

Fixed-point ICA와 Robust ICA에 의한 혼합지문영상 분리

조용현, 김아람⁰, 오정은
대구가톨릭대학교 컴퓨터정보통신공학부
e-mail : yhcho@cu.ac.kr

Separation of Mixed Fingerprints Using Fixed-point ICA and Robust ICA

Yong-Hyun Cho, A-Ram Kim⁰, Jeung-Eun Oh
School of Computer and Information Communications. Eng.,
Catholic Univ. of Daegu

요 약

본 연구에서는 고정점 알고리즘의 독립성분분석과 원 신호의 시간적 상관성을 고려한 건설 알고리즘의 독립성분분석을 각각 이용하여 혼합지문영상을 분리하였다. 여기서 고정점 알고리즘은 뉴턴법의 경신규칙을 이용함으로써 빠른 분리속도를 가진다. 건설 알고리즘은 2차적 통계성의 일괄처리 알고리즘으로 시간적 상관성과 낮은 kurtosis를 가진 영상분리에 효과적이다. 이들 기법들을 256x256 픽셀의 8개 지문으로부터 임의의 혼합행렬에 따라 발생하는 지문의 분리에 적용한 결과, 건설 알고리즘이 고정점 알고리즘의 독립성분분석에 비해 우수한 분리성능과 빠른 분리속도가 있음을 확인하였다.

는 신호의 효과적인 분석을 위한 선행조건을 포함한

1. 서론

선형변환을 이용하여 문제를 계산적으로나 개념적으로 좀 더 간단하게 만들어 결과의 해석을 용이하게 하는 연구가 통계학, 신호처리, 그리고 신경망 등에서 활발하게 이루어지고 있다[1-3]. 여러 가지 방법의 원리들이 적당한 선형변환을 찾기 위해서 개발되었으나, 그 중에서도 데이터의 차원을 감소시키는 주요성분분석(principal component analysis : PCA)이 널리 이용되고 있다[1,2]. 이는 공분산(covariance)을 이용하는 2차원 방법으로 가우스(Gaussian) 분포의 입력신호에 대해서는 적절한 것이다. 하지만 통신이나 신호 및 영상 처리 등에서의 입력 데이터는 비가우스 분포인 경우가 흔하며, 이에 효과적으로 적용할 수 있는 방법의 연구가 요구된다.

PCA의 제약을 해결하기 위해 독립성분분석(independent component analysis : ICA)이 제안되었으며, 이는 신호의 통계적 성질을 고려한 선형변환 기법으로 신호의 분포정보를 이용하는 다차원 방법이다[2-5]. 하지만 대부분의 ICA 알고리즘들에서

다. 즉, 원 신호는 통계적으로 독립이어야 하며, 오직 하나 이하의 신호만이 가우스 신호이어야 한다는 조건들이다.

이러한 선행조건하에서 독립성분을 분석하기 위한 기법으로 간단한 신경망을 이용하여 해결하려는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 신경망을 이용한 ICA 방법으로는 고정점(fixed point : FP) 알고리즘과 기울기를 이용하는 알고리즘들이 제안되었다[2-4]. 하지만 이들 방법들에서도 신경망을 이용하나 신경망 자체가 가지는 학습에 따른 제약들은 그대로 내포하고 있어 그에 따른 연구가 절실하다. 특히 FP 알고리즘은 빠른 수렴속성을 가지지만 분리성능이 떨어지며, 기울기를 이용하는 방법은 학습 파라미터의 설정에 따른 분리속도가 늦은 제약이 있다. 또한 신호의 시간적 상관성이나 신호의 kurtosis가 영(zero)에 가까운 경우에도 성분을 분리하는 건설한 독립성분분석(robust ICA : RICA)도 제안되었다[5].

본 연구에서는 엔트로피 최적화로부터 유도된 기

법으로 빠른 분리속도를 가지는 뉴턴(Newton)법 [6]의 FP-ICA와 시간적 의존성을 가지는 영상의 분리에 효과적인 RICA의 적용을 각각 제안한다. 256x256 픽셀(pixel)의 8개 지문으로부터 임의의 혼합행렬에 따라 발생하는 혼합지문의 분리에 FP-ICA와 RICA를 각각 적용하고, 그 결과들을 상호 비교 검토하였다.

2. FP-ICA와 RICA

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

ICA는 은닉신호의 m개의 입력신호 s로부터 선형적으로 혼합된 n개의 신호 x가 알려져 있을 때, 혼합된 신호로부터 역으로 m개의 독립인 입력신호를 찾는 기법이다. 하지만 입력신호들을 혼합하는데 이용된 혼합행렬 A는 알려져 있지 않으며, 혼합과정에서 잡음 n이 추가 될 수도 있다. 이때 혼합신호와 입력신호와의 관계는

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

로 정의된다. 여기서 n은 보통 입력신호와 구별되지 않기 때문에 생략할 수도 있으며, A=[a(1), a(2), ..., a(m)]으로 a(i)는 ICA의 basis vector이다. 결국 ICA는 알려진 혼합신호로부터 혼합행렬의 역행렬 A⁻¹(=W)을 찾는 기법이다. 혼합행렬 A와 역혼합행렬 W에 대하여 상세히 살펴보면 다음 그림 1과 같은 구성도로 나타낼 수 있다. 여기서 x = As이고, y = Wx이다. 그림에서 보면 ICA는 혼합행렬과 일치하는 역혼합행렬을 찾는 과정에서 출력신호가 독립성을 가지도록 하는 기법이다. 따라서 ICA는 알려진 혼합신호 x로부터 출력신호 y를 찾는 기법으로 궁극적으로는 역혼합행렬 W를 찾아서 원 신호 s의 근사값을 알아내는 것이다.

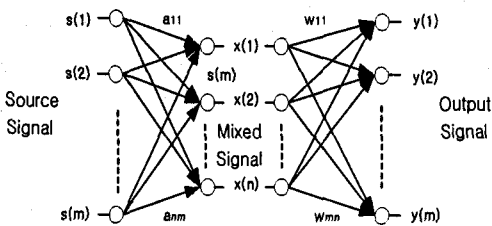


그림 1. 혼합행렬과 역혼합행렬의 상세 설명도

일반적으로 ICA를 좀 더 효과적으로 수행하기 위해 혼합신호의 전처리 과정을 수행한다[2,3]. 이 과정은 일반적으로 영평균과 PCA를 이용한 whitening 과정이며, 이는 신호의 1차와 2차의 통계성을 고려한 정규화로 학습 알고리즘을 간략화 하기 위함이다.

FP 알고리즘은 신경망이 가지는 병렬성과 분산성, 그리고 더 작은 메모리 요구 등의 제약을 해결하기 위해 제안된 독립성분분석이다[3,4]. FP 알고리즘은 엔트로피 최적화 방법으로부터 유도된 기법으로 지금까지 알려진 기법 중 가장 빠른 학습속도를 가진다. 이는 신호 내에 포함된 상호정보를 최소화함으로써 ICA의 해를 구하는 기법이다. 뉴턴법에 기초한 FP 알고리즘의 근사화된 반복기법의 역혼합행렬 W를 경신식은

$$W^* = W - [E\{xg(W^T x)\} - \beta W] / [E\{g'(W^T x)\} - \beta], \tag{2}$$

$$W^* = W^* / \|W^*\|$$

와 같다. 여기서 W*는 W의 새롭게 경신된 값이고, β = E(W^Txg(W^Tx))이며, g(·)와 g'(·)는 비선형 함수와 그 함수의 1차 미분이다. 일반적으로 (·)³과 tanh(·)의 함수가 주로 이용되며[3]. 여기서는 (·)³를 이용하였다. 또한 식 (2)의 첫째 식 양쪽에 β - E(g'(W^Tx))를 곱해 구해지는 더욱 간단한 뉴턴법의 FP 알고리즘은

$$W^* = E\{xg(W^T x)\} - E\{g'(W^T x)\}W, \tag{3}$$

$$W^* = W^* / \|W^*\|$$

이다.

한편 RICA는 원 신호가 알려지지 않은 안정된 자기회귀 모델로 표현된다는 조건하에서 batch mode로 계산되는 독립성분분석 기법이다. 이는 신호의 kurtosis가 영에 수렴함에 따른 낮은 분리성능과 느린 분리속도를 개선하기 위한 독립성분분석 기법이다[5]. 신호벡터 x의 상관행렬 E{xx^T}=I로 whitening되어 있다고 가정할 때, 근사화된 반복기법의 역혼합행렬 W 경신식은

$$W^* = E\{x y_p\}, \quad W^* = W^* / \|W^*\| \tag{4}$$

$$b = E\{y_p y_p\} / E\{y_p^2\}$$

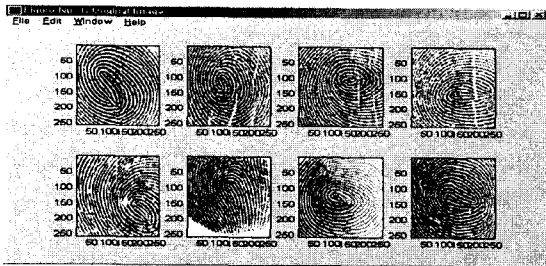
와 같다. 여기서 W*는 W의 새롭게 경신된 값이고, y_p = ∑_{k=0}^L b_kx(k-p)로 k와 p는 각각 학습반복수와 시간

지연이다. 특히 건설 알고리즘의 독립성분분석은 혼합신호로부터 은닉된 모든 원 신호를 분리할 수 있을 뿐만 아니라 시간지연에 따라서는 원하는 원 신호만을 분리할 수도 있다.

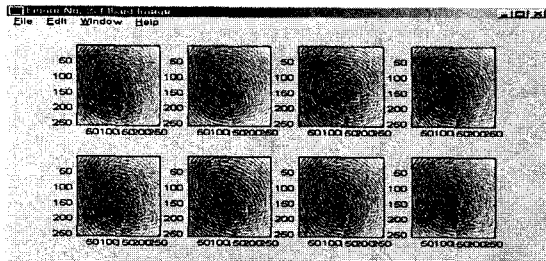
3. 시뮬레이션 및 결과분석

FP-ICA와 RICA의 성능을 평가하기 위해서 혼합지문을 분리하는 문제에 적용하였다. 알고리즘의 종료조건은 각각 $1 - |WW^T| < 10^{-4}$ 로 하였으며, 분리성능을 평가하기 위해 정합도 A를 정의하여 원 데이터와 분리된 데이터를 비교하였다. 이때 정합도는 $ASE = 100 - \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N |s_{ij} - y_{ij}| \right]$ 로 여기서 N은 전체 픽셀수이고, s_{ij} 와 y_{ij} 는 각각 ij 번째 원 영상의 픽셀값과 분리된 영상의 픽셀값이다. 또한 시뮬레이션은 펜티엄IV-1.5G 컴퓨터 상에서 Matlab 5.1로 실행하였다.

8개 원 지문으로부터 8x8의 임의의 혼합행렬로부터 생성된 8개의 혼합지문을 대상으로 제안된 알고리즘의 타당성과 기존 알고리즘과의 성능을 비교 검토하였다. 그림 2는 256x256 픽셀의 8개 원 지문과 임의의 혼합행렬로부터 생성된 8개 혼합지문들을 나타낸 것이다. 그림에서 보면 혼합지문 각각에서는 원 지문들의 정보들을 발견할 수 없다. 실제에서는 혼합지문들은 알려져 있으나 원 지문들은 미지의 지문들이다. 시뮬레이션에서는 영평면과 whitening의 전처리된 신호들을 이용하였다.



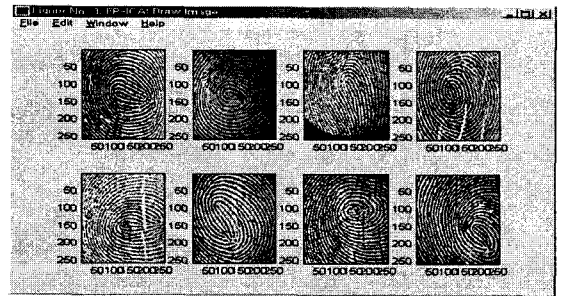
(a) 원 지문



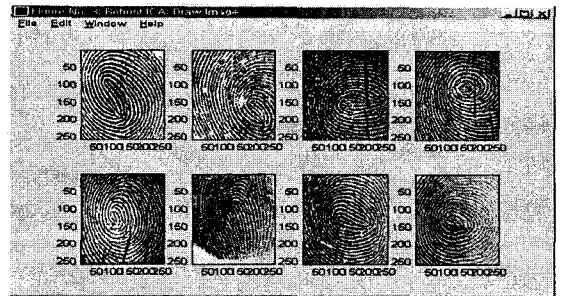
(b) 혼합지문

그림 2. 256x256 픽셀의 8개 지문영상

그림 3은 그림 2(b)의 혼합지문을 대상으로 FP-ICA와 RICA를 각각 적용하여 분리된 결과지문들을 나타낸 것이다. 두 알고리즘에서 분리된 지문과 입력 지문의 부호가 반대이며, 지문의 분리 순서도 일치하지 않음을 알 수 있다. 이는 독립성분분석이 부호나 순서를 고려하지 않는 고유의 속성이 있음을 보여주는 것이다.



(a) FP-ICA



(b) RICA

그림 3. 256x256 픽셀의 8개 분리된 지문영상

한편 표 1은 FP-ICA와 최대시간지연 L=10으로 고정하고 RICA를 각각 20회 시행하여 학습반복수 itr과 분리시간인 CPU 시간 t, 그리고 정합도 ASE를 각각 나타낸 것이다. 표에서 FP-ICA의 경우, 각각의 지문을 분리하는데 평균적으로 약 5.9회의 학습반복수와 원 지문과 분리된 지문 사이에는 약 98.7 정도의 정합성이 있음을 알 수 있다. 또한 RICA에서도 각각의 지문을 분리하는데 평균적으로 약 4.0회 의 학습반복수와 약 98.7 정도의 정합도가 있음을 알 수 있다. 특히 8개의 지문 모두를 분리하는데 FP-ICA와 RICA는 동일한 정합도를 보이며, FP-ICA는 약 46.8회의 학습반복수로 약 8.5초가 소요되었음을 알 수 있다. 하지만 RICA에서는 약 31.9

회의 학습반복수로 약 7.4초가 소요되었다. 따라서 이 문제에서는 RICA가 좀 더 효과적인 기법임을 알 수 있다. 이는 8개의 지문 영상 각각에는 상호 연관성이 있으며, 각 지문 내에서도 픽셀 상호간의 의존성도 있음을 추측할 수 있다. 한편 RICA의 경우 최대시간지연 L에 따라서는 분리성능의 변화가 있음을 추측할 수 있다.

표 1. FP-ICA와 RICA에 의한 지문영상의 분리성능

지문	FP-ICA		
	학습반복수, itr	분리시간, t	정합도, ASE
지문 1	7.5	1.4	98.9
지문 2	7.1	1.3	98.8
지문 3	6.9	1.2	98.7
지문 4	6.5	1.2	98.2
지문 5	6.5	1.2	98.6
지문 6	6.0	1.1	98.8
지문 7	5.5	1.0	98.3
지문 8	1.0	0.2	98.9
평균	5.9	1.2	98.7
계	46.8	8.5	

지문	RICA		
	학습반복수, itr	분리시간, t	정합도, ASE
지문 1	4.7	1.1	98.9
지문 2	4.2	1.0	98.8
지문 3	4.5	1.0	98.7
지문 4	4.7	1.1	98.2
지문 5	4.5	1.0	98.6
지문 6	4.0	0.9	98.8
지문 7	3.6	0.8	98.7
지문 8	2.0	0.5	98.9
평균	4.0	0.9	98.7
계	31.9	7.4	

4. 결론

본 연구에서는 고정점 알고리즘의 독립성분분석과 원 신호의 시간적 상관성을 고려한 견실 알고리즘의 독립성분분석을 각각 이용하여 혼합지문을 분리하였다. 여기서 고정점 알고리즘은 뉴턴법의 경신규칙을 이용함으로써 빠른 분리속도를 가진다. 견실 알고리즘은 2차적 통계성의 일괄처리 알고리즘으로 시간적 상관성과 낮은 kurtosis를 가진 영상분리에 효과적이다.

이들 기법들을 256x256 픽셀의 8개 지문으로부터 임의의 혼합행렬에 따라 발생하는 지문의 분리에 적용한 결과, 견실 알고리즘이 고정점 알고리즘의 독립성분분석에 비해 우수한 분리성능과 빠른 분리속도가 있음을 확인하였다.

향후 독립성분분석에 대한 좀 더 많은 다양한 문제의 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