

고정점 및 견실 알고리즘의 조합형 ICA에 의한 혼합영상 분리

조용현, 오정은⁰, 김아람
대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부
e-mail : yhcho@cu.ac.kr

Separation of Mixed Images Using Hybrid ICA of Fixed_point and Robust Algorithm

Yong-Hyun Cho, Jeung-Eun Oh⁰, A-Ram Kim
School of Computer and Information Communications. Eng.,
Catholic Univ. of Daegu

요 약

본 연구에서는 고정점 알고리즘의 독립성분석과 원신호의 시간적 상관성을 고려한 견실 알고리즘의 독립성분석을 혼합한 조합형 독립성분석에 의한 혼합영상의 분리를 제안하였다. 여기서 고정점 알고리즘은 뉴턴법의 경신규칙을 이용함으로써 빠른 분리속도와 우수한 분리성능을 가지며, 견실 알고리즘은 2차적 통계성의 일괄처리 알고리즘으로 시간적 상관성 및 낮은 kurtosis를 가진 영상분리에 효과적이다. 이들 기법들을 512x512 픽셀의 4개 영상으로부터 임의의 혼합행렬에 따라 발생하는 혼합영상의 분리에 적용한 결과, 우수한 분리성능과 빠른 분리속도가 있음을 확인하였다.

1. 서론

선형 및 비선형의 변환에 의해 알맞은 데이터의 표현을 찾기 위한 연구가 통계학, 신호처리, 그리고 신경망 등에서 활발하게 진행되고 있다[1-3]. 특히 선형변환을 이용하면 문제를 계산적으로나 개념적으로 좀 더 간단하게 만들 수 있으며, 결과의 해석도 용이하게 할 수 있다. 이러한 선형변환 중에서도 공분산(covariance)을 이용하는 2차원 방법으로 가우스(Gaussian) 분포의 데이터 표현에 적절한 주요성분분석(principal component analysis : PCA)이 널리 이용되고 있다 [1-3]. 하지만 통신이나 신호 및 영상 처리 등에서의 입력 데이터는 비가우스 분포로 이러한 경우에도 효과적으로 적용될 수 있는 방법의 연구가 요구된다.

이러한 PCA의 제약을 해결하기 위해 독립성분석(independent component analysis : ICA)이 제안되었으며, 이는 데이터의 통계적 성질을 고려한 선형변환 기법으로 데이터의 분포정보를 이용하는 다차원 방법이다[2-5]. 하지만 ICA에서는 데이터의 독립성과 비가우성의 조건이 선행되어야 하며, 통계적 독립성을 판정하기 위해 고차원의 kurtosis 등을 구하는 복잡한 계산이 요구된다[3,4]. 따라서 복잡한 계산을 요구하는 수적

적 기법에 의한 ICA의 대안으로 간단한 신경망을 이용하여 해결하려는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 신경망을 이용한 ICA 방법으로는 고정점 (fixed point : FP) 알고리즘과 기울기를 이용하는 알고리즘들이 제안되었다[3,4]. FP 알고리즘은 빠른 수렴속성을 가지지만 분리성능이 떨어지고, 기울기를 이용하는 방법은 학습 파라미터의 설정에 따라서는 분리속도가 늦은 제약이 있다. 하지만 이들 방법들도 원 신호의 독립성과 비가우성의 조건은 여전히 선행조건으로 만족되어야 한다. 원 신호의 시간적 의존성과 매우 작은 kurtosis값을 가지는 신호를 위한 ICA로 견실 알고리즘의 ICA가 개발되었다[5].

본 연구에서는 뉴턴(Newton)법[6]에 기초한 고정점 알고리즘과 견실 알고리즘의 조합형 독립성분석에 의한 영상의 분리에 대해서 제안한다. 여기서 고정점 알고리즘은 빠른 분리속성을 얻기 위함이고, 견실 알고리즘은 시간적 상호 의존성을 가지거나 낮은 kurtosis의 속성을 가진 입력 신호에도 적용될 수 있도록 하기 위함이다. 제안된 기법을 512x512 픽셀의 4개 혼합영상의 분리문제에 적용하여 그 성능을 확인하였다.

2. 고정점 알고리즘과 건설 알고리즘의
 조합형 독립성분석

ICA는 은닉신호의 분리(blind source separation : BSS)나 특징추출에 널리 이용되고 있다[2-4]. 이때 은닉된 원 신호는 서로 독립이며, kurtosis가 영(zero)이 아니라는 선행조건이 요구된다. 여기서는 BSS를 기준으로 ICA를 소개한다.

ICA는 은닉신호의 m 개의 입력신호 s 로부터 선형적으로 혼합된 n 개의 신호 x 가 알려져 있을 때, 혼합된 신호로부터 역으로 m 개의 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

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

로 정의된다. 여기서 n 은 보통 입력신호와 구별되지 않기 때문에 생략할 수도 있으며, $A=[a(1), a(2), \dots, a(m)]$ 으로 $a(i)$ 는 ICA의 basis vector이다. 결국 ICA는 알려진 혼합신호로부터 혼합행렬의 역행렬 $A^{-1}(=W)$ 을 찾는 기법이다. 혼합행렬 A 와 역혼합행렬 W 에 대하여 상세히 살펴보면 다음 그림 1과 같은 구성도로 나타낼 수 있다. 여기서 $x = As$ 이고, $y = Wx$ 이다. 그림에서 보면 ICA는 혼합행렬과 일치하는 역혼합행렬을 찾는 과정에서 출력신호가 독립성을 가지도록 하는 기법이다. 따라서 ICA는 알려진 혼합신호 x 로부터 출력신호 y 를 찾는 기법으로 궁극적으로는 역혼합행렬 W 을 찾아서 원 신호 s 의 근사값을 알아내는 것이다.

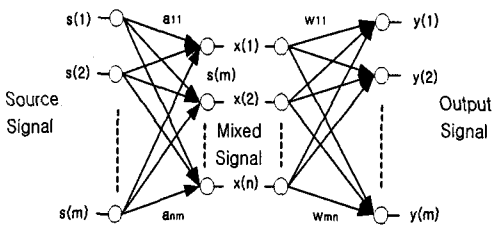


그림 1. 혼합행렬과 역혼합행렬의 상세 설명도

일반적으로 ICA를 좀 더 효과적으로 수행하기 위해 혼합신호의 전처리 과정을 수행한다[2,3]. 이 과정은 일반적으로 영평균과 whitening 과정이며, 이는 신호의 1차와 2차의 통계성을 고려한 정규화로 학습 알고리즘을 간략화 하기 위함이다. 신호의 영평균은 신호 벡터 x 에서 평균값 x^* 를 뺀 차를 구함으로써 간단하게 구할 수 있다. 즉, 영평균된 새로운 신호벡터

x 는

$$x = x - x^* \quad (2)$$

이다.

한편, whitening은 신호벡터 x 의 공분산행렬이 단위행렬값을 갖도록 함으로써 구할 수 있다. 즉, $E\{xx^T\}=I$ 가 되도록 한다. whitening된 벡터의 성분들은 상호간의 상관성이 줄어들어 비상관성이 더 강한 독립조건을 위해 요구되는 전처리 기법이다. 이러한 whitening의 기법으로 PCA가 널리 사용된다. 일반적인 PCA whitening 행렬 V 는

$$V = D^{(-1/2)}E^T \quad (3)$$

이다. 여기서 D 는 고유값 λ 로 구성되는 대각행렬이며, E 는 고유벡터 c 로 구성되는 직교행렬이다.

독립성분석을 위한 FP 알고리즘은 엔트로피 최소화 방법으로부터 유도된 기법으로 지금까지 알려진 기법 중 가장 빠른 학습속도를 가진다[3,4]. 이는 신호 내에 포함된 상호정보를 최소화함으로써 ICA의 해를 구하는 기법으로 알고리즘의 한 단계에 많은 수의 데이터들이 이용되는 batch mode로 계산을 수행하며, 신경망으로 구현될 수 있는 알고리즘이다. 신호벡터 x 의 상관행렬 $E\{xx^T\}=I$ 로 whitening되어 있다고 가정할 때, 뉴우턴의 FP 알고리즘에 의한 근사화된 반복기법의 역혼합행렬 W 경신식은

$$W^* = W - [E\{xg(W^T x)\} - \beta W] / [E\{g'(W^T x)\} - \beta], \\ W^* = W^* / \|W^*\| \quad (4)$$

와 같다. 여기서 W^* 는 W 의 새롭게 경신된 값이고, $\beta = E\{W^T xg(W^T x)\}$ 이다. 또한 식 (4)의 첫째 식 양쪽에 $\beta - E\{g'(W^T x)\}$ 를 곱해 구해지는 더욱 간단한 FP 알고리즘은

$$W^* = E\{xg(W^T x)\} - E\{g'(W^T x)\}W, W^* = W^* / \|W^*\| \quad (5)$$

로 된다. 경신식에서 $g(\cdot)$ 는 비선형 함수이며 일반적으로 $(\cdot)^3$ 과 $\tanh(\cdot)$ 이 이용된다[4,5,7]. 본 연구에서는 $(\cdot)^3$ 을 이용하였다.

한편 건설 알고리즘은 원 신호가 알려지지 않은 안정된 자기회귀 모델로 표현된다는 조건하에서 batch mode로 계산되는 독립성분석 기법이다. 한다. 이는 신호의 kurtosis가 영에 수렴됨에 따른 낮

은 분리성능과 느린 분리속도를 개선하기 위한 독립 성분분석 기법이다[5]. 신호벡터 \mathbf{x} 의 상관행렬 $E(\mathbf{x}\mathbf{x}^T)=\mathbf{I}$ 로 whitening되어 있다고 가정할 때, 근사화된 반복기법의 역혼합행렬 \mathbf{W} 경신식은

$$\begin{aligned} \mathbf{W}^* &= E(\mathbf{x} \mathbf{y}_p), \quad \mathbf{W}^* = \mathbf{W}^* / \|\mathbf{W}^*\| \\ \mathbf{b} &= E(\mathbf{y}_p \mathbf{y}_p) / E(\mathbf{y}_p^2) \end{aligned} \quad (6)$$

과 같다. 여기서 \mathbf{W}^* 는 \mathbf{W} 의 새롭게 경신된 값이고,

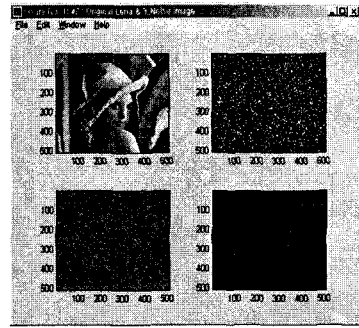
$y_p = \sum_k b_{pk} x(k-p)$ 로 k 와 p 는 각각 학습반복수와 시간지연이다. 특히 견실 알고리즘의 독립성분분석은 혼합신호로부터 은닉된 모든 원 신호를 분리할 수 있을 뿐만 아니라 시간지연에 따라서는 원하는 원 신호만을 분리할 수도 있다.

조합형 알고리즘은 추출된 신호의 kurtosis가 0.5 이상이면 FP 알고리즘, 이하이면 견실 알고리즘의 독립성분분석을 수행하도록 하였다.

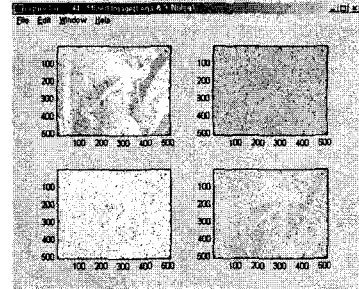
3. 시뮬레이션 및 결과분석

제안된 ICA 알고리즘의 타당성과 성능을 평가하기 위해서 혼합영상을 분리하는 문제에 적용하였다. 알고리즘의 종료조건으로는 $1 - |\mathbf{W}\mathbf{W}^T| < 10^{-7}$ 로 하였으며, 여기서 \mathbf{W} 와 \mathbf{W}^T 는 각각 현재의 역혼합행렬과 바로 이전의 역혼합행렬이다. 또한 분리성능을 평가하기 위해 정합도 ASE를 정의하여 원 데이터와 분리된 데이터를 비교하였다. 이때 정합도는 $ASE = 100 - \frac{1}{N} \left[\sum_{j=1}^N |s_{ij} - y_{ij}| \right]$ 로 여기서 N 은 전체 픽셀 수이고, s_{ij} 와 y_{ij} 는 각각 ij 번째 원 영상의 픽셀값과 분리된 영상의 픽셀값이다. 또한 시뮬레이션은 팬티엄IV-1.5G 컴퓨터 상에서 Matlab 5.1로 실행하였다.

4개의 원 영상에서 4x4의 임의의 혼합행렬로부터 생성된 4개의 혼합영상을 대상으로 실험하였다. 그림 2는 512x512 픽셀의 레나, 가우스 잡음, 라프러스 잡음, 그리고 균일잡음의 4개 원 영상과 임의의 혼합행렬로부터 생성된 4개의 혼합영상들을 나타낸 것이다. 여기서도 혼합영상 각각에서는 원 영상들의 정보들을 발견할 수 없으며, 실제에서는 혼합영상들은 알려져 있으나 원 영상들은 미지의 영상들이다. 시뮬레이션에서는 영평균과 whitening의 전처리된 혼합영상의 신호를 이용하였다.



(a) 원 영상



(b) 혼합 영상

그림 2. 512x512 픽셀의 4개 영상

그림 3은 그림 2(b)의 혼합영상을 대상으로 제안된 조합형 알고리즘의 독립성분분석에 의한 분리된 영상들을 각각 나타낸 것이다. 여기서 가우스 잡음의 경우는 원 영상과 분리된 영상의 부호가 반대이며, 모든 영상의 순서가 일치하지 않음을 알 수 있다. 이는 독립성분분석이 부호나 순서를 고려하지 않는 고유의 속성이 있음을 보여주는 것이다.

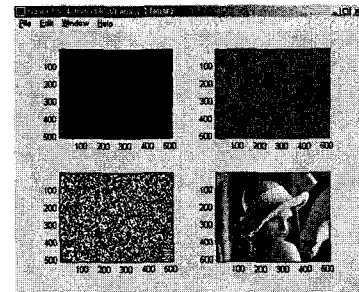


그림 3. 512x512 픽셀의 4개 분리된 영상

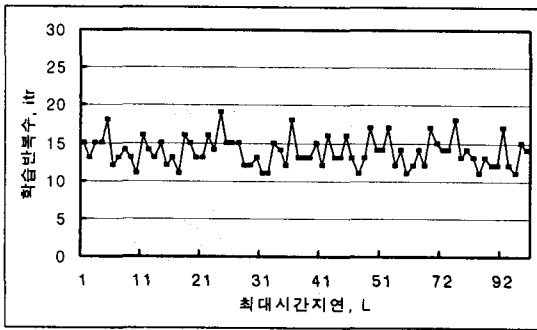


그림 4. 최대시간지연 L에 따른 학습반복수 itr의 변화

그림 4는 견실 알고리즘에서 최대시간지연 L의 변화에 따른 학습반복수 itr를 나타낸 것이다. 그림에서 보면 시간지연을 무작정 증가시킨다고 학습속도가 빨라지는 것은 아니며, L이 10, 17, 31 등에서 학습반복수는 11로 가장 우수한 학습속도를 가진다. 이는 견실 알고리즘에서 원 영상을 분리하기 위하여 시간지연 L 이전까지의 출력영상이 이용되는 것이다.

표 1. 조합형 알고리즘에 의한 영상의 분리성능

영상	학습반복수, itr		정합도, ASE	
	평균	분산	평균	분산
레나	2.15	0.24	97.76	0
가우스 잡음	3.6	0.67	99.14	3.27881E-06
라프러스 잡음	3.75	1.25	99.99	5.35419E-06
균일 잡음	3.5	0.89	90.01	0.008345
전 영상	13	2.74	96.73	0.000509

한편 표 1은 최대시간지연 L=10으로 고정하고 제안된 알고리즘을 20회 시행하여 학습반복수 itr과 정합도 ASE의 평균과 분산을 각각 나타낸 것이다. 표에서 보면, 라프러스 잡음영상의 분리에 가장 오랜 학습시간이 요구되나 정합도에서 가장 높은 값을 가져, 거의 완벽한 원 영상의 복원이 이루어짐을 알 수 있다. 그러나 여기에서는 학습반복수에서 가장 큰 분산값을 가지며, 이는 학습에서 역혼합행렬의 초기값에 상대적으로 많이 의존함을 알 수 있다. 레나영상의 경우는 정합도 분산이 영으로 이는 20회 시행에서 분리된 영상은 항상 동일한 정합을 이루는 것을 의미한다. 또한 균일 잡음영상의 정합도가 가장 낮아 분리률의 성능이 상대적으로 다른 영상에 비해 떨어짐을 알 수 있다. 이는 균일 잡음영상은 다른 영상과의 독립성이 결여되기 때문이다. 따라서

4개의 영상 모두를 분리하는데 요구되는 학습반복수에서 평균과 분산은 각각 13회와 2.74로 최대 15.74회에서 최저 10.26회 정도 소요됨을 알 수 있다. 한편 정합도의 경우, 평균 96.73정도의 높은 정합성이 있음을 알 수 있다. 따라서 제안된 조합형 알고리즘의 독립성분석은 혼합영상의 분리에서 빠른 분리시간과 개선된 분리성능이 있음을 확인할 수 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 고정점 알고리즘의 독립성분석과 원 신호의 시간적 상관성을 고려한 견실 알고리즘의 독립성분석을 혼합한 조합형 독립성분석에 의한 혼합영상의 분리를 제안하였다. 여기서 고정점 알고리즘은 빠른 분리속도를 얻기 위함이고, 견실 알고리즘은 시간적 상호 의존성을 가지거나 낮은 kurtosis의 속성을 가진 입력 신호에도 적용될 수 있도록 하기 위함이다.

제안된 기법을 512x512 픽셀의 4개 영상으로부터 임의의 혼합행렬에 따라 발생하는 혼합영상의 분리에 적용한 결과, 우수한 분리성능과 빠른 분리속도가 있음을 확인하였다. 향후 견실 알고리즘의 독립성분석에 대한 좀 더 많은 추가적 연구와 다양한 문제에서의 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. Hyvaerinen, J. Karhunen, and E. Oja, 'Independent Component Analysis', John Wiley & Sons, Inc., New York, 2001
- [4] 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
- [5] A. Cichocki and K. Barros, "Robust Batch Algorithm for Sequential Blind Extraction of Noisy Biomedical Signals", *Proc. ISSPA'99*, Australia, Oct. 2000
- [6] K. Atkinson, *Elementary Numerical Analysis*, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1993