

ICA를 이용한 근전도에 첨가된 심전도 신호 분리 알고리즘의 개발

이전, *권오윤, 이경중
연세대학교 의공학과, *연세대학교 재활학과

Development of an algorithm for the separation of ECG from mixed EMG signal

J. Lee, *O. Y. Kwon, K. J. Lee

Department of Biomedical Engineering, *Department of Rehabilitation, Yonsei University

Abstract - 본 연구는 환자의 근육 상태를 표현 근전도(EMG, Electrocardiogram)를 통해 정량적으로 평가한 결과를 기반으로 적용 전기치료를 수행 시, 근전도 정량평가에 영향을 주는 심전도 신호를 독립요소 해석(ICA, Independent Component Analysis)을 이용하여 획득된 신호로부터 분리함으로써, 정확한 근전도 정량평가를 할 수 있도록 하는 것을 목적으로 한다. 실험 방법은 소스(source)를 근전도와 심전도 2개로 가정하고, 4 채널을 통하여 획득된 신호를 10 Hz-500 Hz의 대역통과 필터를 이용하여 필터링한 후, 1000 sample/sec로 샘플링하여 센서로 사용하였으며, JADE(Joint Approximate Diagonalization of Eigen-matrices) 알고리즘을 통하여 근전도 신호와 심전도 신호를 분리하였다. 알고리즘의 permutation ambiguity와 scaling ambiguity 특성 문제를 해결하기 위하여, 분리된 신호의 주파수 분석을 통하여 심전도와 근전도 신호로 구분하였으며, 인식된 근전도 신호의 크기를 센서 신호를 기준으로 복원하였다. 결론적으로, 아날로그 및 디지털 필터와 달리 근전도의 신호의 왜곡을 극소화하면서도 심전도 신호를 분리해냄으로써, 근전도를 통한 근육상태의 효과적인 평가가 가능하게 되었다.

1. 서 론

인간은 '칵테일 파티 문제 (cocktail party problem)'와 같이 여러 음원이 섞인 신호로부터 각각의 원래 음원 신호를 깨끗하게 분리할 수 있는데, 이러한 기능을 신경 회로망을 이용한 신호처리 기법으로 해결하고자 제안된 것이 독립요소 해석기법(ICA)이다. 이처럼 독립요소 해석기법은 여러 개의 독립적인 암묵신호(blind signal)들이 섞여 있는 관찰된 신호로부터 고차의 통계를 적용하여 원래의 신호원을 분리하는 것을 목적으로 한다. 현재 독립요소 해석은 특정화자 인식을 위한 연구 및 음성인식에 대한 연구에 활발히 적용이 되어지고 있으며, 의공학 분야에서는 어머니의 심전도와 태아의 심전도가 혼재된 심전도 신호로부터 태아 심박을 검출하거나, 특정 자극에 대한 뇌전도(EEG)분석 등에 다양한 응용이 시도되고 있다[1]-[3].

한편, 근전도를 통하여 근육의 긴장 상태의 변화를 관찰하기 위해 주파수 분석, 시-주파수 분석, 웨이블릿 분석 등의 다양한 연구들이 수행되고 있으나, 대부분 사지의 근전도로 국한이 되어 있다[4,5]. 몸통에 위치해 있는 다른 근육의 경우 심전도 신호가 첨가되어 획득된 신호를 통하여 근육의 상태를 평가하는 데에는 많은 어려움이 있기 때문이다. 근전도 신호는 약 5-500 Hz에 이르는 넓은 대역에 신호가 분포하며, 심전도의 경우는 약 0.5 - 40 Hz의 주파수 대역을 갖기 때문에, 일반적인 필터링 기법을 이용한 경우 신호의 왜곡으로 근전도의 정량적 평가에 많은 제약이 따른다. 이에 본 연구에서는 고차 통계적 기법에 근거한 독립요소 해석기법을 이용하여 심전도 신호를 근전도 신호로부터 분리하는 알고리즘

을 개발하고, 신호의 왜곡도를 통하여 알고리즘의 성능을 평가하고자 한다.

2. 본 론

2.1 독립요소 해석을 적용한 알고리즘

독립요소 해석은 상호 독립적인 n개의 혼합 신호들로부터 m개의 신호원(source signal) 복원을 목표로 한다. m개의 독립적인 신호 $s_1(i), s_2(i), \dots, s_m(i)$ 들이 선형적으로 혼합된 n개의 신호가 $x_1(i), x_2(i), \dots, x_n(i)$ 라고 할 때, n차의 혼합된 신호와 m차의 신호원은 식(1)과 같이 나타난다.

$$\begin{aligned} s(i) &= [s_1(i) \quad s_2(i) \quad \dots \quad s_m(i)] \\ x(i) &= [x_1(i) \quad x_2(i) \quad \dots \quad x_n(i)] \end{aligned} \quad (1)$$

신호원들 간의 혼합은 시간축에서 궤환없는 순간적인 선형 시불변(linear time invariant) 시스템에 의해 이루어진다고 가정할 수 있다. 이 시스템을 혼합행렬(mixing matrix) A라고 표시하면, 계측된 혼합신호와 신호원과의 관계는 식(2)와 같다. 이 때, 신호원 s를 구하기 위하여 분리행렬(separating matrix) W를 구하는 과정이 독립요소 해석이다.

$$x = A \cdot s, \quad s = W \cdot x \quad (2)$$

분리행렬은 계측된 혼합신호 입력에 대한 알고리즘의 출력 값들간이 서로 독립적이 되도록 학습함으로써 구해진다. 본 연구에서는 이런 독립요소 해석을 응용하여 근전도 분석에 방해가 되는 근전도에 혼합된 심전도를 제거함으로써 근전도 분석을 효과적으로 할 수 있도록 그림 1과 같은 알고리즘을 개발하였다.

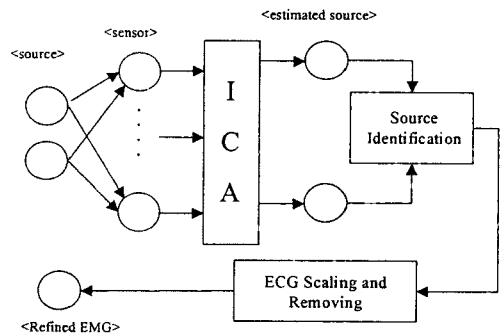


그림 1. 제안된 알고리즘 블록도

신호원을 근전도와 심전도만으로 가정하고, 4 채널을 통하여 획득된 신호를 0.5 Hz-500 Hz의 대역통과 필터를 이용하여 필터링한 후, 1000 sample/sec로 샘플링한 경우에 대한 실험을 하였다. 독립요소 해석의 구현 알고리즘으로는 빠른 최적화가 가능한 JADE(Joint Approximate Diagonalization of Eigen-matrices) 알고리즘을 사용하여, 근전도 신호와 심전도 신호를 분리하였다. 한편, JADE 알고리즘은 permutation ambiguity와 scaling ambiguity 특성[3]을 가지고 있기 때문에 근전도로부터 심전도를 제거하려면, 분리된 신호의 식별과 스케일링 과정이 추가되어야 한다. 신호의 식별을 위해서는, 근전도가 심전도보다 넓은 주파수 대역에 분포한다는 사실이 근거하여, 분리된 두개의 신호의 전력 스펙트럼 밀도(PSD)의 분산을 구하여 분산이 큰 신호를 근전도, 작은 신호를 심전도로 인식하였다. 그리고, 인식된 근전도 신호의 크기는 센서 신호를 기준으로 복원하였다. 본 연구에서는 심전도 신호를 기준으로 스케일링 하였으며, 이를 원신호에서 제거함으로써, 정제된 근전도 신호를 획득하도록 하였다. 본 연구에서는 알고리즘의 유용성을 평가하기 위하여, 상완에서 측정된 근전도 신호와 1 CH 심전도 신호를 사용하여 가상의 4개의 복합신호를 생성하고, 제안된 알고리즘을 통해 이를 분리함과 동시에 신호의 왜곡도를 평가하였다.

2.3 결과 및 고찰

그림 2는 센서로 사용한 상완 근전도와 서로 다른 크기를 갖는 4채널 심전도를 혼합시킨 모의 신호이다.

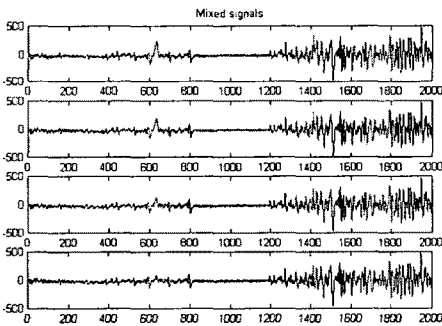


그림 2. 4 채널 혼합 모의신호

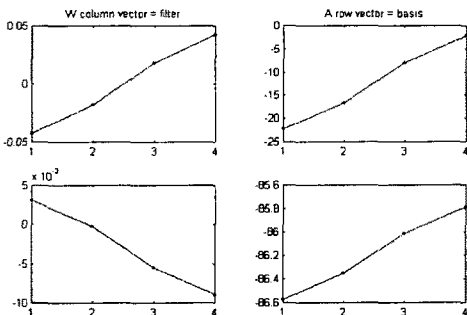


그림 3. 혼합행렬의 basis와 분리행렬의 filter

혼합 모의 신호를 독립요소 해석의 입력으로 하여 출력 신호가 들어 되도록 학습시키면, 4×2 혼합 행렬과 2×4 분리행렬이 구하여 진다. 혼합행렬의 열 벡터(row vector)는 입력신호를 혼합시키는 basis 역할을 하며, 분리행렬의 행 벡터(column vector)는 혼합신호를 분리하는 필터의 역할을 한다. 그림 3은 위 모의 신호를 입력으로 하여 구해진 basis와 필터의 계수이다. 분리행렬에 혼합신호를 곱하면 분리된 두개의 추정된 소스를 구할 수 있고, 그 결과는 그림 4와 같다. 두 개의 분리된 두 신호의 식별을 위하여 두 신호의 PSD를 구한 뒤, 각각의 분산을 계산한 결과, 심전도는 4.9595를 나타내었으며, 근전도는 27.7577의 분산값을 나타내었다. 따라서, 두 값은 큰 차이를 보임으로써, 분리된 신호의 PSD의 분산값을 통하여 두 신호의 식별이 가능함을 알 수 있었다.

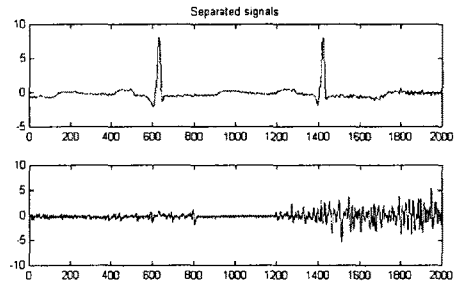


그림 4. JADE를 통해 분리된 신호

다음으로, 심전도 신호로 인식된 신호를 원 신호 기준으로 스케일링하여 심전도 신호를 복원하였으며, 근전도에 혼합되기 전 원심전도와 복원된 심전도는 그림 5와 같다.

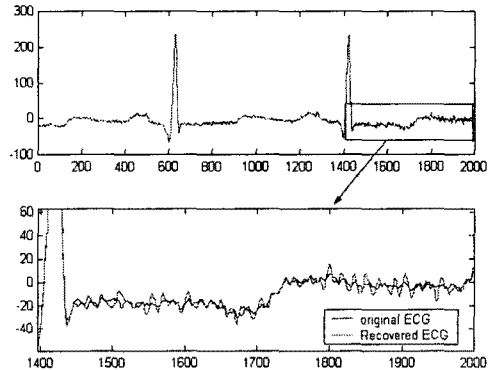


그림 5. 원심전도와 복원된 심전도

전 구간(2000 샘플 포인트)에 대한 두 신호 사이의 상관계수는 0.9968이었고, percentage residual difference(PRD)는 0.6250 %를 나타냄으로써, 거의 완벽하게 신호가 분리 및 복원되었음을 알 수 있었다. 또, 근수축 정도를 따라 두 구간으로 나누었을 때, 약한 근수축을 한 전반부 구간에서는 0.0812 %의 PRD를, 강한 근수축을 시도한 후반부 구간에서는 1.2632 %의 PRD를 나타냄으로써, 두 신호의 분리는 신호의 크기에 적게나마 의존함을 알 수 있었다. 한편, 혼합 신호에서

복원된 심전도 신호를 제거하면 복원된 근전도 신호를 얻을 수 있고, 복원된 근전도 신호와 원 근전도로부터 근전도 분석에 중요한 파라미터인 평균 주파수와 중간 주파수를 구하여 비교하면, 표 1과 같다. 복원된 신호로부터 구해진 평균 주파수와 중간 주파수 모두 오차가 유의수준에 비해 작아 이로부터 혼합신호로부터 복원된 근전도는 원 근전도 신호와 마찬가지로 근전도 분석에 유용하게 사용될 수 있음을 알 수 있다.

표 1. 원근전도와 복원근전도의 주파수 비교

	원 근전도	복원 근전도	오차(%)
평균 주파수(Hz)	56.6893	56.4943	0.3440
중간 주파수(Hz)	53.5000	53.5000	0

3. 결 론

본 연구에서는 독립요소 해석을 이용하여 몸통부위 근전도 분석에 큰 장애요소인 심전도를 혼합신호로부터 분리하는 알고리즘을 개발하여 그 적용가능성을 확인하였다. 이 알고리즘은 전통적인 아날로그, 디지털 필터와 달리 고차의 통계적인 방법을 사용함으로써 신호의 왜곡을 최소화하면서 분리할 수 있는 장점을 갖고 있음을 알 수 있었다. 혼합신호로부터 분리하여 복원한 심전도 신호의 경우, 근수축 강도가 클수록 복원오차가 커지는 의존성을 보였으나, 오차는 전체 신호에 비해 매우 작게 나타났다. 또, 복원된 근전도를 가지고 근육 상태를 평가하는 일반적인 파라미터인 평균 주파수, 중간 주파수를 구하였으며, 원 근전도 신호와 거의 일치하는 값을 보임으로써 근전도 분석에 유용하게 이용될 수 있음을 알 수 있다. 향후과제로는 4개의 혼합신호로부터 분리가 아닌 최소의 혼합신호로부터 두 신호를 분리해 내는 추가 연구가 필요하며, 실제 시스템에 이식하기 위하여 실시간에 가까운 처리를 할 수 있도록 알고리즘 보완이 필요하다. 이로부터 얻어진 결과는 근전도를 통하여 환자의 치료상태를 평가하며, 자동적으로 치료과형을 변화시키는 지능형 전기치료기에 적용할 수 있을 것이다.

감사의 글 : 본 연구는 과학기술부·한국과학재단 지정 연세대학교 의용계측 및 재활공학 연구센터의 지원에 의한 것입니다.

[참 고 문 헌]

- [1] Assya B., Adel B., and Andrzej C., Application of time-frequency distribution to the independent component analysis of ECG signals, ISSPA conference, pp. 238-241, August 2001
- [2] Allan Kardec Barros, Noboru Ohnishi, Fetal Heart rate variability extraction by frequency tracking, ICA conference, pp. 150-154, 2001
- [3] Akira Date, An information theoretic analysis of 256-channel EEG recording: Mutual information and measurement selection problem, ICA conference, pp. 185-188, 2001
- [4] P. J. Sparto, M. Parnianpour, E. A. Barria, and J. M. Jagadeesh, Wavelet analysis of electromyography for back muscle fatigue detection during isokinetic constant-torque exertions, Spine, vol. 24, 1791-1798, 1999
- [5] A. D. Cechetto, P. A. Parker, and R. N. Scott, The effects of four time-varying factors on the mean frequency of a myoelectric signal, J. Electromyogr. Kinesiol., vol. 11, no. 5, pp.347-354, 2001