z^{-d_1} \\ z^{-d_2} & 1 \end{bmatrix}$ 의 경우를 나타내고 있다.

알고리즘들의 수렴속도 비교를 위해 매 반복수행 (epoch)마다 SIR을 추적하는 학습곡선으로 수렴속도를 측정한다. SIR의 변화가 거의 없는 20회의 반복수행 결과를 수렴한 것으로 가정하였다.

그림 8은 각 혼합에 대해서 제안하는 알고리즘과 FDICA 알고리즘의 수렴 후 SIR을 보여 주고 있다. 선형

혼합의 경우 (case1), 두 알고리즘은 분리성능이 거의 비슷하다. 그러나 지연혼합이 발생하는 경우, 그 분리 정도가 제안하는 방법이 기존의 FDICA 성능을 1~3dB 향상시킨 결과를 보여 주고 있다.

그림 9는 case3의 경우와 여섯 가지 경우에 대한 평균 SIR을 나타내고 있다. 그림 8에서는 20회의 반복수행으로 수렴 후 SIR의 결과를 나타냈지만, 그림 9는 제안하는 방법이 초기 수렴 단계에서 빠르게 수렴함을 명확히 보이기 위해 10회까지의 반복수행 결과를 도시하였다. 11회 이상의 반복수행 결과 SIR의 개선 정도가 적어 거의 수렴한 것으로 볼 수 있다.

제안하는 알고리즘은 FDICA 알고리즘보다 적용 초기에 빨리 수렴하고 수렴구간에서도 우수한 분리성능을 나타낸다. 특히 기존의 FDICA에서 7회 이상의 반복수행이 요구되는 SIR (약 13~15dB)을 제안하는 알고리즘을 적용하면 한 번의 반복수행만으로도 상응하는 성능을 나타내고 있다. 그리고 정상상태 구간에서는 SIR이 약 1~3dB 정도 개선된다.

V. 결론

본 논문에서는 암묵신호분리에서 지연혼합의 경우,

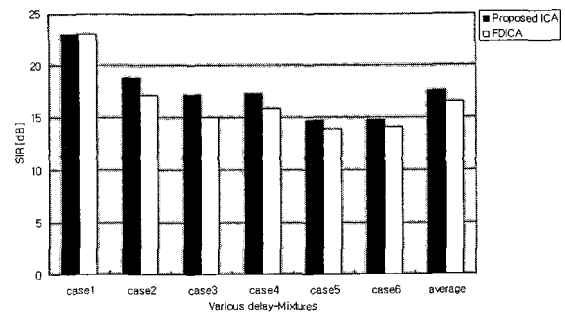


그림 8. FDICA와 제안하는 방법과의 SIR 비교
Fig. 8. Comparison of SIR for FDICA and proposed method.

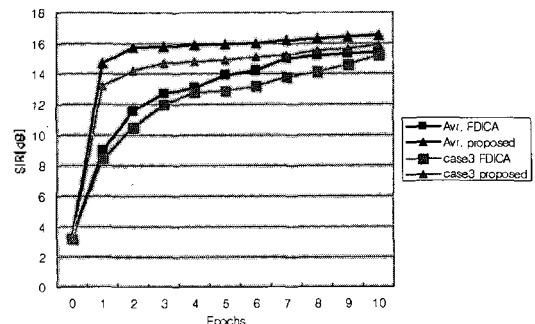


그림 9. 반복에 대한 SIR 비교
Fig. 9. SIR comparison versus the epochs.

FDICA알고리즘에 초기값을 설정하여 수렴속도를 높이고 분리성능도 개선시킬 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 지연혼합에서의 상호상관행렬에 대한 고유분리를 수식적으로 분석하여 고유벡터가 지연정보를 포함하고 있음을 보인 후, Lambert의 FIR 행렬 연산기법을 이용하여 고유벡터에서 얻은 지연정보들을 FDICA의 초기값으로 설정하였다. 그리고 상호상관행렬의 근사화 과정에서 발생한 잔여오차를 제거하는 처리를 하였다.

제한하는 방법은 음성데이터의 다양한 지연혼합에 대해, 수렴 후 신호대간섭비와 학습곡선을 통하여 기존의 FDICA알고리즘의 성능개선을 보였다. 특히 수렴 초기 단계에서 수렴 속도를 상당히 개선하였으며, 수렴 후에도 그 분리 성능이 1~3 dB 가량 개선됨을 알 수 있다.

참고 문헌

1. T. Ristaniemi and, J. Joutsensalo, "On the performance of blind source separation in CDMA downlink, Proc. Int. Workshop on Independent Analysis and Signal Separation (ICA '99), 437-441, Aussois, France, 1999.
2. S. Makeig, T. Jung, A.J. Bell, D. Ggahremani and, T.JSeijnowski, "Blind separation of auditory event-related brain response into independent components," Proceedings on National Academic Science, USA, 10979-10984, 1997.
3. T.W.Lee, A.J.Bell and, R.Orglmeister, "Blind source separation of real world signals," Neural Networks, International Conference on 4, 2129-2134,1997.
4. A. Hyvarinen, J. Karhnen, and, E. Oja, *Independent Component Analysis*, (John Wiley & Sons, 2001).
5. A. J. Bell and, T. J. Sejnowski, "An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution," Neural Computation, 7 (6), 1129-1159, 1995.
6. S. I. Amari, A. Cichocki and, H. H. Yang, "A new learning algorithm for blind signal separation," Advances in neural information Processing systems 8, MIT Press, Cambridge, MA, 1995.
7. P. Smaragdīs, "Blind separation of convolved mixtures in the frequency domain," Nerucomputing, 22, 21-34, 1998.
8. S. Araki, S. Makino, T. Nishikawa and, H. and Saruwatari, "Fundamental limitation of frequency domain blind separation for convolutive of speech," Proc. ICASSP 2001, 2737-2740, May, 2001.
9. N. Murata and, S. Ikeda, "An approach to blind source separation based on temporal structure of speech signals" Neurocomputing 41 .1-24, 2001.
10. F. Asano, S.Ikeda, M.Ogawa H.Asoh, and N. Kitawaki, "A combined approach of array processing and independent component analysis for blind component

- analysis for blind separation of acoustic signals," Proc. ICASSP 2001, 2729-2732, May 2001.
11. R. Lambert, Multichannel blind deconvolution: FIR matrix algebra and separation of multipath mixtures, Thesis, University of Southern California, Department of Electrical Engineering, May, 1996.
12. H. Saruwatari, T. Kawamura and, K. Shikano, "Blind source separation for speech based on fast-convergence algorithm with ICA and beamforming," Proc. Eurospeech 2001, 2603-2606, Sep. 2001.
13. W. Yan and, Z. Liming, "The effect of initial weight, learning rate and regularization on generalization performance and efficiency," Proc. ICSP 2002, 1191-1194, Jun. 2002.

감사의 글

이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음.

저자 약력

- **박근수 (Keun Soo Park)**
한국음향학회지 제21권 제3E호 참조
현재 부산대학교 전자공학과 박사과정
- **박장식 (Jang Sik Park)**
한국음향학회지 제21권 제OE호 참조
현재 동의과학대학 영상정보과 교수
- **손경식 (Kyung Sik Son)**
한국음향학회지 제21권 제3E호 참조
현재 부산대학교 전자공학과 교수