

Special

Thema | 독립요소해석의 생체신호 적용

이 경중 교수
(연세대 의공학부)
이 전 박사과정
(연세대 의공학과)

1. 서론

암묵신호분리(BSS: Blind Source Separation)란 각 입력 채널에서 관찰된 혼합신호(Mixed signal)의 정보만을 이용하여 원래의 소스신호(Source Signal)를 추정해내는 과정으로 그림 1에 그 개념을 도식화하였다. 알려지지 않은 소스 S가 혼합행렬 A에 의해 선형적으로 혼합되어 측정되었을 때, 이 측정 신호로부터 추정 소스신호를 분리해내는 분리행렬 W를 찾아내는 것이 암묵신호 분리의 목적이다. 혼합신호로는 몇 개의 마이크에 다양한 음성 신호가 섞여서 들어오거나, 다채널로 기록된 뇌파, 이동 기지에 도착하는 잡음이 첨가된 라디오 신호 등을 예로 들 수 있다. 인간은 다양한 음성과 소음 등이 혼재된 가운데서도 원하는 소리만을 추출하여 인식하고 판단할 수 있으므로, 인간의 음성인식 과정도 암묵신호 분리의 좋은 예가 된다.

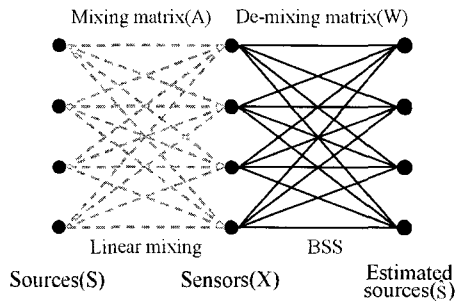


그림 1. 암묵신호 분리의 개념도.

이러한 암묵신호분리 기법 중 최근 많은 관심을 받고 있는 방법이 바로 독립요소해석(ICA: Independent Component Analysis)방법이다. 독립요소해석은 신호들 간의 고차의 통계적 특성을 이용하는 방법으로서, 측정된 신호로부터 잡음을 제거(De-noising)하거나, 원하는 신호만을 추출(Extraction) 혹은 신호를 다양한 요소로 분리(Decomposition)하는 데에 사용이 가능하다. 가장 연구가 활발한 분야는 음성신호처리 분야로서, 혼

합된 여러 사람의 말소리로부터 특정인의 말소리를 추출 혹은 음악에서 특정 악기의 소리만을 추출하는 연구, 음성신호원의 위치나 방향을 찾아내는 연구 등에 대한 다양한 연구가 보고된 바 있다[1].

한편, 대표적인 의공학 분야의 적용으로는, 다채널로 기록된 뇌파(EEG: Electroencephalogram)에서 잡음을 제거하거나 주어진 자극에 의해 발생되는 유발전위(EP: Evoked Potential)의 형태와 위치를 검출하는 연구, 산모의 복부에서 측정된 혼합 심전도 신호로부터 태아만의 심전도 신호를 추출하는 연구, 심실세동과 같은 부정맥 신호 중에서 심실 세동과 연관된 요소만을 추출하는 연구, 표면 근전도를 통해 특정 기능에 사용되는 근육신호를 검출하는 연구 등이 있다[2-5].

현대 사회는 다양한 소스들이 혼재되어 있는 사회이며, 실생활에서도 우리가 원하는 신호와 원치 않는 다양한 신호가 혼재되어 있고 그 수가 점점 늘어나고 있는 추세이다. 이러한 배경에서 혼합 신호로부터 우리가 원하는 특정신호만을 추출해 낼 수 있는 독립요소해석 등의 기법에 대한 관심은 점점 늘어나고 있다. 그러므로 본 논문에서는 독립요소해석기법의 기본개념과 생체신호처리에의 응용에 대하여 살펴본다.

2. 본론

본 절에서는 먼저 독립요소해석의 전체적인 개요를 설명한 후, 독립요소해석을 수행하기 위해 전제되는 필요 가정 및 독립요소해석의 불확실성 특성에 의해 발생하는 2가지 모호성 특징을 설명하였다. 그 후 독립요소해석을 적용하기 전에 필요한 전처리 과정과 독립요소해석의 구현방법에 대해 설명하였다.

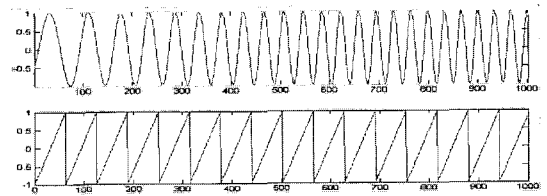
2.1 독립요소해석의 개요

독립요소해석은 “카테일파티(Cocktail-party)문제”를 해석하기 위해 처음 시작되었다. 예를 들어, 어떤 밀폐된 방에서 두 명의 사람이 동시에 다른 위치에서 이야기를 하거나, 많은 사람들 속에서 두 사람이 동시에 말을 한다고 가정하자. 이때, 두 개의 마이크로폰으로 음성을 받아서 시간에 따라 기록된 신호는 $x_1(t)$ 와 $x_2(t)$ 라 할 수 있다. 여기서 x_1 과 x_2 는 신

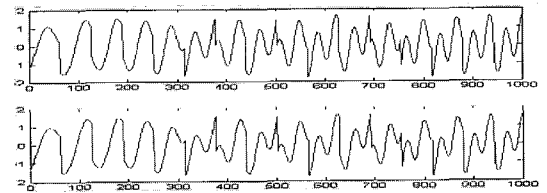
호의 크기이고 t 는 시간변수이다. 또한 각각의 사람이 말하는 음성신호를 $s_1(t)$, $s_2(t)$ 라 할 때, 선형 방정식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x_1(t) &= a_{11}s_1 + a_{12}s_2 \\ x_2(t) &= a_{21}s_1 + a_{22}s_2 \end{aligned} \quad (1)$$

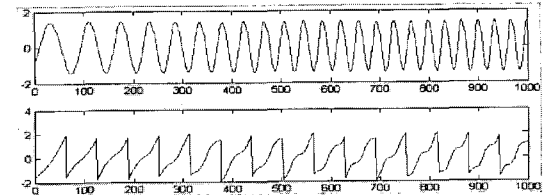
이 때 a_{11} , a_{12} , a_{21} , a_{22} 는 말하는 사람으로부터 마이크로폰의 위치에 따른 파라미터들이다. 이러한 사실에 근거하여 $x_1(t)$, $x_2(t)$ 로부터 $s_1(t)$, $s_2(t)$ 를 추정하는 것이 바로 독립요소해석이다. a_{ij} 를 알지 못하는 경우, 식(1)의 선형 방정식을 고전적인 방법으로 푸는 것은 매우 어렵다. 그러므로 $s_1(t)$, $s_2(t)$ 는 각각의 시간에서 ‘통계적으로 독립이다’라는 가정을 설정하고, 이 가정을 바탕으로 출력 신호로부터 독립된 입력 성분을 분리하기 때문에 독립요소해석이라 한다. 그림2는 독립요소의 한 예를 나타낸 예이다. 그



(a) 서로 다른 두 개의 소스신호



(b) 두 신호를 혼합시킨 혼합신호



(c) 독립요소해석에 의해 분리된 신호

그림 2. 독립요소해석의 예.

림2(a)는 두 신호는 혼합되지 않은 신호원 $s_1(t), s_2(t)$ 이고, 이 신호에 대하여 관찰되는 신호는 그림2(b)의 혼합 신호 $x_1(t), x_2(t)$ 이다. 관찰된 $x_1(t), x_2(t)$ 로부터 원 신호 $s_1(t), s_2(t)$ 를 분리해 내는 것이 바로 독립요소해석의 목표라 할 수 있다.

2.2 독립요소해석의 가정과 모호성

2.2.1 필요 가정

독립요소해석을 정의하기 위하여 통계적 추론 모델이 사용되는데, 각 혼합성분 x_k 뿐만 아니라 독립성분 s_k 를 랜덤변수라고 가정하자. 이 때, n 개의 랜덤변수 s_1, \dots, s_n 에 대해 선형 혼합되어 나타나는 n 개의 랜덤변수 x_1, \dots, x_n 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x_j = a_{j1}s_1 + a_{j2}s_2 + \dots + a_{jn}s_n \quad (2)$$

for all $j = 1, \dots, n$

여기서 식(2)는 $A(\exists a_{ij}$ for all i, j)를 혼합행렬이라 정의하면 행렬식 $X=AS$ 로 표현할 수 있다. 이때, 독립요소해석을 모델링하기 위해서는 다음과 같은 4가지 기본가정이 필요하다.

- s_i 는 통계적으로 독립이다.
- 모든 혼합된 변수 x_j 와 독립성분 s_i 는 영평균 (Zero Mean)을 가진다.
- 독립성분은 미지의 비가우스(Non-gaussian)분포를 가진다.
- 미지의 혼합 행렬 A 는 정방 행렬이다.

2.2.2 모호성(Ambiguity)

독립요소해석은 어떤 의미에서 BSS(Blind Source Separation)이며, 여기서 "Blind"라는 의미는 "거의 없다"라는 뜻이다. 즉, 단지 알고 있는 것은 몇 가지 가정과 혼합 행렬 X 뿐이다. 따라서 알지 못 한다는 사실에 의해 두 가지 모호함을 가진다.

(1) 독립 성분의 분산을 결정할 수 없다.

독립 성분의 분산을 결정할 수 없는 것은 S 와 A 의 값을 모르기 때문이다. 그리고 s_i 의 하나의 신호에 대한 스칼라 곱은 항상 같은 스칼라 A 의 상응하는 행 a_i 에 의해 소거된다. 따라서 신호의 손실을 막기 위하여 독립성분의 진폭을 고정시켜야 한다. 즉, 신호가 단위분산을 가지도록 하여 독립성분의 진폭을 고정시킨다. 이것은 신호의 부호와 진폭은 정확히 복원되지 않고 신호의 형태만 분리된다는 것을 나타낸

다.

(2) 독립 성분의 차수를 결정할 수 없다.

독립 성분의 차수를 결정할 수 없다는 것, 또한 S 와 A 를 모르기 때문이다. $x = \sum a_i s_i$ 에서 합의 항의 차수는 자유롭게 변한다. 순차행렬 P 와 그 자신의 역행렬로 구성된 $X=AP^{-1}Ps$ 를 고려하면 Ps 의 모델은 원 신호 s_i 와 같은 독립성분이 되지만 다른 차수를 가지게 된다. 그리고 행렬 AP^{-1} 는 새로운 미지의 혼합 행렬이 된다. 관찰된 x 는 식(2)와 같이 a_{ij} 와 s_i 의 선형 조합이다. 여기서 x 는 s_i 의 순서에 무관하다. 이것은 추정되어 분리된 신호의 순서가 원래의 s_i 의 순서와는 일치하지 않는다는 것을 의미한다.

2.3 독립요소해석의 전처리

전처리는 앞 절에서 설정한 독립요소해석의 가정을 만족시키기 위한 과정이다. 전처리에는 중심화(Centering)와 백색화(Whitening)의 두 과정이 있다.

2.3.1 중심화

가장 기본적이고 필수적인 전처리로서 이는 독립요소해석의 기본 가정인 영 평균을 가져야 한다는 것을 만족 시켜준다. x 의 평균 벡터 $m=E\{x\}$ 를 빼줌으로써 중심화를 시키는 것이다. 이것은 x 와 s 에 대해 모두 적용되며 중심화된 데이터를 가지게 함으로써 영 평균을 가지게 한다. 또한 중심화 과정은 중간 단계 이론에 근거하여 x 와 s 가 비가우스 특성을 가지도록 하여준다.

2.3.2 백색화

백색화 처리는 중심화된 신호 x 의 성분들이 서로 상관관계가 없으며, 분산이 모두 단위분산이 되도록 하여준다. 독립요소해석 알고리즘을 적용하기 전에, 백색화 처리는 새로운 벡터 x 가 생성하며, x 와 백색화된 x 의 공분산 행렬은 항등 행렬이 된다.

$$E\{\bar{x}\bar{x}^T\} = I \quad (3)$$

백색화의 가장 일반적인 방법은 공분산 행렬의 고유치분해(EVD)를 사용한다.

$$E\{xx^T\} = EDE^T \quad (4)$$

E 는 $E\{xx^T\}$ 의 고유벡터에 대한 직교 행렬이고 D

는 고유치의 대각 행렬이 된다. 이때 백색화는 다음과 같은 표현이 가능하다.

$$\tilde{x} = ED^{-1/2}E^T x = ED^{-1/2}E^T A s = \tilde{A} s \quad (5)$$

백색화에 의해 얻어진 새로운 행렬 \tilde{A} 는 직교 행렬이 된다.

$$E\{\tilde{x}\tilde{x}^T\} = \tilde{A}E\{ss^T\}\tilde{A}^T = \tilde{A}\tilde{A}^T = I \quad (6)$$

이러한 백색화 과정은 독립요소해석의 첫 번째 모호성 설명에서 대한 독립성분의 복원된 신호의 진폭의 크기를 고정하는 것과 같다[6].

2.4 독립요소해석의 구현

독립요소해석은 추정 소스신호의 독립성이 최대가 되도록 하는 분리행렬을 찾는 최적화 문제와 유사하다. 독립요소해석의 과정은 크게 분리행렬을 영행렬 혹은 특정행렬로 초기화하는 과정, 이 분리행렬에 의해 추정된 소스 신호들의 대조함수 출력 값이 수렴하는지를 판단하는 과정, 수렴하지 않을 경우 분리행렬을 업데이트하는 과정으로 나눌 수 있다. 대조함수란 추정된 소스신호들의 상호 독립성 정도를 평가하기 위한 함수로서, 랜덤 변수가 정규 분포를 가질수록 독립성을 잃게 되기 때문에, 추정된 소스신호의 비가우스(Non-gaussian) 정도를 평가하는 함수로 대신한다. 만약에 대조함수 값이 수렴하면 이때의 분리행렬을 최적의 분리행렬로 판단하고 해석과정을 종료한다. 추정된 소스신호 y 에 대하여 비가우스 정도를 측정하는 방법으로는 다음과 같은 방법이 있다[7-9].

2.4.1 커토시스(Kurtosis)

커토시스는 비가우스 특성을 측정하는 기본적인 고전적인 방법이다. y 가 평균이 영이며, 단위분산을 가질 때 커토시스는 다음과 같이 정의 된다.

$$kurt(y) = E\{y^4\} - 3(E\{y^2\})^2 = E\{y^4\} - 3 \quad (7)$$

커토시스는 4차 모멘트 $E\{y^4\}$ 의 정규화된 버전이다. 가우스 분포 y 에 대한 4차 모멘트 $3(E\{y^2\})^2$ 을 제거함으로써, 커토시스는 가우스 분포의 랜덤 변수에

대해 영이 되고 비가우스 특성을 최대화 한다. 즉 신호 y 에 대하여 4차 모멘트 성분을 제거하면 그 신호 y 는 더욱 비가우스 특성을 가지게 됨을 의미한다.

2.4.2 니젠트로피(Negentropy)

엔트로피(Entropy)는 정보이론의 기본 개념으로 변수에 대한 정보의 정도를 나타낸다. 연속적인 변수에 대한 엔트로피는 차동엔트로피(Differential Entropy)라 하는데, 차동엔트로피는 랜덤 벡터 y 에 대해 밀도 $f(y)$ 를 가진 엔트로피 H 로 나타낸다.

$$H(y) = - \int f(y) \log f(y) dy \quad (8)$$

가우스 변수의 엔트로피는 같은 분산을 가지는 모든 랜덤 변수들 중에서 가장 큰 엔트로피를 가진다. 그리고 비가우스 특성의 측정은 y 와 같은 공분산을 가지는 가우스 랜덤변수의 엔트로피에서 y 의 엔트로피를 뺀 니젠트로피 $J(y)$ 를 사용한다. 랜덤 변수 y 가 가우스 분포이면 니젠트로피의 값은 영이 되며, 비가우시안 분포에 대하여 언제나 영이나 양수가 된다.

$$J(y) = H(y_{gauss}) - H(y) \quad (9)$$

니젠트로피는 통계학적 특성과 관계된 가장 최적의 평가이지만 Y 의 확률밀도함수를 계산하기 어렵기 때문에 근사법을 적용한다. 최대 엔트로피 원리를 이용한 근사는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$J(y) \propto [E\{G(y)\} - E\{G(\nu)\}]^2 \quad (10)$$

ν 는 평균이 영이며 단위분산을 가지는 가우스 변수이고 G 는 평가에 사용되는 고차 함수이다. G 의 선택은 평가 성능에 큰 영향을 끼치므로 너무 빠르게 변화하지 않는 것을 선택한다. 일반적으로, 함수 G 는 비선형 함수 \tanh 와 가우스 함수를 이용한다[6].

$$\begin{aligned} G_1(u) &= \frac{1}{a_1} \text{logcosh}(a_1 u) \\ G_2(u) &= -\exp(-u^2/2) \end{aligned} \quad (11)$$

where $1 \leq a_1 \leq 2$

2.4.3 상호 정보 (Mutual Information)

상호 정보 I는 변수의 상호 연관성을 측정하는 것이다. 이는 Joint Density $f(y)$ 와 그것의 Marginal Density의 곱에 대한 "Kullback-Leibler Divergence"와 같다. 상호 정보는 식(12)와 같이 나타난다.

$$I(y_1, y_2, \dots, y_m) = \sum_{i=1}^m H(y_i) - H(y) \quad (12)$$

$y=Wx$ 일때 상호정보는 역변환이 가능한 특성을 가지고 있으므로

$$I(y_1, y_2, \dots, y_m) = \sum_{i=1}^m H(y_i) - H(x) - \log|\det W| \quad (13)$$

로 나타난다.

si의 상호 정보를 최소가 되도록 행렬 W 를 결정할 때, 상호 정보의 최소는 상호간의 연관된 정보를 최소화 하는 것이므로 니켈트로피를 최대화시키는 것과 같다.

2.5 생체신호에 적용 사례

2.5.1 뇌전도 잡음 분리

뇌전도는 뇌 활동을 평가하기 위하여 머리 표면에서 다채널의 전극 시스템을 통하여 획득된 신호를 의미한다. 뇌전도 신호는 뇌의 각성 및 수면에 대한 정보를 제공하며, 특정 자극에 의해 활동하는 뇌 영역의 검색이나, 뇌 질환의 징후를 진단하는 데에 사용되고 있다. 그림3은 다채널에 22채널의 전극 시스템을 통하여 계측된 뇌전도에 독립요소해석을 적용한 결과를 나타낸 것이다. 뇌 신호(Brain Signal) α 는 독립요소해석에 의해 분리된 관찰하고자 하는 신호이며, 잡음(Artifacts)은 독립요소해석에 의해 분리된 안구 움직임과 근육에 의한 잡음이다. 원 신호에서는 안구의 움직임이나 근육의 잡음이 각 채널 신호에 첨가되어 있기 때문에 적절한 해석이 불가능하였으나 눈의 움직임이나 근육의 잡음으로부터 뇌 신호를 분리시킴으로 뇌 활동정보를 보다 정확하게 평가할 수 있게 된 것이다. 이는 잡음이 섞여 있는 조건에서도 뇌 활동에 대한 연구가 가능하게 되었음을 의미한다. 또한, 이와 유사하게 여러 가지 뇌 활동이 동시 발생한 경우에도 독립요소해석을 통하여 각 활동에 해당하는 신호를 분리함으로써 이들을 동시에 모

니터링할 수 있게 되었다.

2.5.2 태아 심전도의 분리

태아 심전도는 태아의 건강 상태를 나타내는 중요한 정보를 포함하고 있으며, 이는 유용한 진단 도구가 된다. 태아 심전도를 획득하는 방법으로는 초음파를 이용하는 방법과 산모의 복부에 부착된 다채널 전극시스템을 통하여 복부 심전도(Abdominal ECG)를 기록하는 방법이 있다. 기록된 신호는 일반적으로 큰 산모의 심전도와 심장의 전기신호가 아닌 랜덤 잡음으로 인해 복잡한 형태를 갖게 된다. 그림4는 산모의 복부에서 측정된 8채널의 복부 심전도 신호와 이 신호에 대한 독립요소기법 적용 결과를 나타낸 것이다. 그림4(a)의 첫 번째 채널 신호에서 주기적으로 나타나는 주된 피크는 산모의 심장활동에 의한 산모 심전도이며, 상대적으로 작고 보다 빠른 주기를 갖는 피크가 태아의 심장 활동에 의한 것이다. 그림4(b)는 독립요소해석 적용결과로서 1번째, 2번째, 4번째 독립요소에는 산모의 심전도만이 분리되어 나타났으며, 3번째 독립요소는 태아의 심전도만이, 6번째 독립요소는 기저선 잡음만이 분리되어 있음을 확인할 수 있다.

원 복부 심전도 신호는 태아 심전도의 모양과 비트를 확인하기 힘들어 그 활용가치가 낮았지만, 독립요소 해석을 적용함으로써 태아 심전도만을 분리할 수 있게 되었고, 이를 통해 임신 태아의 부정맥 여부, 자율신경계의 생성 정도, 수면여부, 저산소증 여부 등 진단할 수 있게 된다[10].

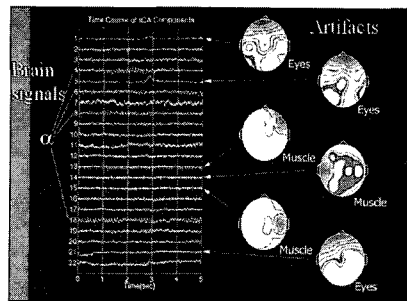
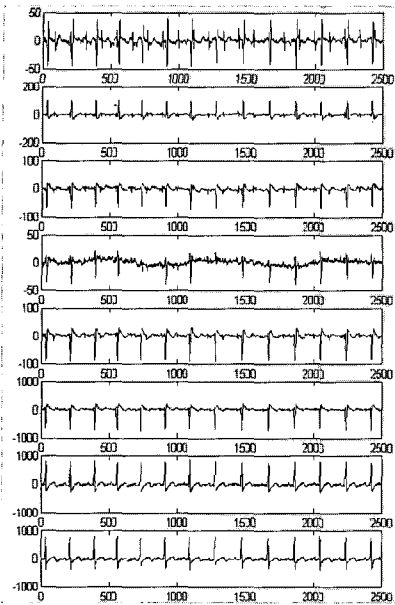
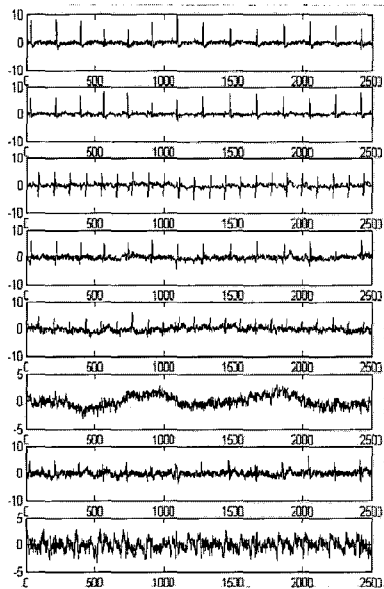


그림 3. 22채널 뇌파에 독립요소해석을 적용하여 잡음을 분리한 결과.



(a) 8채널 복부 심전도



(b) 독립요소해석 적용 결과

그림 4. 복부 심전도와 이에 대한 독립요소해석 적용 결과.

3. 결론

독립요소해석에 대한 연구는 음성신호처리 분야를 중심으로 나날이 발전하고 있다. 최근 가장 큰 흐름은 여러 가지 추가적인 가정과 미리 주어진 다른 정보를 활용하여 적은 센서 신호로부터 보다 많은 소스 신호 분리에 대한 활발한 연구이다. 이러한 연구들은 신호들의 시-주파수 특성이 다르거나 겹치지 않는다는 새로운 가정을 추가하거나, 소스 신호의 기저함수를 미리 알고 있어 이들을 기반으로 신호를 분리하는 등의 새로운 방법을 채용하고 있다. 그 예로는, 단일 채널 마이크에 녹음된 음악으로부터 여러 악기 소리를 분리해낸다는, 단일 채널의 산모복부 심전도로부터 태아와 산모의 심전도를 분리해내는 연구를 들 수 있다[11]. 또 하나의 흐름은 개인용 컴퓨터에서만 구현되던 알고리즘을 고성능의 MCU에서 실시간으로 구현 가능하도록 하는 대체 알고리즘 개발에 관한 연구이다. 이를 통해 상대방이 지하철 역, 노래방, 공사장 등 시끄럽고 다양한 소리가 존재하는 곳에서 통화를 하더라도 상대방의 목소리만을 분리하여 선명하게 들려주는 핸드폰이나, 측정하는 즉시 잡음이 분리되는 생체신호 획득 장비 등이 머지않은 장래에 출현 가능할 것으로 기대된다.

현재 독립요소해석의 적용 범위는 음성공학, 의공학을 넘어 주식 추이를 분석하거나 설문조사나 임상실험결과를 분석하는 등 주어진 다양한 수치 자료로부터 의미 있는 결과를 도출하기 위한 데이터 마이닝(Data Mining)에까지 확대되고 있다.

참고 문헌

- [1] S. Makino, "Blind Source Separation of Convulsive Mixtures of Speech", in Adaptive Signal Processing Applications to Real-World Problems, J. Benesty and Y. Huang, Eds., Springer, Berlin, Jan. 2003.
- [2] W. Zhou, "Removal of ECG Artifacts from EEG Using ICA", Proceedings of the Second

Joint EMBS/BMES Conference, p. 206, Houston, USA, October 23-26, 2002.

[3] A. K. Barros, R. Vigarío, V. Jousmaki and N. Ohnishi, "Extraction of Event-Related Signals from Multichannel Bioelectrical Measurements", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 47, No. 5, p. 583, 2000.

[4] L. De Lathauwer, B. De Moor and J. Vandewalle, "Fetal Electrocardiogram Extraction by Blind Source Subspace Separation", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 47, No. 5, p. 567, 2000.

[5] J. J. Rieta et al, "Atrial Activity Extraction for Atrial Fibrillation Analysis Using Blind Source Separation", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 51, No. 7, p. 1176, 2004.

[6] A. Cichocki and S. Amari, "Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithm and Application", John Wiley & Sons, 2003.

[7] A. Hyvriinen, E. Oja, "A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis", Neural Computation, Vol. 9, p. 1483, 1997.

[8] Jean-Francois, Cardoso, "Blind Signal Separation: Statistical Principles", proceedings of IEEE, Vol. 86, No. 10, 1998.

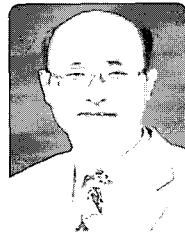
[9] Stephen Roberts, Richard Everson, "Independent Component Analysis: Principles and Practice", Cambridge Univ. Press, 2001.

[10] C. A. Menihan and E. K. Zottoli, "Electronic Fetal Monitoring: Concepts and Applications", Lippincott Press, p. 27, 2001.

[11] J. Lee, K. J. Lee, S. K. Yoo, "Development of a new Signal Processing Algorithm based on Independent Component Analysis for

Single Channel ECG Data", Proceedings of the 26th Annual international conference of the IEEE EMBS, Vol. 26, No. 1, p. 224, 2004.

저자약력



성명 : 이 경 중

◆ 학 력

- 1981년 연세대 전기공학과 공학사
- 1983년 연세대 대학원 전기공학과 공학석사
- 1988년 연세대 대학원 전기공학과 공학박사

◆ 경 력

- 1989년 ~ 현 재 연세대 보건과학대학 의공학부 교수
- 1993년 미국 Case Western Reserve Univ. 객원 교수
- 2001년 ~ 현 재 연세대 의공학연구소 부소장



성명 : 이 전

◆ 학 력

- 1997년 연세대 의용전자공학과 공학사
- 1999년 연세대 대학원 의용전자공학과 공학석사
- 현 재 연세대 대학원 의공학과 박사과정

◆ 경 력

- 2001년 ~ 현 재 연세대 의용계측 및 재활공학연구센터 전문연구원