고정점 알고리즘과 시간적 상관성의 적응조정 견실 알고리즘을 조합한 독립성분분석

조 용 현† · 오 정 은††

요 약

본 논문에서는 고정점 알고리즘과 신호의 시간적 상관성을 적응 조정한 견실 알고리즘의 조합형 독립성분분석을 제안하였다. 여기서 고정점 알고리즘은 뉴우턴법의 경신규칙에 기초한 방법으로 빠른 분석속도와 우수한 분석성능을 얻기 위함이고, 견실 알고리즘은 시간적 상호 의존성이나 낮은 쿠토시스를 가지는 신호도 효과적으로 분석하기 위함이다. 특히 견실 알고리즘에서 경험적으로 설정되던 최대지연시간을 신호상호간의 자기상관함수를 이용하여 적응 조정되도록 함으로써 그 성능을 더욱 더 개선하였다. 제안된 독립성분분석을 500개 샘플을 가지는 4개의 신호와 512×512 픽셀의 10개 영상으로부터 임의의 혼합행렬에 따라 발생되는 혼합신호와 혼합영상 각각의 분리에 적용한 결과, 고정점 알고리즘의 독립성분분석 및 고정점 알고리즘과 최대시간지연을 경험적으로 설정하는 기존의 견실 알고리즘을 단순히 조합한 독립성분분석에 비해 분리속도와 분리률에서 개선된 성능이 있음을 확인하였다. 특히 문제의 규모가 증가할수록 분석성능의 개선정도도 증가함을 확인하였다.

Hybrid ICA of Fixed-Point Algorithm and Robust Algorithm Using Adaptive Adaptation of Temporal Correlation

Yong-Hyun Cho† · Jeung-Eun Oh††

ABSTRACT

This paper proposes a hybrid independent component analysis(ICA) of fixed-point(FP) algorithm and robust algorithm. The FP algorithm is applied for improving the analysis speed and performance, and the robust algorithm is applied for preventing performance degradations by means of very small kurtosis and temporal correlations between components. And the adaptive adaptation of temporal correlations has been proposed for solving limits of the conventional robust algorithm dependent on the maximum time delay. The proposed ICA has been applied to the problems for separating the 4-mixed signals of 500 samples and 10-mixed images of 512×512 pixels, respectively. The experimental results show that the proposed ICA has a characteristics of adaptively adapting the maximum time delay, and has a superior separation performances(speed, rate) to conventional FP-ICA and hybrid ICA of heuristic correlation. Especially, the proposed ICA gives the larger degree of improvement as the problem size increases.

키워드 : 독립성분분석(Independent Component Analysis), 고정점 알고리즘(Fixed-Point Algorithm), 견실 알고리즘(Robust Algorithm), 쿠토시스(Kurtosis), 은닉신호분리(Blind Source Separation)

1. 서 론

독립성분분석(independent component analysis : ICA)은 선형변환 기법 중 가장 널리 이용되는 주요성분분석(principal component analysis : PCA)의 일반화한 것이다[1-3]. PCA는 공분산을 이용하는 가우스(Gaussian) 분포의 신호에 적절한 2차원 방법인 반면, ICA는 비가우스 분포의 신호에도 적용될 수 있는 다차원의 변환으로 생체신호처리, 영상인식 및 음성분석 등 다양한 분야에 적용되고 있다[4].

하지만 ICA에서는 신호의 독립성과 비가우성의 조건이 선행되어야 하고, 통계적 독립성을 판정하기 위해 고차원의 쿠토시스(kurtosis) 등을 구하는 복잡한 계산이 요구된다. 이러한 제약을 가지는 수치적 기법의 대안으로 간단한 신경망을 이용하는 연구가 활발하게 진행되고 있다[4,5]. 신경망을 이용한 ICA 방법으로는 고정점(fixed point : FP) 알고리즘과 기울기를 이용하는 알고리즘들이 제안되었다[2-5]. FP 알고리즘은 빠른 수렴속성을 가지지만 분리성능이 떨어지고, 기울기를 이용하는 방법은 학습 파라미터의 설정에 따라서는 분리속도가 늦은 제약이 있다. 하지만 이들 방법들도 원 신호의 독립성과 비가우스성의 조건은 여전히 선행조건으로 만족되어야 한다.

이러한 FP 알고리즘에서의 선행조건에 따른 제약을 해결

† 정 회 원 : 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부 교수
†† 정 회 원 : (주)아바드 연구원
논문접수 : 2004년 1월 8일, 심사완료 : 2004년 2월 19일

하기 위해 견실(robust) 알고리즘의 ICA가 제안되었다[6-9]. 이는 원 신호들이 통계적으로 상호 의존하여 시간적 상관성을 가지거나 쿠토시스가 영에 가까운 경우에도 성분분석을 가능하게 하는 기법이다. 결국 신호의 쿠토시스가 영에 가까움에 따라 낮은 분석성능과 느린 분석속도를 개선하기 위한 ICA이다. 하지만 여기에서도 시간지연에 따른 신호의 상관성을 고려하는 파라미터인 최대지연시간의 설정이 경험적으로 이루어지고 있으며, 그에 따라 알고리즘의 분석성능 또한 크게 달라진다. 따라서 알고리즘의 성능을 좌우하는 최대시간지연을 신호에 따라 적응적으로 설정할 수만 있다면 우수한 견실 알고리즘의 속성을 더욱 더 잘 살릴 수 있을 것이다. 결국 FP 알고리즘과 견실 알고리즘을 조합한다면 빠르면서도 선행조건에 의존하지 않는 우수한 성분분석이 가능할 것이다.

본 연구에서는 뉴우턴(Newton)법[10]에 기초한 FP 알고리즘과 신호의 시간적 상관성을 적응 조정한 견실 알고리즘을 조합한 ICA를 제안하였다. 여기서 FP 알고리즘은 빠른 분리속성을 얻기 위함이고, 기존 견실 알고리즘에서 경험적으로 설정되던 최대지연시간을 신호상호간의 자기상관함수를 이용하여 적응 조정한 것은 기존 알고리즘의 성능을 더욱 더 개선하기 위함이다. 제안된 ICA를 500개 샘플을 가지는 4개의 신호와 512×512 픽셀을 가지는 10개의 영상으로부터 임의의 혼합행렬에 따라 발생되는 혼합신호와 혼합영상 각각의 분리에 적용하여, FP 알고리즘의 ICA 및 FP 알고리즘과 경험적 설정의 최대시간지연을 가지는 기존의 견실 알고리즘을 단순히 조합한 ICA의 결과와 각각 비교·분석하였다.

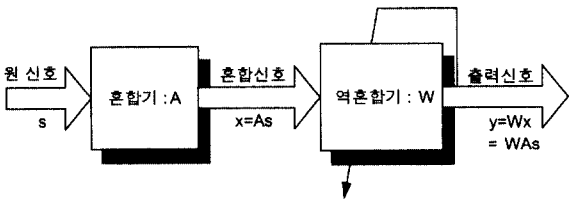
2. 시간적 상관성을 적응조정한 조합형 독립성분분석

ICA는 은닉신호의 분리(blind source separation : BSS)나 특징추출에 널리 이용되고 있다[2-5]. 하지만 효과적인 ICA를 위해서는 은닉된 원 신호가 서로 독립이며, 쿠토시스가 영(zero)이 아니라는 선행조건이 요구된다. 여기서는 BSS를 기준으로 ICA를 소개한다.

ICA는 m개의 입력신호 **s**로부터 선형적으로 혼합된 n개의 혼합신호 **x**가 알려져 있을 때, 혼합된 신호로부터 역으로 m개의 독립인 입력신호를 찾는 기법이다. 하지만 입력신호들을 혼합하는데 이용된 혼합행렬 **A**는 알려져 있지 않으며, 혼합과정에서 잡음 **n**이 추가 될 수도 있다. 이때 혼합신호와 입력신호와의 관계는

$$\mathbf{x} = \mathbf{As} + \mathbf{n} = \sum_{i=1}^{m} s(i)a(i) + \mathbf{n} \qquad (1)$$

로 정의된다. 여기서 **n**은 보통 입력신호와 구별되지 않기 때문에 생략할 수도 있으며, $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(1), \mathbf{a}(2), \cdots, \mathbf{a}(m)]$으로 **a**(i)는 ICA의 basis vector이다. 결국 ICA는 알려진 혼합신호로부터 혼합행렬의 역행렬 $\mathbf{A}^{-1}(=\mathbf{W})$을 찾는 기법이다. 이때 혼합행렬 **A**와 역혼합행렬 **W**의 관계는 (그림 1)과 같은 구성도로 나타낼 수 있다. 여기서 $\mathbf{x} = \mathbf{As}$이고, $\mathbf{y} = \mathbf{Wx}$이다. 따라서 ICA는 알려진 혼합신호 **x**로부터 출력신호 **y**를 찾는 기법으로 궁극적으로는 역혼합행렬 **W**을 찾아서 원 신호 **s**의 근사값을 알아내는 것이다.



(그림 1) ICA 구성도

일반적으로 ICA의 계산을 간략화하기 위하여 영평균과 whitening의 전처리 과정을 이용한다[2, 3]. 신호의 영평균은 신호벡터 **x**에서 평균값 $\mathbf{x}^*$를 뺀 $\mathbf{x} = \mathbf{x} - \mathbf{x}^*$로 얻어진다. 또한 whitening은 신호 **x**의 공분산행렬 $E\{\mathbf{xx}^T\}$을 단위행렬 **I**가 되도록 함으로써 구할 수 있다. 이를 위해 PCA가 널리 이용되며, 그 whitening 행렬 $\mathbf{V} = \mathbf{D}^{(-1/2)}\mathbf{E}^T$이다. 여기서 **D**는 고유값으로 구성되는 대각행렬이며, **E**는 고유벡터로 구성되는 직교행렬이다.

한편 ICA를 위한 FP 알고리즘은 엔트로피 최적화로부터 유도된 기법으로 지금까지 알려진 기법 중 가장 빠른 학습속도를 가진다[5]. 신호벡터 **x**가 whitening되어 있다고 가정할 때, 뉴우턴법의 FP 알고리즘에 의한 근사화된 반복기법의 역혼합행렬 **W** 경신식은

$$\mathbf{W}^+ = \mathbf{W} - [E\{\mathbf{x}g(\mathbf{W}^T\mathbf{x})\} - \beta\mathbf{W}] / [E\{g'(\mathbf{W}^T\mathbf{x})\} - \beta]$$
$$\mathbf{W} = \mathbf{W}^+ / \|\mathbf{W}^+\| \qquad (2)$$

와 같다. 여기서 $\beta = E\{\mathbf{W}^T\mathbf{x}g(\mathbf{W}^T\mathbf{x})\}$이다. 또한 식 (2)의 위식 양쪽에 $\beta - E\{g'(\mathbf{W}^T\mathbf{x})\}$를 곱해 구해지는 더욱 간단한 FP 알고리즘은

$$\mathbf{W}^+ = E\{\mathbf{x}g(\mathbf{W}^T\mathbf{x})\} - E\{g'(\mathbf{W}^T\mathbf{x})\}\mathbf{W}$$
$$\mathbf{W} = \mathbf{W}^+ / \|\mathbf{W}^+\| \qquad (3)$$

과 같다. 여기서 $g(\cdot)$는 비선형 함수로 $(\cdot)^3$과 $\tanh(\cdot)$ 함수가 일반적으로 이용된다[4, 5].

견실 알고리즘은 신호들이 시간적으로 상관성을 가지거나 신호의 쿠토시스가 영에 가까운 경우에도 성분의 분석을 가능하게 하는 ICA 기법이다[6-9]. 이는 원 신호가 알려지지 않은 안정된 자기회귀모델로 표현된다는 조건하에서 일괄모드로 계산되며, 혼합된 신호로부터 순차적으로 은닉

된 하나의 신호 추출도 가능하다.

혼합신호로부터 하나의 원 신호만 추출하기를 원한다고 가정할 때, 반복수 k에서 i번째 추출되는 출력신호 $y_i(k)$와 오차 $e_i(k)$는 각각

$$y_i(k) = \mathbf{W}_i^T\mathbf{x}(k) = \sum_{j=1}^{m} w_{ij}\, x_j(k) \tag{4}$$

$$e_i(k) = \mathbf{W}_i^T\mathbf{x}(k) - \mathbf{b}_i^T\mathbf{y}_i\tilde{} \tag{5}$$

와 같이 정의할 수 있다. 여기서 $\mathbf{W}_i = [w_{i1}, w_{i2}, \cdots, w_{im}]^T$이고, $\mathbf{b}_i = [b_{i1}, b_{i2}, \cdots, b_{iL}]^T$는 FIR(finite inverse response) 필터 벡터이다. 또한 $\mathbf{y}_i\tilde{} = [y_i(k-1), y_i(k-2), \cdots, y_i(k-L)]^T$이며 L은 최대시간지연이다. 따라서 식 (4)와 식 (5)를 이용하여 i번째 원 신호를 분리하기 위한 비용함수 $J(\mathbf{W}_i, \mathbf{b}_i)$를 정의하면 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} J(\mathbf{W}_i, \mathbf{b}_i) &= E\{e_i^2\} \\ &= \mathbf{W}_i^T R_{\mathbf{xx}} \mathbf{W}_i - 2\mathbf{W}_i^T R_{\mathbf{x}y_i\tilde{}}\mathbf{b}_i + \mathbf{b}_i^T R_{y_i\tilde{}y_i\tilde{}}\mathbf{b}_i \end{aligned} \tag{6}$$

식 (6)을 $\mathbf{W}_i$와 $\mathbf{b}_i$에 대하여 각각 편미분하고, 이를 영으로 두어 $\mathbf{W}_i$와 $\mathbf{b}_i$를 각각 구하면 다음의 식 (7)과 같다.

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_i &= R_{\mathbf{xx}}^{-1} R_{\mathbf{x}y_i\tilde{}}\mathbf{b}_i \\ \mathbf{b}_i &= R_{y_i\tilde{}y_i\tilde{}}^{-1} R_{y_i\tilde{}\mathbf{x}}\mathbf{W}_i = R_{y_i\tilde{}y_i\tilde{}}^{-1} R_{y_i\tilde{}y_i} \end{aligned} \tag{7}$$

여기서 행렬 $R_{y_i\tilde{}y_i\tilde{}}$와 $R_{y_i\tilde{}y_i}$는 각각 이전 반복에서 얻어진 $\mathbf{W}_i$에 의해 계산된다. 출력 $\mathbf{W}_i = 0$이 되는 것을 피하기 위해 각 반복에서 단위길이로 벡터 $\mathbf{W}_i$의 정규화를 수행한다. 즉 $\mathbf{W}_i^* = \mathbf{W}_i / \|\mathbf{W}_i\|$를 수행한다. 한편 신호벡터 $\mathbf{x}$가 whitening 되어 있다고 가정할 때, 자기상관행렬 $R_{\mathbf{xx}} = \mathbf{I}$로 식 (7)의 상단 식은 다음 식 (8)과 같이 간소화된다.

$$\mathbf{W}_i = R_{\mathbf{x}y_i\tilde{}}\mathbf{b}_i = R_{\mathbf{x}y_{i'}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x(k)\, y_{i'}(k) \tag{8}$$

여기서 $y_{i'}(k) = \mathbf{b}_i^T\mathbf{y}_i\tilde{} = \sum_{p=1}^{L} b_{ip}\, y_i(k-p)$이고, k와 p는 각각 학습반복수와 시간지연이다. 따라서 식 (7)과 식 (8)을 기준으로 일반화된 견실 알고리즘의 역혼합행렬 $\mathbf{W}$와 필터벡터 $\mathbf{b}$의 경신식은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} &\mathbf{W}^+ = E\{\mathbf{x}\mathbf{y}_p\},\ \mathbf{W} = \mathbf{W}^+ / \|\mathbf{W}^+\| \\ &\mathbf{b} = E\{\mathbf{y}_p\mathbf{y}\} / E\{\mathbf{y}_p^2\} \end{aligned} \tag{9}$$

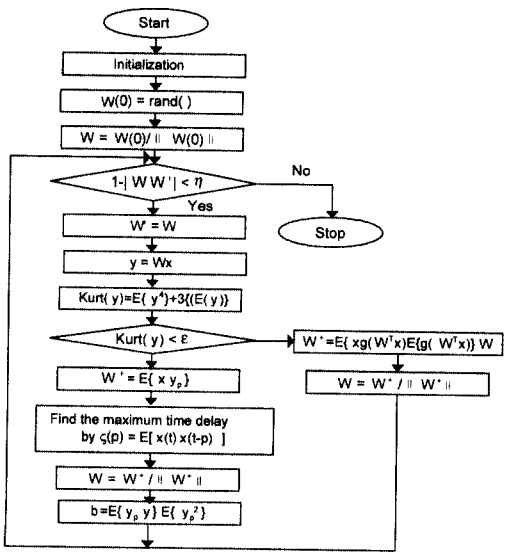
여기서 $\mathbf{y}_p = \sum_{p=1}^{L} b_p\mathbf{y}(k-p)$이고, $\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x}$이다.

한편 식 (9)의 경신과정을 보면 신호의 시간적 상관성은 설정되는 최대시간지연 L에 의존함을 알 수 있다. 결국 신호의 시간적 상관성을 가장 잘 반영할 수 있는 최대시간지연 L의 선택이 요구된다. 하지만 지금까지 최적의 최대시간지연 설정은 임의의 값을 대입한 후 가장 빠른 분리속성을 가지는 시간지연을 이용하는 경험적인 방법으로 이루어지고 있다[6-9]. 따라서 각 신호에 적합한 최적의 좀 더 효율적인 최대시간지연의 설정은 견실 알고리즘의 성능을 개선시키는 한 가지 대안이 될 수 있다. 본 논문에서는 시간영역에서 신호 상호간의 관계를 나타내는 자기상관함수를 계산하여 그 중에서 최대값을 가지는 시간지연을 최대시간지연으로 설정하는 방법을 제시하였다. 이는 원 신호의 시간적 상관성은 이들이 임의로 섞여진 혼합신호에서도 그대로 유지된다는 것에 기초한 것이다. 여기서 최대시간지연을 신호에 따라 적응조정하기 위해 이용된 자기상관함수 $\zeta(p)$는 다음과 같다.

$$\zeta(p) = E[\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t-p)] = \frac{1}{M}\sum_{p=1}^{C} \mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t-p) \tag{10}$$

여기서 M과 C는 각각 신호수와 임의의 상수이다. 따라서 식 (10)의 $\zeta(p)$가 최대값을 가지는 p를 최대시간지연으로 이용하면 기존의 경험적인 설정에 따른 제약을 해결할 수 있다. 결국 고정점 알고리즘과 시간적 상관성에 적응 조정되는 견실 알고리즘을 조합하면 빠르면서도 낮은 쿠토시스를 가지는 신호의 분리에도 적용할 수 있는 효과적인 독립성분분석이 가능하다.

이상에서 제안된 조합형 ICA의 역혼합행렬 $\mathbf{W}$를 경신하는 과정을 도시하면 (그림 2)와 같다. 그림에서 종료조건은 $1 - |\mathbf{W}\mathbf{W}'| < \eta$로 하였으며, 여기서 $\mathbf{W}$와 $\mathbf{W}'$은 각각 현재와 이전 단계에서 계산된 역혼합행렬이다. 또한 고정점 알고리즘과 견실 알고리즘의 선택조건인 ε은 1보다 작은 임의의 값이다.



(그림 2) 제안된 ICA의 역혼합행렬 경신 흐름도

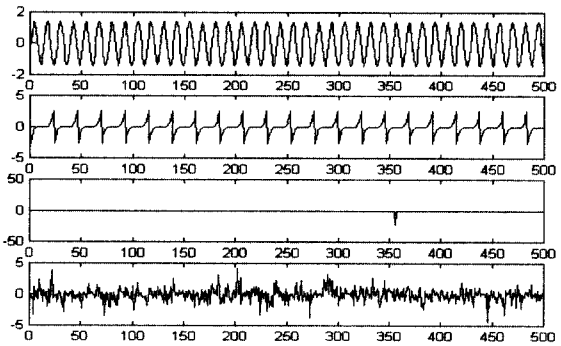
3. 실험 및 결과분석

제안된 조합형 독립성분분석의 타당성과 성능을 평가하기 위하여 1차원 혼합신호와 2차원 혼합영상을 각각 분리하는 문제에 적용하였다. 학습의 종료조건 $\eta = 10^{-4}$으로 하

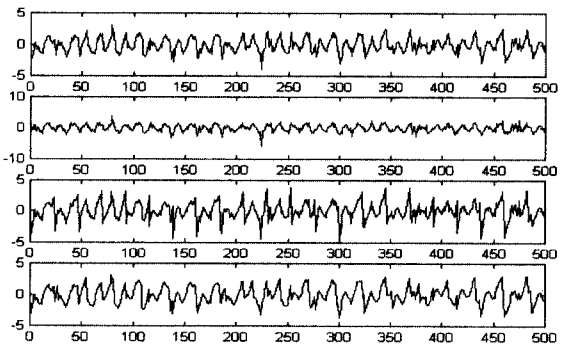
였으며, 알고리즘의 선택조건 $\epsilon = 0.5$로 하였다. 신호의 분리 성능을 평가하기 위해 원 신호 s_i와 분리된 신호 y_i 사이의 평균절대오차 mae(mean absolute error) $= \frac{1}{N^2}\sum_{i=1}^{N^2}|s_i - y_i|$를 정의하여 비교하였다. 여기서 N^2은 전체 픽셀수이다. 실험은 펜티엄 Ⅳ-2.2G 컴퓨터상에서 Matlab 5.1[11]로 실행하였고, $(\cdot)^3$의 비선형함수를 이용하였다. 한편 기존 견실 알고리즘에서 최대시간지연은 1에서 100까지의 20개 임의의 값들 중에서 가장 빠른 분리 성능을 보이는 시간지연으로 설정하였다.

3.1 1차원 신호

500개의 샘플을 가지는 4개 신호로부터 4×4 임의의 혼합행렬에 따라 생성된 4개의 혼합신호를 대상으로 실험하였다. (그림 3)은 실험에 이용된 sin, random curve, tan, 그리고 impulse noise 함수의 원 신호와 생성된 4개의 혼합신호를 각각 나타낸 것이다. 특히 (그림 3)(b)의 혼합신호 각각에서는 원 신호들의 정보를 발견할 수 없으며, 실제에서 혼합신호들은 알려져 있으나 원 신호들은 미지의 신호들이다. 실험에서는 영평균과 whitening의 전처리된 혼합신호들을 이용하였다.



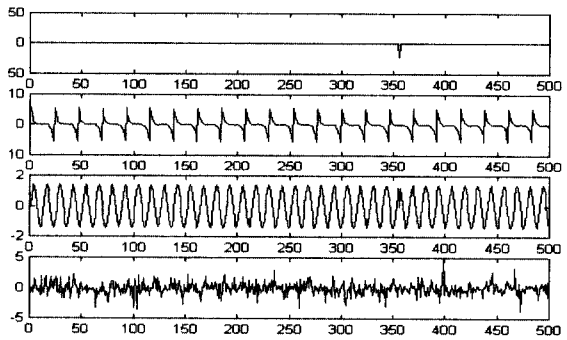
(a) 원 신호



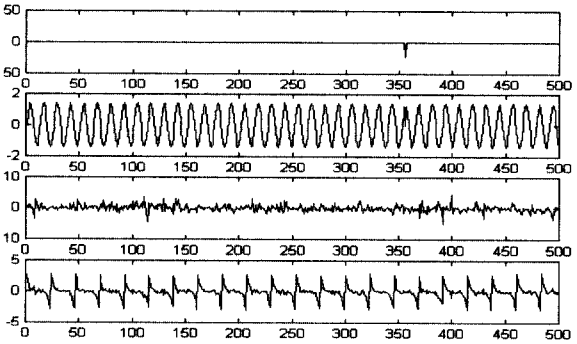
(b) 혼합신호

(그림 3) 500개 샘플의 4개 신호

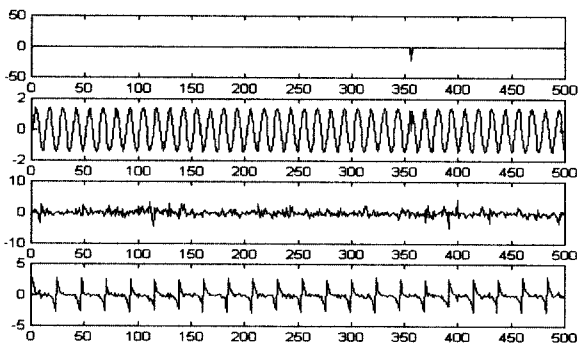
(그림 4)는 (그림 3)(b)의 혼합신호를 대상으로 각각 FP 알고리즘, FP 알고리즘과 경험적 최대시간지연 L을 가지는 기존의 견실 알고리즘이 조합된 단순 조합형 알고리즘, 그리고 FP 알고리즘과 적응 조정되는 최대시간지연 L을 가지는 견실 알고리즘이 조합된 제안된 조합형 알고리즘의 ICA 각각에 의해 분리된 4개의 신호들을 나타낸 것이다. (그림 4)(a)에서는 기존의 뉴우턴법에 기초한 FP 알고리즘에 의해 분리된 신호들이다. (그림 4)(b)는 최적의 시간지연을 경험적인 방법에 따라, 1부터 100까지의 20개 임의의 값 중에서 가장 빠른 분리속성을 가지는 값 53을 최대시간지연으로 하여 실험한 분리신호들이다. 또한 (그림 4)(c)는 제안된 방법에 의해 추정된 최대시간지연 93으로 분리된 신호들이다. 모든 결과에서 분리된 random curve함수의 부호는 반대이며, 원 신호와 분리된 신호들 사이의 순서가 일치되지 않음을 알 수 있다. 이는 독립성분을 추출할 때 부호나 순서를 고려하지 않는 ICA의 고유한 속성이 반영되었기 때문이다.



(a) 고정점 알고리즘



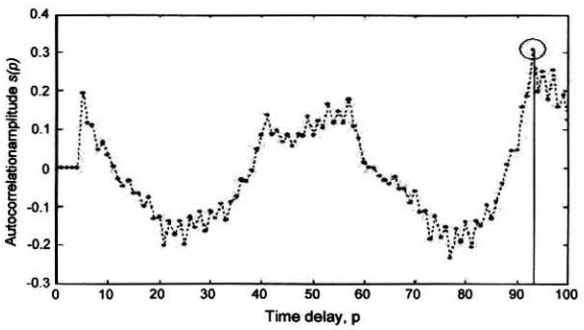
(b) 단순 조합형 알고리즘(L = 53)



(c) 제안된 조합형 알고리즘(L = 93)

(그림 4) 4개의 분리된 신호

(그림 5)는 4개 혼합신호에 대해 제안된 기법으로 시간지연에 따른 자기상관함수 값의 변화를 나타낸 것이다. 그림에서 신호의 최대 자기상관함수 값은 약 0.327이며, 이때 시간지연 p는 93으로 이를 최대시간지연 값으로 이용한다. 이렇게 하면 신호에 따라 최적의 시간적 상관성을 적응적으로 추정할 수 있어 견실 알고리즘의 성능을 더욱 더 개선시킬 수 있다.

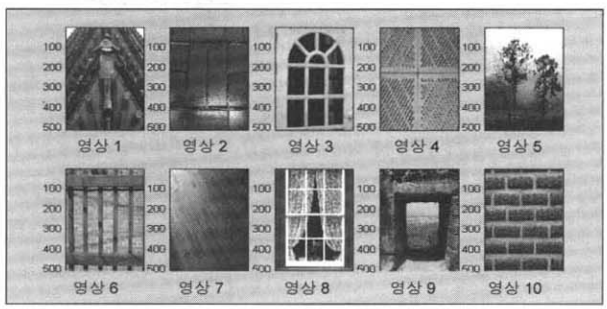


(그림 5) 시간지연에 따른 자기상관함수의 변화

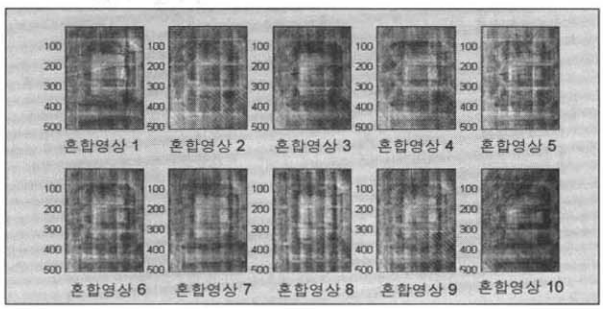
<표 1>은 혼합신호를 대상으로 고정점 알고리즘, 단순 조합형 알고리즘(L = 53), 그리고 제안된 조합형 알고리즘(L = 93)을 각각 20회 반복 시행한 후, 학습반복수 itr, CPU시간으로 정의된 분리시간 t, 그리고 평균절대오차 mae의 평균을 각각 나타낸 것이다. 표에서 보면, 학습반복수에서 고정점 알고리즘은 신호 각각에 대해 3.5, 7, 4.6 그리고 1회로 총 16.1회 수행되었고, 단순 조합형 알고리즘은 각각 2.7, 3.7, 4.2, 그리고 2회로 총 12.6회 수행되었다. 하지만 제안된 조합형 알고리즘은 각각 3.1, 3.4, 3.6 그리고 2회로 총 12.1회 수행되었다. 또한 분리시간은 고정점 알고리즘이 약 0.43초, 단순 조합형 알고리즘은 약 0.24초, 그리고 제안된 조합형 알고리즘이 약 0.2초 소요되었다. 이는 500개 샘플을 가지는 4개의 신호 모두를 분리하는데 제안된 알고리즘은 학습반복수와 분리시간에서 각각 고정점 알고리즘에 비해 약 1.33과 약 2.15 배정도, 단순 조합형 알고리즘에 비해서는 약 1.04와 약 1.2 배정도 개선된 빠른 분리속성을 가진다. 그러나 평균절대오차는 세 가지 알고리즘 모두 평균 0.1로 동일한 분리성능을 보인다. 따라서 1차원 신호분리에서 제안된 조합형 알고리즘의 ICA가 다른 두 가지 알고리즘의 ICA에 비해 동일한 분리성능을 가지면서도 빠른 분리속성을 가짐을 알 수 있다.

3.2 2차원 영상

512×512의 픽셀을 가지는 10개의 원 영상으로부터 10×10의 임의 혼합행렬에 의해 생성된 10개의 혼합영상들을 대상으로 실험하였다. 이는 1차원 신호보다 더 규모가 큰 문제이다. (그림 6)은 10개의 원 영상과 생성된 10개의 혼합영상을 나타낸 것이다. 여기에서도 혼합영상 각각에서 원영상들의 정보들을 발견할 수 없으며, 혼합영상들은 알려져 있으나 원 영상들은 미지의 영상들이고, 전처리된 혼합영상들을 ICA에 이용하였다.



(a) 원 영상



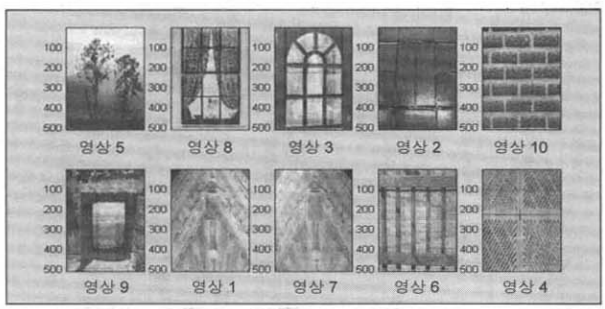
(b) 혼합영상

(그림 6) 512×512 픽셀의 10개 영상

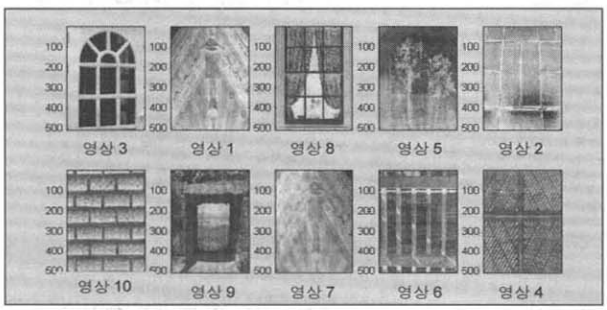
〈표 1〉 4개의 혼합신호 분리에 따른 결과

신 호	고정점 알고리즘			단순 조합형 알고리즘(L = 53)			제안된 조합형 알고리즘(L = 93)		
	학습반복수, itr	분리시간, t	평균절대오차, mae	학습반복수, itr	분리시간, t	평균절대오차, mae	학습반복수, itr	분리시간, t	평균절대오차, mae
신호1	3.5	0.1	0.1	2.7	0.05	0.1	3.1	0.05	0.1
신호2	7	0.2	0.1	3.7	0.07	0.1	3.4	0.06	0.1
신호3	4.6	0.1	0.1	4.2	0.08	0.1	3.6	0.06	0.1
신호4	1	0.03	0.1	2	0.04	0.1	2	0.03	0.1
계	16.1	0.4	0.4	12.6	0.24	0.4	12.1	0.2	0.4
평균	4.0	0.1	0.1	3.2	0.06	0.1	3	0.05	0.1

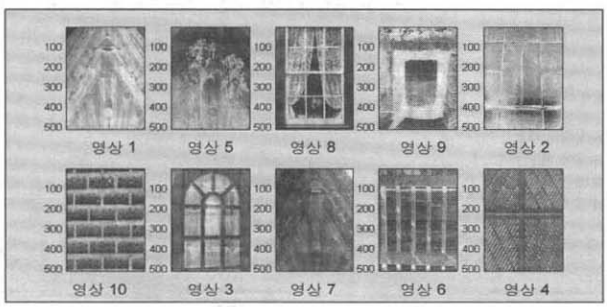
(그림 7)(a), (그림 7)(b), 그리고 (그림 7)(c) 역시 (그림 6)(b)의 혼합영상을 대상으로 각각 FP 알고리즘, 단순 조합형 알고리즘, 그리고 제안된 조합형 알고리즘의 ICA를 각각 적용하여 분리된 영상들이다. 여기에서도 (그림 7)(b)는 시간지연을 경험적인 방법에 따라 60으로 설정한 최대시간지연을 이용하여 실험한 분리영상들이다. (그림 7)(c)는 제안된 방법에 의해 추정된 최대시간지연 11로 분리된 영상들이다. 여기서도 1차원 신호에서처럼 유사한 분리성능과 ICA 고유의 속성이 그대로 유지됨을 알 수 있다. 한편 3가지 알고리즘 모두에서 영상 7의 경우는 다소 원 영상과 차이가 있음을 육안으로 확인할 수 있다. 이는 영상 7이 다른 나머지 9개의 영상들과의 상관성이 많아 독립성이 결여되기 때문이다.



(a) 고정점 알고리즘



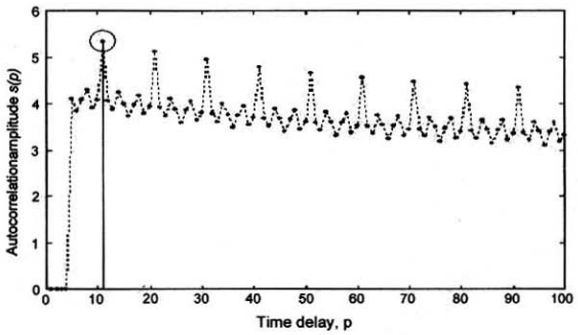
(b) 단순 조합형 알고리즘(L = 60)



(c) 제안된 조합형 알고리즘(L = 11)

(그림 7) 10개의 분리된 영상

한편 (그림 8)도 10개의 혼합영상에 대해 제안된 기법으로 시간지연에 따른 자기상관함수의 변화를 나타낸 것이다. 여기에서도 자기상관함수의 최대 값은 약 5.385이며, 이때 시간지연 p는 11로 이를 혼합영상분리에 적용되는 견실 알고리즘의 최대시간지연 값으로 이용하였다.



(그림 8) 시간지연에 따른 자기상관함수의 변화

<표 2>도 혼합영상을 대상으로 고정점 알고리즘, 단순 조합형 알고리즘(L = 60), 그리고 제안된 조합형 알고리즘(L = 11) 각각을 20회 반복 시행한 후, 학습반복수 itr, 분리시간 t, 그리고 평균절대오차 mae의 각각 평균을 나타낸 것이다. 10개의 독립영상 각각을 찾아내는데 소요되는 학습반복수에서 고정점 알고리즘은 19.1, 19.9, 13.2, 12.8, 16.5, 20.6, 15.4, 15.6, 12.9 그리고 1회로 총 147회 수행되었고, 단순 조합형 알고리즘은 8.1, 11.5, 6.7, 11.2, 10.5, 8.4, 6.7, 9.5, 34.6 그리고 2회로 총109.2회 수행되었다. 하지만 제안된 조합형 알고리즘은 7.4, 8.1, 6.4, 8.2, 9, 7.2, 7.5, 19 그리고 2회로 총 82.3회 수행되었다. 분리시간에서는 고정점 알고리즘이 약 1478.8초, 단순 조합형 알고리즘은 약 1363.8초, 제안된 조합형 알고리즘이 약 1006.7초 소요되었다. 따라서 학습반복수와 분리시간에서 제안된 조합형 알고리즘은 고정점과 단순 조합형 알고리즘에 비해 각각 약 1.79와 약 1.47 배정도, 약 1.33과 약 1.35 배정도 개선되었다. 또한 평균절대오차에서도 세 가지 알고리즘 모두 평균 1.3으로 동일함을 알 수 있다. 한편 영상 9와 영상 10의 경우는 고정점 알고리즘이 다른 두 알고리즘보다 학습반복수와 평균절대오차에서 약간 우수한 결과를 보인다. 하지만 ICA는 혼합영상으로부터 일부 영상의 분리보다는 모든 영상들을 분리하는 데 주안점을 둔 것이다. 결국 여기에서도 <표 1>에서처럼 제안된 조합형 알고리즘의 ICA는 다른 고정점이나 단순 조합형 알고리즘의 ICA들과 동일한 분리률을 가지면서도 분리속도에서 개선된 성능이 있음을 알 수 있다.

한편 혼합신호와 혼합영상의 분리를 위한 <표 1>과 <표 2>의 실험결과를 비교하면, 문제의 규모가 클수록 제안된 조합형 알고리즘의 ICA 경우 다른 알고리즘의 ICA와 동일한 분리성능을 가지면서도 분리시간에서의 개선정도가 더욱 더 증가함을 알 수 있다.

〈표 2〉 10개의 혼합영상 분리에 따른 결과

영 상	고정점 알고리즘			단순 조합형 알고리즘(L = 60)			제안된 조합형 알고리즘(L = 11)		
	학습반복수, itr	분리시간, t	평균절대오차, mae	학습반복수, itr	분리시간, t	평균절대오차, mae	학습반복수, itr	분리시간, t	평균절대오차, mae
영상1	19.1	192.2	1.4	8.1	101.2	1.2	7.4	90.5	1.2
영상2	19.9	200.2	1.2	11.5	143.4	1.5	8.1	99.1	1.5
영상3	13.2	132.8	1.3	6.7	83.7	1.2	6.4	78.3	1.2
영상4	12.8	128.8	1.2	11.2	139.9	1.4	8.2	100.3	1.3
영상5	16.5	165.9	1.3	10.5	131.2	1.1	9	110.1	1.1
영상6	20.6	207.2	1.4	8.4	104.9	1.6	7.2	88.1	1.5
영상7	15.4	154.9	1.3	6.7	83.7	1.4	7.5	91.7	1.4
영상8	15.6	156.9	1.2	9.5	118.7	1.2	7.5	91.7	1.2
영상9	12.9	129.8	1.2	34.6	432.2	1.1	19	232.4	1.1
영상10	1	10.1	1.1	2	24.9	1.3	2	24.5	1.4
계	147	1478.8	12.6	109.2	1363.9	13	82.3	1006.5	12.9
평 균	14.7	147.9	1.3	10.9	136.4	1.3	8.2	100.7	1.3

4. 결 론

본 논문에서는 뉴우턴법의 FP 알고리즘과 신호의 시간적 상관성을 적응 조정한 견실 알고리즘을 조합한 ICA를 제안하였다. 여기에서 FP 알고리즘은 빠른 분리속성을 얻기 위함이고, 자기상관함수를 이용하여 최대지연시간을 설정함으로써 신호 상호간의 시간적 상관성을 적응 조정한 것은 견실 알고리즘의 성능을 더욱 더 개선하기 위함이다.

제안된 조합형 알고리즘의 ICA를 500개 샘플을 가지는 4개의 1차원 혼합신호와 512×512 픽셀을 가지는 10개의 2차원 혼합영상의 분리에 각각 적용하여 실험하였다. 실험의 결과 제안된 조합형 ICA는 기존의 FP 알고리즘의 ICA 및 FP 알고리즘과 기존의 견실 알고리즘을 단순히 조합한 ICA와 동일한 분리률을 가지면서도 빠른 분리속도가 있음을 확인하였다. 특히 문제의 규모가 증가할수록 분석성능의 개선정도는 증가함도 확인하였다.

향후 제안된 조합형 알고리즘의 ICA를 좀 더 다양한 분야와 큰 규모의 문제에 적용하는 연구가 지속적으로 이루어져야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] S. Haykin, '*Neural Networks : A Comprehensive Foundation*,' Prentice-hall, 2nd ed., July, 1998.

[2] A. Hyvarinen, J. Karhunen, and E. Oja, '*Independent Component Analysis*,' John Wiley & Sons, Inc., New York, May, 2001.

[3] T. W. Lee, '*Independent Component Analysis : Theory and Applications*,' Kluwer Academic Pub., Boston, Dec., 1998.

[4] A. Hyvarinen, "Survey on Independent Component Analysis," *Neural Computing Surveys*, Vol.2, pp.94-128, April, 1999.

[5] A. Hyvarinen, "Fast & Robust Fixed-PointAlgorithms for Independent Component Analysis," *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol.10, No.3, pp.626-634, May, 1997.

[6] A. Cichochi and A. K. Barros, "Robust Batch Algoritms for Sequential Blind Extraction of Noisy Biomedical Signals," *Proc., ISSPA '99*, Australia, pp.224-230, Oct., 2000.

[7] A. Cichochi, R. Unbehauen, and E. Rummert, "Robust Learning Algorithm for Blind Separation of Signals," *Electronics Letters*, Vol.30, No.17, pp.1386-1387, Aug., 1994.

[8] A. K. Barros and A. Cichocki, "RICA - Reliable and Robust Program for Independent ComponentAnalysis," *Proc., ICA '2000*, Helsinki, Finland, pp.19-22, June, 2000.

[9] A. Cichochi and R. Unbehauen, "Robust Neural Networks with On-Line Learning for Blind Identification and Blind Separation of Sources," *IEEE Trans, Circuits and Systems : Fundamentals Theory and Applications*, Vol.43, No.11, pp.894-906, Nov., 1996.

[10] K. Atkinson, '*Elementary Numerical Analysis*', John Wiley & Sons, Inc., New York, 1993

[11] J. Wesley Hines, '*MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*,' John Wiley & Sons, Inc., June, 1997.

조 용 현

e-mail : yhcho@cuth.cataegu.ac.kr

1979년 경북대학교 공과대학 전자공학과 (공학사)

1981년 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)

1993년 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)

1983년~1984년 삼성전자(주) 사원

1984년~1987년 한국전자통신연구소 연구원

1987년~1997년 영남이공대학 전자과 부교수

1997년~현재 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부 부교수

관심분야 : 신경망, 병렬분산처리, 신호처리, 영상인식, 교환기 등

오 정 은

e-mail : oje3088@hotmail.com

2002년 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학과(공학사)

2004년 대구가톨릭대학교 대학원 전산통계학과(공학석사)

2004년~현재 (주)아바드 연구원 근무

관심분야 : 신경망 이론, 신호 및 영상처리