

신경망 기반 Robust ICA에 의한 은닉신호의 분리 Separation of Blind Signals Using Robust ICA Based-on Neural Networks

조 용 현*
Yong-Hyun Cho

< Abstract >

This paper proposes a separation of mixed signals by using the robust independent component analysis(RICA) based on neural networks. RICA is based on the temporal correlations and the second order statistics of signal. This method e is applied for improving the analysis rate and speed in which the sources have very small or zero kurtosis. The proposed method has been applied for separating the 10 mixed finger prints of 256x256-pixel and the 4 mixed images of 512x512-pixel, respectively. The simulation results show that RICA has the separating rate and speed better than those using the conventional FP algorithm based on Newton method.

Key Words : independent component analysis, fixed point algorithm, robust algorithm, blind sources separation, feature extraction

1. 서 론

통계학, 신호처리, 그리고 신경망 등에서 신호의 선형 및 비선형의 속성을 표현하려는 연구가 활발하게 진행되고 있다¹⁻³⁾. 독립성분분석(independent component analysis : ICA)은 비가우스 분포의 신호변환에 널리 이용되는 기법이다³⁻⁵⁾. 하지만 ICA에서는 신호의 독립성과 비가우스성의 조건이 선행되어야 하며, 통계적 독립성을 판정하기 위해 고차원의 cumulant나 moment의 계산이 요구되며, 이를 구하기 위해서는 확률밀도함수나 역행렬과 같은 복잡한 계산이 요구된다.

복잡한 계산이 요구되는 수치적 기법에 의한 ICA의 대안으로 간단한 신경망을 이용하여 해

결하려는 연구가 활발하게 진행되고 있다⁴⁻⁶⁾. 신경망을 이용한 ICA 방법으로는 고정점(fixed point : FP) 알고리즘과 기울기를 이용하는 알고리즘들이 제안되었다³⁻⁵⁾. 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. 결국 시간적 자기 상관성과 작은 값의 kurtosis를 가지는 신호는 ICA의 성능감소와 더불어 분석속도의 감소를 가져온다. 따라서 이러한 제약을 해결하기 위해 견실 알고리즘의 ICA(robust ICA : RICA)가 개발되었다⁶⁾.

*정회원, 대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신, 교수, 工博
712-702 경북 경산시 하양읍 금락리 330

*Professor, School of Computer & Information Comm., CUD.
e-mail : yhcho@cu.ac.kr

본 연구에서는 견실 알고리즘의 신경망 기반 독립성분분석에 의한 혼합신호의 분석을 제안한다. 여기서 견실 알고리즘은 낮은 kurtosis에 따른 분석성능의 저하를 막기 위함이다. 제안된 기법을 256×256 픽셀의 10개 지문과 512×512 픽셀의 4개 영상으로부터 각각 임의의 혼합행렬에 따라 발생되는 혼합지문과 혼합영상의 분리에 적용하여 기존의 뉴턴(Newton)법⁷⁾에 기초한 FP 알고리즘과 비교·분석하였다.

2. 견실 알고리즘의 독립성분분석

ICA는 은닉신호의 분리(blind source separation : BSS)나 특징추출에 널리 이용되고 있다²⁻⁵⁾.

BSS는 m 개의 입력신호 s 로부터 선형적으로 혼합된 m 개의 신호 x 가 알려져 있을 때, 혼합된 신호로부터 역으로 n 개의 독립인 입력신호를 찾는 기법이다. 이때 혼합신호와 입력신호와의 관계는 일반적으로 다음 식(1)과 같다.

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

로 표현된다. 여기서 잡음 n 은 보통 입력신호와 구별되지 않기 때문에 생략할 수도 있으며, $A = [a(1), a(2), \dots, a(n)]$ 으로 $a(i)$ 는 ICA의 basis vector이다. 결국 BSS는 알려진 혼합신호로부터 혼합행렬의 역행렬 A^{-1} 을 찾는 기법이다. 이상의 관계를 요약하면 Fig. 1과 같다. 그럼에서 보면 혼합기(mixer)의 출력신호인 혼합신호는 알 수 있으나 혼합기의 특성인 A 와 입력신호인 원 신호 s 는 알려져 있지 않다. 결과적으로 입력신호와 출력신호가 일치하도록 하는 즉, $y = Wx = WAs$ 에서 $W = A^{-1}$ 의 관계를 만족도록 하는 것이다.

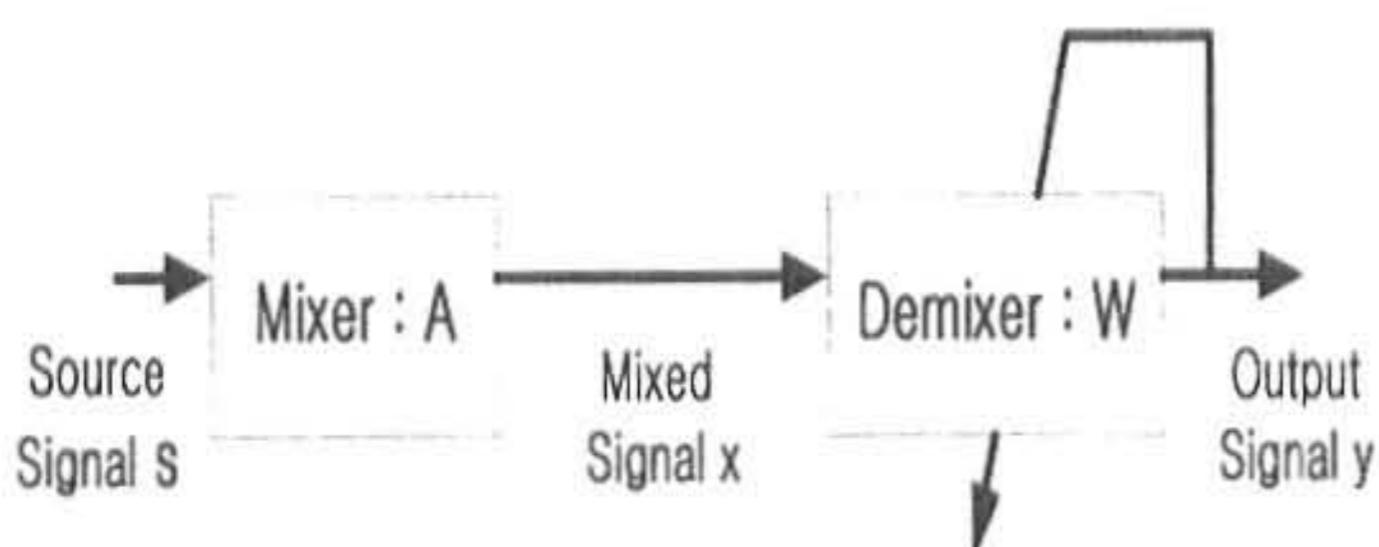


Fig. 1 BSS를 위한 구성도

한편 ICA는 영상의 특징을 추출하는 것에도 이용된다. 이때 원 신호 s 는 영상패치 x 를 형

성하기 위한 혼합행렬 A 의 가중치이다. 결국 s 의 선형합성에 의해 x 는 형성되므로 s 는 영상들의 근거들(causes)이다. Fig. 2는 선형 영상합성 모델을 나타낸 것이다. 여기서 s 의 열들(columns)은 근거들을 나타내며, A 의 행들(rows)은 기저벡터로 구성된 기저함수이고, 그리고 x 의 열들은 관찰된 영상 패치들이다. 따라서 영상패치 x 로부터 ICA를 이용하여 W 를

$$\begin{matrix} x \\ \left[\begin{array}{c} \text{IMAGE PATCH \#1} \\ \text{IMAGE PATCH \#2} \\ \vdots \\ \text{IMAGE PATCH \#I} \end{array} \right] \end{matrix} = \begin{matrix} A \\ \left[\begin{array}{c} \text{BASIS FUNCTION \#1} \\ \text{BASIS FUNCTION \#2} \\ \vdots \\ \text{BASIS FUNCTION \#I} \end{array} \right] \end{matrix} \cdot \begin{matrix} s \\ \left[\begin{array}{c} \text{IMAGE CAUSE \#1} \\ \text{IMAGE CAUSE \#2} \\ \vdots \\ \text{IMAGE CAUSE \#I} \end{array} \right] \end{matrix}$$

Fig. 2 선형 영상합성 모델

구하면 $W = A^{-1}$ 의 관계에서 W 의 행은 A 의 열로 이들은 기저벡터인 영상의 특징이 된다.

일반적으로 신호 x 를 영평균(zero-mean)과 whitening하면, 신호내의 1차와 2차 통계성에 따른 상관성이 사전에 고려됨으로써 좀 더 효과적으로 ICA를 수행할 수 있다^{3,5)}.

그러나 ICA에 의한 BSS나 특징추출에서 은닉된 원 신호는 서로 독립이며, kurtosis가 영(zero)이 아니라는 선행조건이 요구된다. 이 선행조건이 만족되지 않으면 분리성능이 매우 나쁘거나 분리시간이 지나치게 오래 걸리는 비현실적인 상태가 발생된다^{5,6)}.

이러한 선행조건에 따른 제약들을 해결하기 위해 RICA가 제안되어 BSS 문제에 적용되었다. RICA에서의 원 신호는 특별한 시간적 상관성을 가지며, 알려져 있지 않은 안정된 자기회귀(autoregressive) 모델로 나타낼 수 있다고 가정된다. 특히 RICA는 혼합된 신호로부터 순차적으로 원하는 하나의 신호만을 추출하는 은닉신호 추출(blind source extraction : BSE)도 가능하다.

혼합신호로부터 하나의 원 신호만 추출하기를 원한다고 가정할 때, 만복수 k 에서 RICA를 위한 i 번째 처리장치의 출력신호 $y_i(k)$ 와 오차 $e_i(k)$ 는 각각

$$\begin{aligned} y_i(k) &= w_i^T x(k) = \sum_{j=1}^m w_{ij} x_j(k) \\ e_i(k) &= w_i^T x(k) - b_i^T y_i \end{aligned} \quad (2)$$

로 정의된다. 여기서 T 는 전치를 나타내며, $\mathbf{w}_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im}]^T$ 이고, $\mathbf{b}_i = [b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{iL}]^T$ 는 적용 FIR 필터의 벡터이다. 또한 $\mathbf{y}_i^{\sim} = [y_i(k-1), y_i(k-2), \dots, y_i(k-L)]^T$ 이다. 여기서 L 은 최대시간지연이다. 따라서 식 (2)의 처리장치로 하나의 원 신호를 분리하기 위한 비용함수 $J(\mathbf{w}_i, \mathbf{b}_i)$ 를 mean square error로 정의하면 다음과 같다. 즉,

$$J(\mathbf{w}_i, \mathbf{b}_i) = E\{e_i^2\} = \mathbf{w}_i^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_i - 2 \mathbf{w}_i^T \mathbf{R}_{xyi^{\sim}} \mathbf{b}_i + \mathbf{b}_i^T \mathbf{R}_{yi^{\sim}yi^{\sim}} \mathbf{b}_i \quad (3)$$

이다. 여기서 $\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\}$, $\mathbf{R}_{xyi^{\sim}} = E\{\mathbf{xy}_i^{\sim T}\}$, 그리고 $\mathbf{R}_{yi^{\sim}yi^{\sim}} = E\{\mathbf{y}_i^{\sim}\mathbf{y}_i^{\sim T}\}$ 이다. 식 (3)의 비용함수를 편미분하여 영으로 두면 \mathbf{w}_i 와 \mathbf{b}_i 를 각각 구할 수 있다. 즉,

$$\begin{aligned} \partial J(\mathbf{w}_i, \mathbf{b}_i) / \partial \mathbf{w}_i &= 2 \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_i - 2 \mathbf{R}_{xyi^{\sim}} \mathbf{b}_i = 0 \\ \partial J(\mathbf{w}_i, \mathbf{b}_i) / \partial \mathbf{b}_i &= 2 \mathbf{R}_{yi^{\sim}yi^{\sim}} \mathbf{b}_i - 2 \mathbf{R}_{yi^{\sim}x} \mathbf{w}_i = 0 \end{aligned} \quad (4)$$

이다. 따라서 식 (4)를 기준으로 \mathbf{w}_i 와 \mathbf{b}_i 를 각각 구하면

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i &= \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{R}_{xyi^{\sim}} \mathbf{b}_i \\ \mathbf{b}_i &= \mathbf{R}_{yi^{\sim}yi^{\sim}}^{-1} \mathbf{R}_{yi^{\sim}x} \mathbf{w}_i = \mathbf{R}_{yi^{\sim}yi^{\sim}}^{-1} \mathbf{R}_{yi^{\sim}yi^{\sim}} \end{aligned} \quad (5)$$

이다. 여기서 행렬 $\mathbf{R}_{yi^{\sim}yi^{\sim}}$ 과 $\mathbf{R}_{yi^{\sim}yi^{\sim}}$ 는 각각 이전 반복에서 얻어진 \mathbf{w}_i 에 의해서 계산된다. 특히 출력 $\mathbf{y}_i = 0$ 이 되는 것을 피하기 위해 각 반복에서 벡터 \mathbf{w}_i 의 정규화를 행한다. 즉 $\mathbf{w}_{i+} = \mathbf{w}_i / \|\mathbf{w}_i\|$ 이다.

한편 혼합신호 \mathbf{x} 의 whitening을 수행하면 $\mathbf{R}_{xx} = 1$ 이 되어, 식 (5)의 상단 식은 다음과 같이 간단한 식으로 나타낼 수 있다. 즉,

$$\mathbf{w}_i = \mathbf{R}_{xyi^{\sim}} \mathbf{b}_i = \mathbf{R}_{xyi^{\sim}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{x}(k) \mathbf{y}_i^{\sim}(k) \quad (6)$$

이 된다. 여기서 $\mathbf{y}_i^{\sim}(k) = \mathbf{b}_i^T \mathbf{y}_i^{\sim} = \sum_{p=1}^L b_{ip} y_i(k-p)$ 이다.

결국 혼합신호 \mathbf{x} 로부터 RICA에 의해 \mathbf{w}_i 와 \mathbf{b}_i 를 구하고, 식 (2)를 이용하여 구해진 y_i 는 원 신호 s 중에 하나인 s_j 와 일치한다. 또한 최대시간지연 L 에 따라서는 독립성분의 분석성능 변하지만 본 논문에서는 $L=10$ 일 때 가장 우수한

성능이 있어 이 값을 이용하였다.

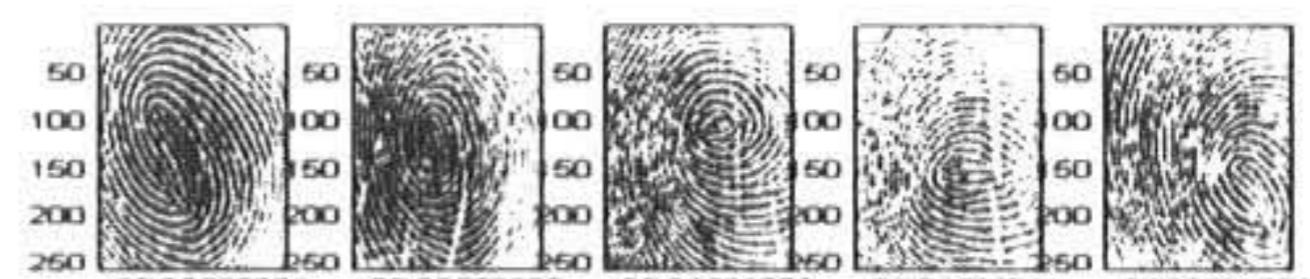
3. 시뮬레이션 결과 및 분석

신경망 기반 견실 알고리즘의 ICA 타당성과 성능을 평가하기 위하여 10개의 지문과 4개의 영상으로부터 각각 임의의 혼합행렬에 따라 발생되는 혼합지문과 혼합영상의 분리에 적용하였다. 알고리즘의 종료조건은 각각 $1 - |\mathbf{W}\mathbf{W}^T| < 10^{-4}$ 로 하였으며, 분리성능을 평가하기 위해 정합도 ASE를 정의하여 원 신호와 분리된 신호를 비교하였다.

이때 정합도는 $ASE = 100 - \frac{1}{N} \left[\sum_{i,j=1}^N |s_{ij} - y_{ij}| \right]$ 로 여기서 N 은 전체 픽셀수이고, s_{ij} 와 y_{ij} 는 각각 ij 번째 원 영상과 분리된 영상의 픽셀값이다. 또한 시뮬레이션은 팬티엄IV-1.5G 컴퓨터 상에서 Matlab 5.1로 수행하였다.

3.1 지문

256x256 픽셀의 10개 지문들이 임의의 값으로 혼합된 지문으로부터 원 지문들을 분리하였다. 그림 3은 10개 원 지문과 임의의 혼합행렬로부터 생성된 10개 혼합지문들을 나타낸 것이다. 혼합지문 각각에서는 원 지문들의 정보들을 발견할 수 없다. 실제 혼합지문들은 알려져 있



(a) 원 지문



Fig. 3 256x256 픽셀의 10개 지문

으나 원 지문들은 미지의 지문들이다. 시뮬레이션에서는 영평균과 whitening의 전처리된 혼합지문 신호들을 이용하였다.

Fig. 4는 Fig. 3(b)의 혼합지문을 대상으로 FP-ICA와 RICA를 각각 적용하여 분리된 결과 지문들을 나타낸 것이다. 두 알고리즘에서 분리된 지문 중 일부는 입력 지문과 부호가 반대이며, 지문의 분리 순서도 일치하지 않음을 알 수 있다. 이는 독립성분분석이 부호나 순서를 고려하지 않는 고유의 속성이 있음을 보여주는 것이다.

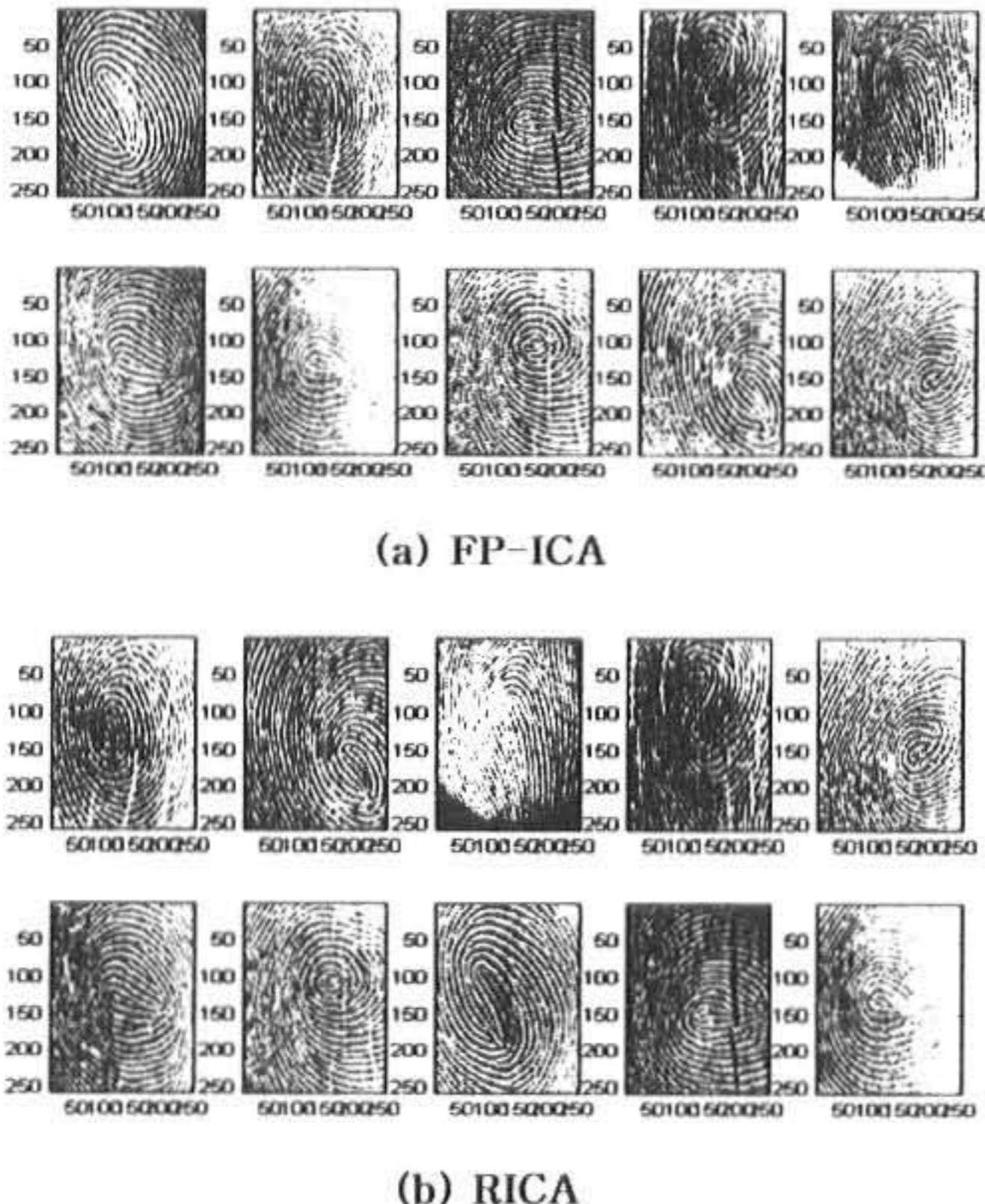


Fig. 4 8개의 분리된 지문

한편 Table 1은 FP-ICA와 RICA를 각각 20회 시행하여 학습반복수 itr, 분리시간인 CPU 시간 t, 그리고 정합도 ASE를 각각 나타낸 것이다. 표에서 FP-ICA의 경우, 지문 각각을 분리하는데 평균적으로 약 6.4회의 학습반복수와 원 지문과 분리된 지문 사이에는 약 98.7 정도의 정합성이 있음을 알 수 있다. 또한 RICA에서도 각각의 지문을 분리하는데 평균적으로 약 4.1회의 학습반복수와 약 98.7 정도의 정합도가 있음을 알 수 있다. 특히 10개의 지문 모두를 분리하는데 FP-ICA와 RICA는 비슷한 정합도를 보이며, FP-ICA는 약 64회의 학습반복수로 약 20초가 소요되었음을 알 수 있다. 하지만 RICA에서는 약 41.2회의 학습반복수로 약 18.4초가 소요되었다. 따라서 이 문제에서는 두 알고리즘의 분리성능은 유사하나 분리시간 측면에서 RICA가 FP-ICA보다 좀 더 효과적인 기법임을 알 수 있다. 이는 10개의 지문 각각에는 상호 연관성이 있으며, 각 지문 내의 픽셀 상호 간에도 의존성이 있음을 추측할 수 있다.

고리즘의 분리성능은 유사하나 분리시간 측면에서 RICA가 FP-ICA보다 좀 더 효과적인 기법임을 알 수 있다. 이는 10개의 지문 각각에는 상호 연관성이 있으며, 각 지문 내의 픽셀 상호 간에도 의존성이 있음을 추측할 수 있다.

Table 1. FP-ICA와 RICA에 의한 지문의 분리성능

| 지문 | FP-ICA | | | RICA | | |
|-------|------------|---------|----------|------------|---------|----------|
| | 학습반복수, itr | 분리시간, t | 정합도, ASE | 학습반복수, itr | 분리시간, t | 정합도, ASE |
| 지문 1 | 98 | 31 | 98.9 | 44 | 2 | 98.9 |
| 지문 2 | 88 | 28 | 98.8 | 44 | 2 | 98.8 |
| 지문 3 | 82 | 26 | 98.7 | 44 | 2 | 98.7 |
| 지문 4 | 62 | 1.9 | 98.2 | 4.2 | 1.9 | 98.2 |
| 지문 5 | 62 | 1.9 | 98.6 | 4.2 | 1.9 | 98.6 |
| 지문 6 | 62 | 1.9 | 98.8 | 5.2 | 2.4 | 98.8 |
| 지문 7 | 58 | 1.8 | 98.3 | 4.2 | 1.9 | 98.7 |
| 지문 8 | 6 | 1.9 | 98.9 | 4 | 1.8 | 98.9 |
| 지문 9 | 58 | 1.8 | 98.8 | 4.2 | 1.9 | 98.8 |
| 지문 10 | 1 | 0.3 | 98.7 | 2 | 0.9 | 98.8 |
| 평균 | 6.4 | 2.0 | 98.7 | 4.1 | 1.9 | 98.7 |
| 계 | 64 | 20 | | 41.2 | 18.4 | |

3.2 영상

512x512 픽셀의 영상들이 임의의 값으로 혼합된 영상으로부터 다시 원 지문들을 분리하였다. 그림 5는 512x512 픽셀의 레나, 가우스 잡음, 라프러스 잡음, 그리고 균일 잡음의 4개 원 영상과 임의의 혼합행렬로부터 생성된 4개의 혼합영상들을 나타낸 것이다. 여기서도 혼합영상 각각에는 원 영상들의 정보들을 발견할 수 없으며, 전처리된 혼합영상 신호를 이용하였다.

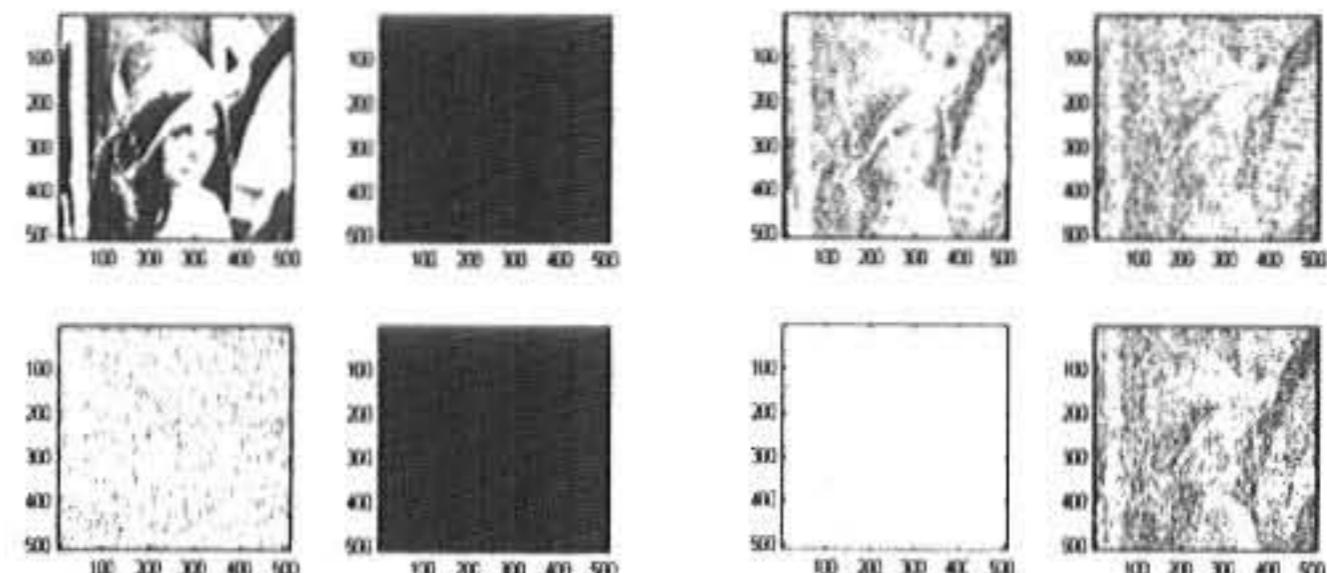


Fig. 5 512x512 픽셀의 4개 영상

Fig. 6은 Fig. 5(b)의 혼합영상을 대상으로 제안된 조합형 알고리즘의 독립성분분석에 의한 분리된 영상들을 각각 나타낸 것이다. 여기서도 원 영상과 분리된 영상의 부호와 순서를

고려하지 않는 독립성분분석의 고유한 속성을 확인할 수 있다.

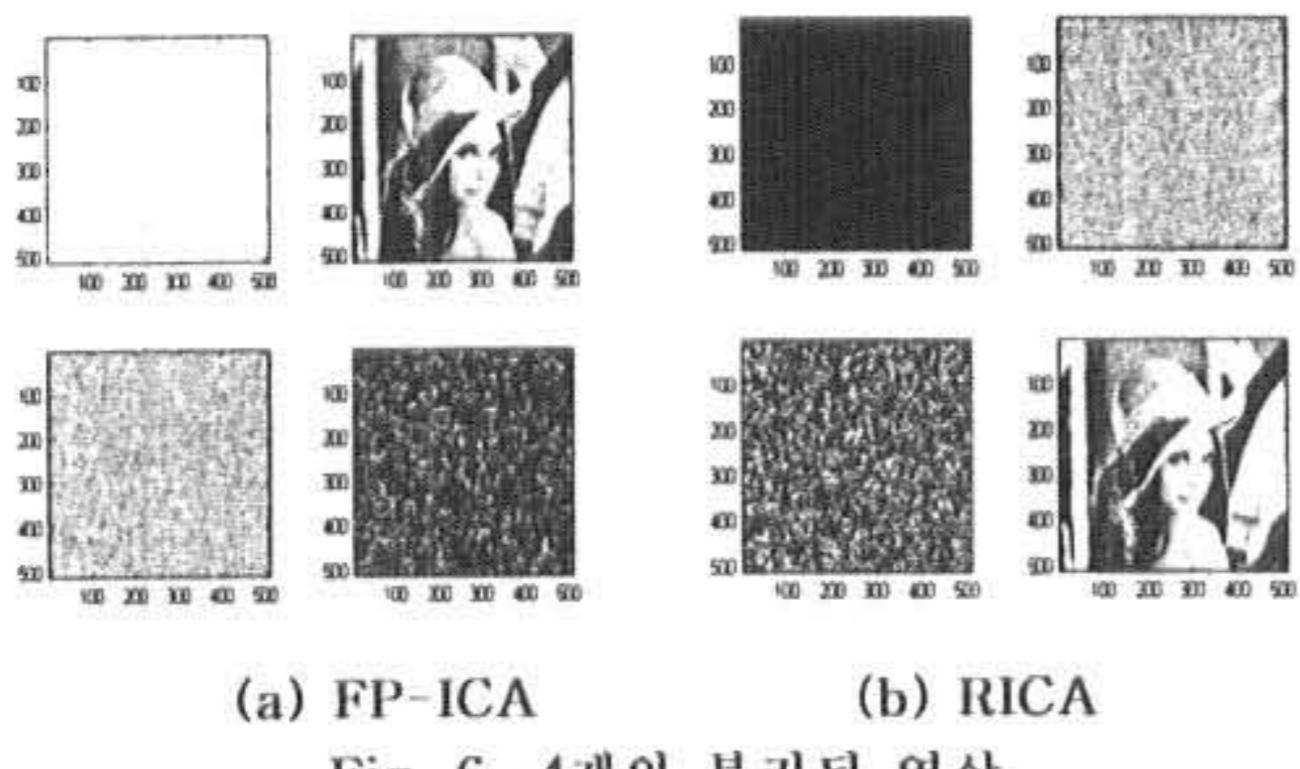


Fig. 6 4개의 분리된 영상

한편 Table 2도 FP-ICA와 RICA를 각각 20회 시행하여 학습반복수 itr, 분리시간인 CPU 시간 t, 그리고 정합도 ASE를 각각 나타낸 것이다. 표에서 보면, 라프러스 잡음영상의 정합도가 가장 높으며, 균일 잡음영상의 정합도가 가장 낮음을 알 수 있다. 이는 균일 잡음영상은 다른 영상과의 독립성이 결여되기 때문이다. 표에서 FP-ICA의 경우, 영상 각각을 분리하는데 평균적으로 약 3.6회의 학습반복수와 원 지문과 분리된 지문 사이에는 약 96.7 정도의 정합성이 있음을 알 수 있다. 또한 RICA에서도 평균적으로 약 2.9회의 학습반복수와 약 96.8 정도의 정합도가 있음을 알 수 있다. 특히 4개의 영상 모두를 분리하는데 FP-ICA와 RICA는 비슷한 정합도를 보이며, FP-ICA는 약 14.4회의 학습반

Table 2. FP-ICA와 RICA에 의한 영상의 분리성능

| 영상 | FP-ICA | | | RICA | | |
|---------|------------|---------|----------|------------|---------|----------|
| | 학습반복수, itr | 분리시간, t | 정합도, ASE | 학습반복수, itr | 분리시간, t | 정합도, ASE |
| 레나 | 2.6 | 1.3 | 97.8 | 2.1 | 1.2 | 97.9 |
| 가우스 잡음 | 3.9 | 2.0 | 99.1 | 3.3 | 1.8 | 99.3 |
| 라프러스 잡음 | 4.2 | 2.1 | 99.9 | 3.8 | 2.4 | 99.9 |
| 균일 잡음 | 3.7 | 1.8 | 90.1 | 2.5 | 1.5 | 90.2 |
| 평균 | 3.6 | 1.8 | 96.7 | 2.9 | 1.7 | 96.8 |
| 계 | 14.4 | 7.2 | | 11.7 | 6.9 | |

복수로 약 7.2초가 소요되었음을 알 수 있다. 그러나 RICA에서는 약 11.7회의 학습반복수로 약 6.9초가 소요되었다. 따라서 RICA는

FP-ICA에 비해 분리성능에서는 유사하나 분리 시간에서 상대적으로 빠른 속성을 가져 좀 더 효과적인 기법임을 알 수 있다.

이상의 지문과 영상의 분리에서는 RICA가 FP-ICA에 비해 상대적으로 우수한 분리성능이 있음을 확인하였다. 이는 이들 문제의 자체 신호들 사이에는 자기상관성이 많음을 추측할 수 있다. 특히 RICA의 경우 최대시간지연 L에 따라 분리성능의 변화가 있으나 이상의 지문과 영상 분리에서의 분리성능은 L의 변화에 상대적으로 덜 의존함을 실험을 통하여 확인하였다.

4. 결 론

본 연구에서는 견실 알고리즘의 신경망 기반 독립성분분석을 이용하여 혼합신호를 분리하는 기법을 제안하였다. 여기서 견실 알고리즘은 신호의 시간적 상관정보와 2차 통계성을 이용한 독립성분분석 기법이다. 이는 원 신호의 kurtosis의 절대값이 매우 작거나 영에 수렴하는 경우 분석성능의 저하와 분석속도의 감소를 해결하기 위함이다.

제안된 기법을 256x256 픽셀의 10개 지문과 512x512 픽셀의 4개 영상으로부터 각각 임의의 혼합행렬에 따라 발생되는 혼합지문과 혼합영상의 분리에 적용한 결과, 견실 알고리즘은 고정점 알고리즘의 독립성분분석과 유사한 분리 성능을 보이나 분리속도에서 빠른 특성이 있음을 확인하였다.

향후 견실 알고리즘의 독립성분분석에서 최대시간지연 값의 설정과 특징추출에의 적용에 대한 지속적 연구가 이루어져야 할 것이다.

참고문헌

- 1) K. I. Diamantaras and S. Y. Kung, 'Principal Component Neural Networks : Theory and Applications, Adaptive and learning Systems for Signal Processing, Communications, and Control', John Wiley & Sons, Inc., 1996
- 2) S. Haykin, 'Neural Networks : A Comprehensive Foundation', Prentice-Hall, 2ed, London, 1999
- 3) A. Hyvärinen, J. Karhunen, and E. Oja, 'Independent Component Analysis', John Wiley & Sons, Inc., New York, 2001

- 4) S. Roberts and R. Everson, Independent Component Analysis : Principles and Practice, Cambridge Univ. Press, 2001
- 5) A. Hyvaerinen, "Fast & Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 10, No. 3, pp.626-634, May 1997
- 6) A. Cichocki and K. Barros, "Robust Batch Algorithm for Sequential Blind Extraction of Noisy Biomedical Signals", Proc. ISSPA'99, Australia, Oct. 2000
- 7) K. Atkinson, Elementary Numerical Analysis', John Wiley & Sons, Inc., New York, 1993

(2003년 9월22일 접수, 2004년 2월20일 채택)