

독립성분 분석기법에 의한 심전도 신호의 왜곡 보정

Suppressing Artefacts in the ECG by Independent Component Analysis

김정환* · 김경섭† · 김현태* · 이정환**

(Jeong-Hwan Kim · Kyeong-Seop Kim · Hyun-Tae Kim · Jeong-Whan Lee)

Abstract - In this study, Independent Component Analysis (ICA) algorithms are suggested to extract the original ECG part from the mixed signal contaminated with the unwanted frequency components and especially 60Hz power line disturbances. With this aim, we implement a novel method to suppress the baseline-wandering disturbances and power line artefacts contained in patch-electrodes sensory ECG data by separating the unmixed signal with finding the optimal weight W based on Kurtosis value. With applying brutal force and gradient ascent searching algorithm to find W , we can conclude that the unwanted frequency components especially in the ambulatory ECG data can be eliminated by Independent Component Analysis.

Key Words : Independent component analysis, ECG, Noises, Filter, Kurtosis, Gaussian, Mixed signal, Unmixed signal

1. 서 론

신체의 전기적 활동을 표현하는 심전도 (ECG), 근전도 (EMG) 또는 뇌전도 (EEG)와 같은 생체신호를 측정하는 과정에서 잡음이 첨가되고 경우에 따라서는 전원으로 인한 기저선 변동과 같은 왜곡현상이 발생하게 된다. 이런 왜곡 현상을 효과적으로 제거하지 않으면 신호 분석에 어려움이 따르고 경우에 따라서는 진단적 파라미터 도출에 도움이 될 수 있는 신호의 고유한 특징값 도출에 지장이 초래되기도 한다. 한 예로 심장의 전기적 활동을 전위차로 표현하는 심전도의 경우, 그 측정 과정에서 전원 사용으로 인한 60Hz 주파수 대역 성분이 첨가되거나 또는 신호의 직류 레벨이 수시로 변하는 기저선 변동이라는 왜곡 현상이 발생하기도 한다.

현재 심전도 신호에 첨가된 특정한 주파수 대역을 제거하기 위해서 널리 사용되고 있는 방법으로서, 유한 임펄스 및 무한 임펄스 응답 디지털 필터[1]와 적응 필터[2]가 사용되고 있지만, 많은 데이터 연산량이 필요하고 필터가 적용되는 시점에서 일정한 시간이 경과되어야 선택된 주파수 영역이 제거되는 단점이 존재한다.

독립성분 분석기법 (ICA: Independent Component Analysis)은 여러 정보들이 서로 혼합된 데이터에서 필요한 신호 부분만 선택적으로 추출하는 방법인데, 생체신호 분석 응용과 관련하여 주로 뇌전도 해석 및 특정한 뇌파신호 분리[3]와 임산부의 심전도와 태아의 심전도를 분리하는 분야[4]에 활용되고 있다. 본 연구에서는 기본적으로 두 가지의

정보들이 서로 혼합된 생체신호 데이터에서 독립 성분 분석 기법을 적용하여 특정한 데이터만을 선택적으로 분리하는 알고리즘을 제안하고 또한 심전도 측정과정에서 첨가될 수 있는 특정한 주파수 대역의 신호를 분리하여 잡음을 제거하고, 아울러서 60Hz 전원 잡음으로 인한 기저선 변동 왜곡현상을 제거하는 독립 성분 분석 알고리즘을 제시하고자 하였다.

2. 본 론

2.1 독립 성분 분석

독립성분 분석은 Blind Source Separation (BSS) [5]에 속한 데이터 분리 방법의 한 종류이다. 독립성분 분석기법을 적용하기 위해서는 다음과 같은 조건이 필요하다[6].

1. 독립성: 혼합된 신호에서의 원 신호들끼리는 반드시 서로 영향을 미치지 않는 독립적이어야 한다.
2. 정규분포: 원 신호의 히스토그램은 가우시안 분포가 아니어도 되지만 혼합된 신호의 히스토그램은 가우시안 분포 형태를 유지해야 한다.
3. 복잡성: 혼합된 신호의 복잡성은 원 신호들의 복잡성보다 항상 커야한다.

위 세 가지 조건에 해당 될 경우 독립성분 분석 기법을 적용하여 혼합된 신호에서 원 신호를 분리해 낼 수 있다.

생체에서 측정된 신호의 데이터는 혼합된 신호로써 x 라 하고, 혼합된 신호를 이루고 있는 원 신호는 s 로 명시하자. 각 신호의 데이터가 N 개로 구성되고, 원 신호와 혼합된 신호가 M 개로 구성되면 다음 식과 같이 표현 할 수 있다.

† Corresponding Author : School of Biomedical Eng.,
Research Institute of Biomedical Engineering, Konkuk
University, Korea

E-mail : kyeong@kku.ac.kr

* School of Biomedical Eng., Konkuk University, Korea

** School of Biomedical Eng., Konkuk University, Korea

Received : April 24, 2013; Accepted : May 10, 2013

$$S = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T \quad (1)$$

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T \quad (2)$$

여기서 T 는 벡터와 관련하여 Transpose 연산을 의미한다. 식 (1), (2)에서 S, X 는 각각 측정된 데이터를 행렬 형태로 표현하고 있으며, 결과적으로 혼합된 신호 X 와 S 의 관계는 다음과 같은 연산으로 표현될 수 있다.

$$X = A \cdot S \quad (3)$$

식 (3)에서 A 는 원 신호가 혼합되는 과정을 나타내는 스케일 벡터를 의미한다. 즉, 독립성분 분석기법은 혼합된 신호에서 원 신호를 분리해 내는 방법이므로 식 (3)을 이용하여 다음과 같은 식으로 변환된다.

$$S = W \cdot X \quad (4)$$

식 (4)에서 W 는 A 의 역행렬과 같다. 식 (4)에서 W 를 구할 수만 있다면 혼합된 신호에서 원 신호를 분리할 수 있지만 실제 측정된 신호를 통해 A, W 를 측정할 수 없다.

본 연구에서는 2개의 혼합된 신호를 이용하여 원 신호를 분리하는 기법을 활용하는데, 그림 1은 혼합된 두 개의 생체 신호들의 연관성을 산포도 (Scattergram)로 보여주고 있다.

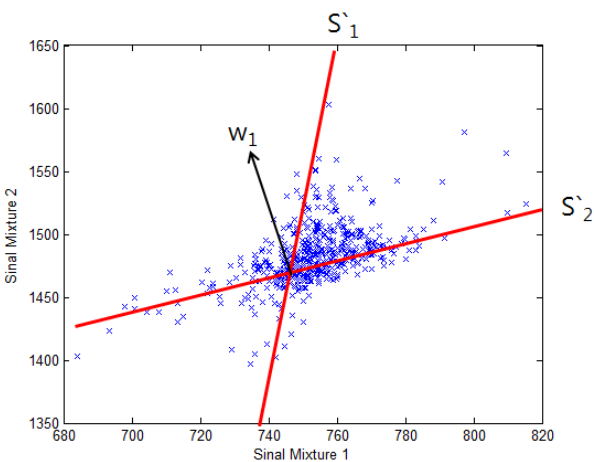


그림 1 혼합된 두 신호들에 대한 산포도
Fig. 1 A scattergram of the mixed two signals

여기서 기준 축 좌표가 $S=(0, 1)$ 인 경우 S_2 신호의 축에 있는 값을 추정할 수 있는데, S_2 의 새로운 축인 S'_2 를 정의하면 다음과 같다.

$$S'_2 = A \cdot S = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b \\ d \end{pmatrix} \quad (5)$$

이와 같은 방법으로 $S=(0, 1)$ 기준 축인 경우 $S'_1 = \begin{pmatrix} a \\ c \end{pmatrix}$ 로 정의된다. 따라서 식 (3)에서 A 는 (S'_1, S'_2) 로 정의된다.

혼합된 두 신호들에서 S_1 을 분리하기 위해서 식 (4)는 다음과 같이 해석된다.

$$S_1 = w_1 \cdot X \quad (6)$$

식 (3)과 식 (5)에서 얻어진 결과를 식 (6)에 대입하여 S_1 을 정의하면 다음과 같다.

$$S_1 = w_1 \cdot (A \cdot S) = w_1 \cdot (S'_1, S'_2) \cdot (S_1, S_2) \quad (7)$$

그림 1에서 $w_1=(\alpha, \beta)$ 값이 S'_2 에 수직인 위치의 좌표와 나머지 위치 좌표의 값의 내적 (Inner Product)은 다음과 같이 해석된다.

$$w_1 S'_2 = 0 \quad (8)$$

$$w_1 S'_1 = k = |S'_1| |w_1| \cos\theta \quad (9)$$

결과적으로 식 (8), (9)를 식 (7)에 대입하면,

$$S_1 = (k, 0) \cdot \begin{pmatrix} S_1 \\ S_2 \end{pmatrix} = k S_1 \quad (10)$$

따라서 식 (10)을 활용하여 혼합된 신호에서 하나의 원 신호를 분리할 수 있다.

2.2 첨도 (Kurtosis) 연산

특정 신호 또는 데이터의 분포가 상태를 판단하기 위해서 첨도 (Kurtosis) 값을 계산하는데 이 값에 따라 데이터의 분산 (Variance) 분포가 얼마나 뾰족한지 알 수 있다. 즉, 분산 값이 적을수록 첨도 값은 크며 첨도치를 구하는 식은 다음과 같다.

$$K = \frac{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\bar{y} - y(t))^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N (\bar{y} - y(t))^2 \right)^2} - 3 \quad (11)$$

$$K = \frac{E[(\bar{y} - y(t))^4]}{(E[(\bar{y} - y(t))^2])^2} - 3 \quad (12)$$

식 (11)에서 $y(t)$ 는 출력 결과의 데이터이고, \bar{y} 는 출력 결과의 평균값이다. 식 (12)는 식 (11)을 간단하게 표현한 방법으로 $E[\cdot]$ 은 측정된 신호들에 대하여, 확률 통계학적 방법을 적용한 평균값 (Ensemble average)을 의미한다. 표준분포 형태인 가우시안 분포는 K 값이 0으로 해석되며, K 값

이 양수이면 수퍼가우시안 (Super-gaussian)이고, 음수 값을 갖는다면 서브가우시안 (Sub-gaussian)으로 분류된다[6].

이 첨도치를 이용하여 S'_2 축에 수직인 w_1 을 추정할 수 있다. 원 신호가 수퍼가우시안 형태의 분포를 갖는 경우, 혼합된 신호에서 w_1 의 값을 변경해가면서 식 (11)을 이용하여 첨도치가 최대가 되는 지점을 찾아 낼 수 있다. 즉, K 값이 최대가 되는 지점은 S'_2 축에 수직인 방향의 w_1 값으로 해석되므로 식 (10)에서 k 와 같다고 가정할 수 있다. 따라서 첨도 계산법을 이용하여 원 신호를 분리하는 방법을 활용하면, 원 신호에서 잡음 또는 왜곡 신호 부분을 분리할 수 있다.

2.3 심전도 신호의 잡음 제거

2.3.1 심전도 신호

심전도 신호는 심장의 수축과 이완에 따라서 발생하는 전기적 신호를 기록한 것이며, 심장 질환을 진단할 수 있는 임상적 진단 파라미터를 제공한다. 예를 들면, 심전도 파형의 변화지점을 표시하는 P, Q, R, S, T라는 특징 값의 조합으로 해석되는 신호의 크기, 거리, 모폴로지 (Morphology) 형태는 특징값 검출을 통하여 심전도 해석의 중요한 임상적 소견을 제공한다[7].

P파는 심방의 탈분극에 의해 발생하는 파형으로 심방의 흥분을 나타내며, 심방에서 심실로 전되는 과정에서 유도된다. 또한 Q 파는 심실 격벽 탈분극을 나타내며, R파는 심실의 탈분극, S 파는 심실 기저부의 탈분극을 나타낸다. QRS complex는 약 0.1초 이내로 심장 전체의 탈분극 과정을 나타내며, 심실의 흥분과정에서 유도된다. 마지막 T파는 심실의 재분극 과정에서 심실 흥분의 회복과정에서 발생된다.

독립성분 분석기법을 이용하여 측정된 심전도 신호에서 잡음 부분을 분리하기 위해 독립된 두 심전도 신호들을 임의로 혼합하여 사용하였고, 사용한 심전도 신호는 원 신호의 독립성을 유지하기 위해서 패치형 심전도 측정 모듈[8]을 사용하여 2명의 심전도 신호를 측정하였다. 그림 2는 측정된 심전도 신호를 보여주고 있다.

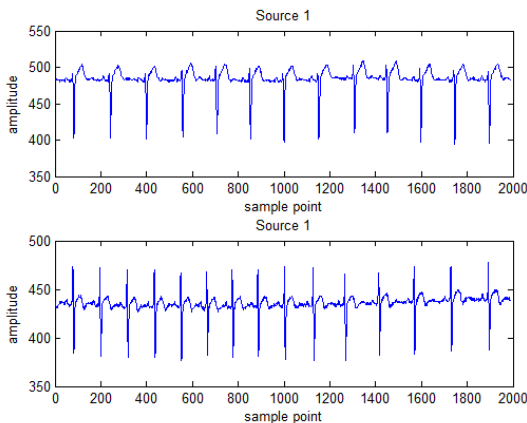


그림 2 패치형 심전도 센서를 활용하여 측정된 2명의 심전도 신호

Fig. 2 ECG signals of two subjects measured by ambulatory ECG sensory system with patch electrode

그림 3은 측정된 심전도 신호를 임의의 값으로 혼합한 신호이다.

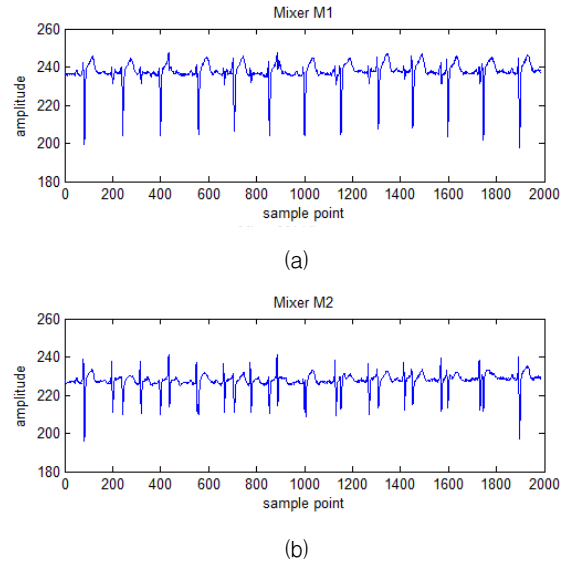


그림 3 혼합된 심전도 신호

(a) $a = 0.4, b = 0.1$

(b) $c = 0.2, d = 0.3$

Fig. 3 A mixed ECG with $a=0.4, b=0.1, c=0.2$ and $d=0.3$

2.3.2 Brutal Force 기법을 적용한 혼합된 신호 분리

Brutal force 해석방법은 w_1 의 각도를 조금씩 변경시키면서 360° 까지의 첨도치를 각각 계산하는 방법이다. 식 (11)을 이용하여 $0 \sim 360^\circ$ 사이의 모든 각도를 계산하여 최대값을 갖는 w_1 을 이용하여 혼합된 신호에서 원 신호를 분리해준다.

그림 4는 Brutal force 기법을 적용하여 w_1 의 각도가 344° 일 때 최대 첨도치 값 14.0882의 분리된 신호를 보여주고 있는데 Source 1 또는 Source 2로 해석될 수 있기 때문에 관련된 신호여부를 확인하기 위해서 표 1과 같이 상관관계 계수를 구한다.

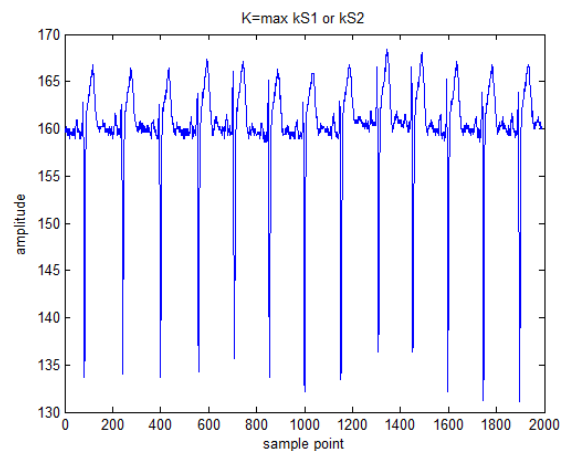


그림 4 Brutal Force 탐색기법을 적용한 심전도 신호 분리

Fig. 4 Separation of the two mixed ECG signals by applying brutal force searching algorithm

즉, 표 1은 침도치 계산 과정을 통하여 분리된 신호와 원래의 측정된 심전도 신호 S_1 과 S_2 와의 상관관계를 보여준다.

표 1 Brutal Force 탐색으로 분리한 신호와 원 심전도 신호의 상관관계

Table 1 Correlation coefficient of an unmixed ECG by brutal force searching with the original one

	Unmixed 심전도
Source 1	0.9998
Source 2	0.0758

표 1에서 상관관계 값이 1에 가까울수록 비슷한 신호임을 알 수 있다. 따라서 분리된 심전도 신호는 Source 1 심전도 신호로 해석되며 독립 성분 분석을 이용하여 측정된 생체 신호를 분리할 수 있다는 결론을 내릴 수 있다.

2.3.3 Gradient Ascent 탐색 기법을 적용한 혼합된 신호 분리

Brutal Force 방법은 모든 각도에 대한 결과를 계산하여 최적의 되는 w_1 을 찾아야 하기 때문에 연산량이 많다. 그러나 Gradient ascent 탐색 기법을 사용하면 최적 w_1 을 보다 더 빠르게 구할 수 있다. 이 방법을 사용하기 위해서 혼합된 신호 X 를 특이값 분해 (Singular Value Decomposition, SVD) [9]를 이용하여 다음의 식과 같이 변환시킨다.

$$X = UDV^T \quad (13)$$

식 (13)에서 혼합된 신호 X 가 $M \times N$ 의 행렬일 경우, U 는 $M \times M$ 행렬의 고유벡터 (Eigenvector) 값이고, D 는 $N \times N$ 행렬의 대각선행렬이고, V 는 $N \times N$ 행렬의 고유벡터 값을 갖는 형태로 분해할 수 있다. 여기서 U 행렬은 새로운 혼합된 신호로 해석 할 수 있으므로 $Z = U$ 로 정의하면, 식 (4)로부터 $y = w^T \cdot Z$ 를 유도할 수 있다. 식 (12)에서 $\bar{y} = 0$ 인 경우 침도치는 다음과 같이 간단하게 정의된다.

$$K = \frac{E[y^4]}{(E[y^2])^2} - 3 \quad (14)$$

식 (14)에서 분모의 단위 길이 $E[(w^T Z)^2] = 1$ 인 경우 다음과 같이 변환된다.

$$K = E[(w^T Z)^4] - 3 \quad (15)$$

식 (15)에서 K 의 변화도를 추정하기 위해서 w 에 대한 편미분을 적용한다.

$$\frac{\partial K(w^T Z)}{\partial w} = c \cdot E[Z(w^T Z)^3] \quad (16)$$

식 (16)의 K 의 변화도를 활용하여 w 의 값을 최적화 할 수 있다.

$$w_{new} = w_{old} + \eta E[Z(w^T Z)^3] \quad (17)$$

여기서 η 는 사용자가 지정한 값을 사용한다.

$$w_{new} = \frac{w_{new}}{\|w_{new}\|} \quad (18)$$

식 (17), (18)에서 w_{new} 를 연속적으로 계산하는 과정에서, 새로운 w 의 값과 이전의 w 값이 같아지는 시점이 최적화 w 값이 된다[6]. 즉, $w_{new} = w_{old}$ 되는 시점에서 w 값의 계산 과정이 중단된다.

그림 3, 4, 5에서 보여준 심전도 신호를 동일하게 적용하여 Gradient ascent 탐색 알고리즘을 적용한 결과는 다음과 같다.

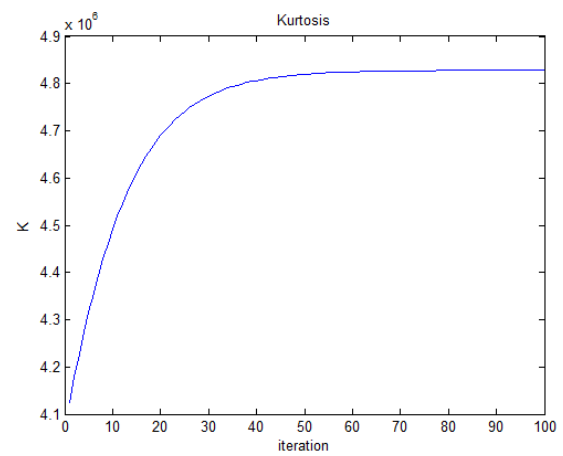


그림 5 w 값의 변화에 따른 K 변화량
Fig. 5 The variations in K value as w varies

여기서 그림 5는 침도치 K 값은 w 값이 증가함에 따라서 최대값으로 근접한다는 사실을 보여주고 있다. K 값의 변화량은 사용자가 지정한 η 값에 따라 최대값으로 접근하

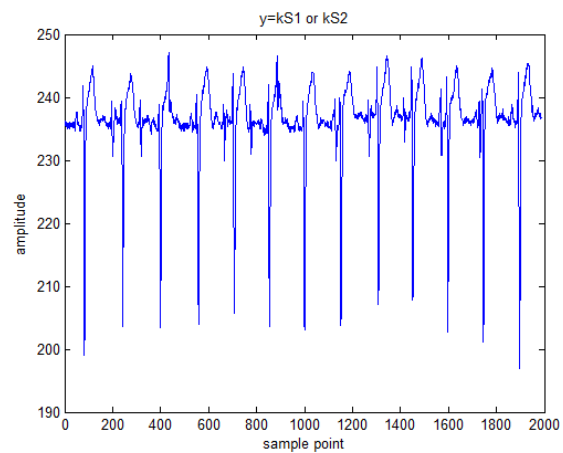


그림 6 Gradient Ascent 탐색을 이용한 심전도 신호 분리
Fig. 6 Separation of an ECG by Gradient Ascent searching algorithm

는 횟수가 달라진다. 그림 5에서 약 50회의 반복을 통해 최대 K 값을 알 수 있어 Brutal force를 이용한 방법에 비해 연산량이 적다는 사실을 확인할 수 있다.

그림 6은 Gradient ascent 탐색 알고리즘을 활용하여 혼합된 심전도 신호에서 한 신호를 분리한 결과를 보여준다.

또한 표 2는 Gradient ascent 탐색 기법으로 분리된 심전도 신호와 원 신호 S_1, S_2 와의 상관관계를 보여준다.

표 2 Gradient Ascent 탐색 기법으로 분리한 심전도 신호와 원 신호의 상관관계 계수

Table 2 Correlation coefficient of an unmixed ECG by gradient ascent searching with the original one

	Unmixed 심전도
Source 1	0.9852
Source 2	0.2288

표 1, 2를 비교해보면 Gradient Ascent 탐색 방법이 Brutal force 방법에 비해 정확성이 약간 떨어지는 것을 알 수 있다.

따라서 Brutal force 탐색 방법은 계산하는 횟수가 많은 대신 높은 정확성의 신호를 분리할 수 있고, Gradient ascent 탐색 방법은 적은 계산 횟수를 하지만 상대적으로 정확성이 약간 떨어진다.

2.4 독립 성분 분석을 이용한 심전도 신호의 잡음 제거

생체신호를 측정에 있어서 외부환경에서 오는 잡음은 피할 수 없는 결과이다. 특히 심전도 신호에서 나타나는 대표적인 잡음으로 호흡으로 인한 기저선 변동과 전원 잡음을 말할 수 있다. 이러한 잡음은 아날로그 필터 또는 디지털 필터를 사용하여 특정 잡음영역 대역을 제거하지만 특정 잡음영역 대역에 속한 생체신호 전도들 또한 제거되는 문제점을 발생된다. 따라서 정확도를 높이기 위해서 독립 성분 분석의 Brutal force 방법을 이용하여 패치 전극을 활용하여 측정된 심전도 신호의 기저선 변동을 제거하고 또한 60Hz 전원 잡음을 제거하는 방법을 새롭게 제시하고자 하였다.

2.4.1 기저선 변동 제거

심전도 신호의 기저선 변동을 야기하는 왜곡현상은 0.15 ~ 0.3Hz의 범위를 갖는 저주파 신호로 해석된다. 그림 7, 8은 0.2Hz의 정현파 신호와 그림 2의 Source 1 심전도 신호를 $a=0.8, b=0.01, c=0.6, d=0.1$ 의 비율로 혼합하여 임의로 생성된 신호와 히스토그램 분포도를 보여준다.

그림 7의 혼합된 신호의 첨도치는 16.6904이고, 그림 8의 혼합된 신호는 3.4007의 첨도치를 갖는다. 혼합된 신호에서 서브가우시안의 정현파 신호의 크기가 클수록 첨도치 값은 0에 근접한다고 할 수 있다.

그림 9는 w_1 의 각도가 355° 일 때 첨도치 값 14.0814의 최대값으로 한 특정한 신호를 분리한 결과를 보여주고 있다.

그림 9에서 분리된 신호는 Source 1의 심전도 신호로 해석된다. 따라서 표 3에서 Source 1과 Source 2의 상관관계를 이용하여 분리된 신호를 판별할 수 있다.

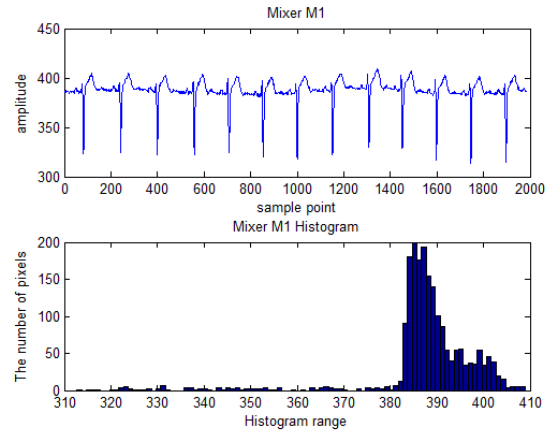


그림 7 기저선 변동이 포함된 첫 번째 심전도 신호 및 히스토그램

Fig. 7 The first ECG signal corrupted with a 60Hz sinusoid and its histogram distribution

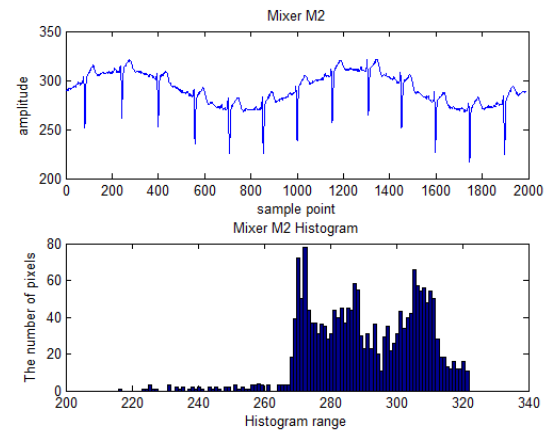


그림 8 기저선 변동이 포함된 두 번째 심전도 신호 및 히스토그램

Fig. 8 The second ECG signal corrupted with a 60Hz sinusoid and its histogram distribution

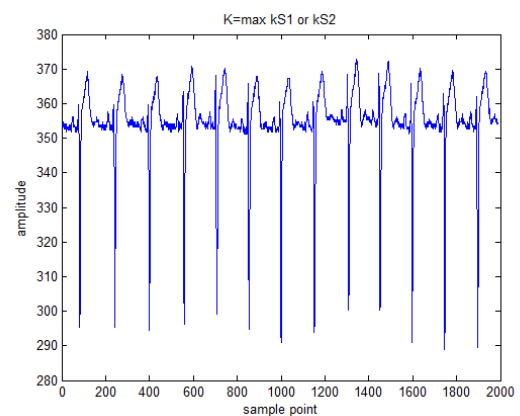


그림 9 독립성분 분석기법을 이용하여 기저선 변동을 제거한 심전도 신호

Fig. 9 Suppression of baseline wandering artefact in an ECG by ICA

표 3 독립성분 분석기법을 이용하여 기저선변동을 제거한 신호와 원 심전도 신호의 상관관계 계수

Table 3 Correlation coefficient between the original ECG and the unmixed signal

	Unmixed 심전도
Source 1	0.9999
Source 2	0.0035

독립성분 분석을 이용한 결과와 디지털 필터를 이용하여 기저선 변동을 제거한 결과를 비교하기 위해 표 4과 같이 HP-FIR (High Pass Finite Impulse Response) 필터를 설계하였다.

표 4 HP-FIR 필터 설계를 위한 파라미터

Table 4 HP-FIR filter parameters specification

파라미터	수치
Filter Type	High Pass Filter
Window Type	Hamming
샘플링 주파수	100 Hz
통과 대역 주파수	49 Hz
차단 대역 주파수	49.8 Hz

그림 10은 HP-FIR 필터를 사용하여 기저선 변동을 제거해 준 심전도 신호이다. 디지털 필터의 특성으로 데이터가 부족한 앞부분에서는 데이터의 왜곡의 발생과 데이터의 크기가 현저히 줄어들지만 점차 기저선 변동이 없어진 안정된 심전도 신호를 보여준다.

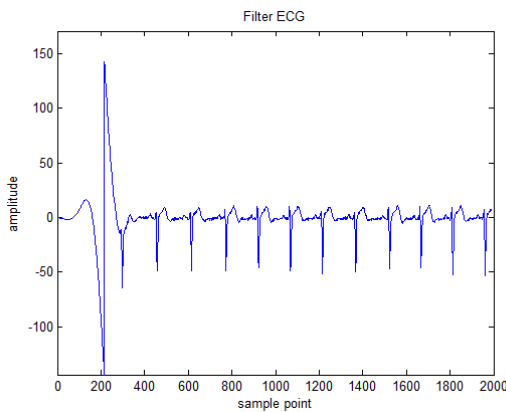


그림 10 HP-FIR 필터를 이용하여 기저선 변동을 제거한 심전도 신호

Fig. 10 Suppression of baseline wandering artefact in ECG by HP-FIR filtering

2.4.2 독립성분 분석을 이용한 심전도의 전원 잡음 제거

심전도 신호는 외부 전류 선에서 영향에 의해 전원 잡음이 나타나게 된다. 전원 잡음의 영향이 높은 경우 심전도 신호의 특징 값이 보이지 않게 되므로 60Hz 성분으로 구성된 전압 잡음을 제거해 주어야한다. 따라서 그림 2의 Source 1 심전도 신호와 60Hz의 정현파신호를 혼합하여 가

상의 전원 잡음이 있는 심전도 신호를 구성하였다.

혼합 비율 $a=0.5, b=0.01, c=0.6, d=0.05$ 로 하여, 그림 11은 혼합된 신호는 전원 잡음의 영향이 적은 상태이고, 그림 12는 혼합된 신호는 전원 잡음의 영향이 높아 심전도 신호의 고유한 특징 값이 파악하기 어려운 상태로 설정하였다.

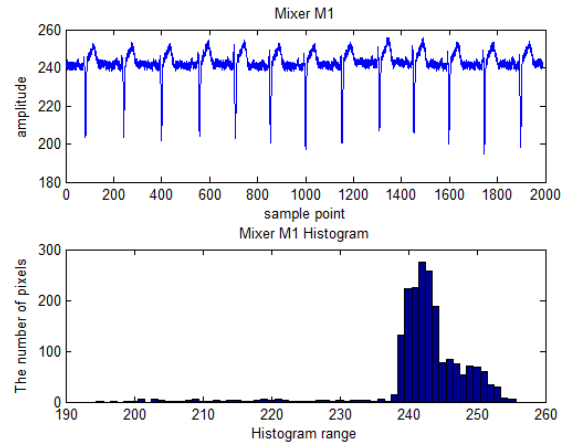


그림 11 전원 잡음이 혼합된 첫 번째 심전도와 히스토그램
Fig. 11 The first ECG signal with 60Hz power line disturbance and its histogram distribution

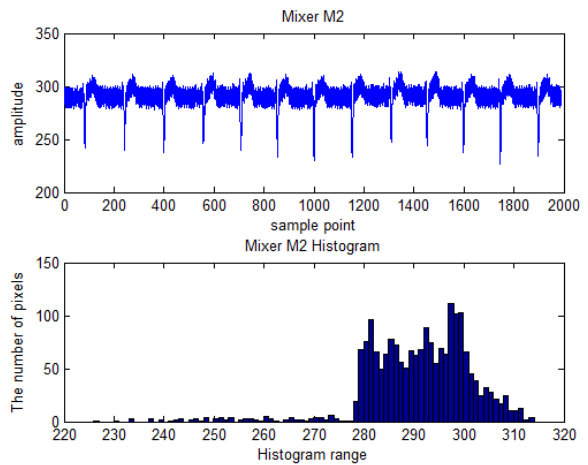


그림 12 전원 잡음이 혼합된 두 번째 심전도와 히스토그램
Fig. 12 The second ECG signal with 60Hz power line disturbance and its histogram distribution

그림 11의 혼합된 신호의 첨도치는 15.7562이고, 그림 12의 혼합된 신호는 7.7531의 첨도치를 갖는다. 이 혼합된 두 신호를 독립 성분 분석을 적용하여 신호를 분리한 결과를 그림 13에서 보여준다.

그림 13에서 심전도 신호의 잡음이 제거 되면서 심전도 신호의 특징 값을 살펴볼 수 있다. 따라서 원 신호와 독립 성분 분석의 신호 분리 결과의 상관관계를 표 5에서 보여 준다.

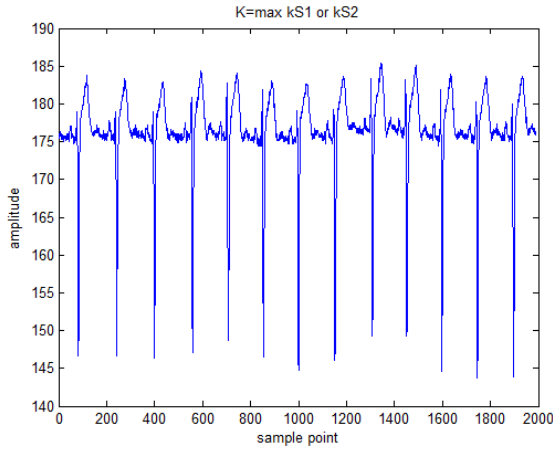


그림 13 독립성분 분석기법을 이용하여 전원 잡음을 제거한 심전도 신호

Fig. 13 A unmixed ECG signal by suppressing 60Hz power line disturbance with ICA

표 5 독립 성분 분석을 이용하여 60Hz 잡음을 제거한 신호와 원 심전도 신호의 상관관계 계수

Table 5 Correlation coefficients between the original ECG and the unmixed one

	Unmixed 심전도
Source 1	0.9999
Source 2	0.0067

독립성분 분석을 사용하여 전원 잡음을 제거한 결과를 비교하기 위해 BS-FIR (Band Stop Finite Impulse Response) 디지털 필터를 다음 표 6과 같이 설계하여 성능을 비교 평가하였다.

표 6 BS-FIR 필터 설계를 위한 파라미터

Table 6 BS-FIR filter parameters specification

파라미터	수치
Filter Type	Band Stop Filter
Window Type	Hamming
샘플링 주파수	200 Hz
LF 통과 주파수	55 Hz
LF 차단 주파수	59 Hz
HF 통과 주파수	35 Hz
HF 차단 주파수	39 Hz

그림 12는 BS-FIR 필터를 적용하여 60Hz 전원 잡음을 제거한 심전도 신호를 보여주고 있다. 디지털 필터를 사용한 결과와 독립 성분 분석을 적용한 결과를 보면 모두 60 Hz 잡음이 제거됨을 확인할 수 있다.

결과적으로 독립성분 분석기법을 활용하여 특정한 데이터 부분을 분리하면, 디지털 필터와 마찬가지로 심전도 신호에 포함된 특정한 주파수 대역 및 60Hz 전원 잡음을 제거할 수 있다.

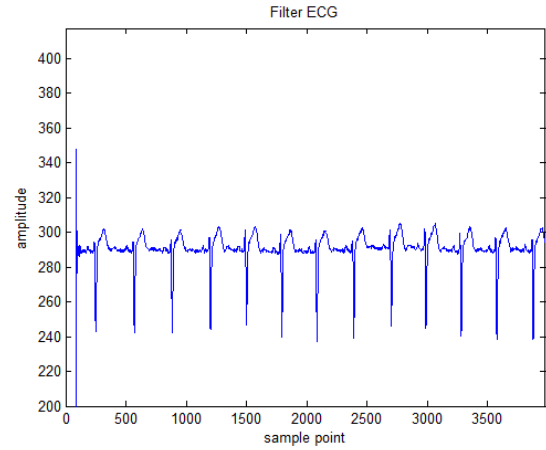


그림 14 BS-FIR 필터를 이용하여 전원 잡음을 제거한 심전도 신호

Fig. 14 Unmixed ECG signal by separating 60Hz disturbance by BS-FIR filtering

3. 결 론

본 연구에서는 독립성분 분석기법에 의한 혼합된 생체신호를 분리하는 방법을 활용하여 심전도 신호의 기저선 변동 및 전원 잡음을 제거하는 알고리즘을 제안하였다. 이를 위해서 독립적인 두 신호의 혼합된 신호에서 첨도치를 이용하여 원 신호를 분리하는 알고리즘을 적용하기 위해 패치형 심전도 측정모듈을 이용하여 두 사람의 심전도 신호를 획득하여 임의의 비율로 혼합한 심전도 신호를 만들어 사용하였으며, 첨도치 값을 구하기 위해 모든 방향에 대한 결과 값을 도출하는 Brutal force 탐색 방법과 K 값이 최대값으로 접근해가는 Gradient ascent 탐색 방법을 사용하여 심전도 신호를 분리하였다. 또한 독립 성분 분석 기법을 활용하여 심전도를 측정하는 과정에서 첨가되는 특정한 주파수 대역을 차지하는 잡음 신호와 60Hz 전원 사용으로 인하여 발생하는 기저선 변동 왜곡 현상을 보정할 수 있는 알고리즘을 제시하였다. 그리고 디지털 필터를 이용하여 심전도의 왜곡을 제거하는 경우, 일정한 시간이 경과해야 원하는 출력이 도출되는 단점이 존재하지만 독립 성분 분석 기법을 활용하면 이러한 문제점이 해결된다는 사실을 확인하였다. 결과적으로 독립 성분 분석을 이용하여 혼합된 신호에서 독립된 원 신호를 분리할 수 있으며, 잡음이 혼합된 생체신호에 적용하여 디지털 필터와 같은 역할을 수행 할 수 있다. 그러나 독립 성분 분석 기법을 적용하려면 통계학적으로 분석하였을 때 최소한 수퍼가우시안 분포도가 되어야 한다는 가능성은 제약점이 존재한다.

감사의 글

본 연구는 2013년 교육과학기술부와 한국연구재단의 지역 혁신인력양성사업으로 수행된 연구결과임.

References

- [1] Jeffery J. Goldberger, Jason Ng, Practical Signal and Image Processing in Clinical Cardiology, Springer, 2010.
- [2] Rajiv J. Kapadia, Digital filters: Theory, Application and Design of Modern Filters, Wiley-VCH, 2012.
- [3] Piotr Durka, Matching Pursuit and Unification in EEG Analysis, Artech House, 2007.
- [4] Yusuf Sevim, Ayten Atasoy, "Performance evaluation of Nonparametric ICA Algorithm for Fetal ECG extraction," Turk. J. Elec. Eng. & Comp. Sci., vol. 19, no.4, pp.657-666, 2011.
- [5] Pierre Comon, Handbook of Blind Source Separation: Independent Component Analysis and Applications, Academic Press, 2010.
- [6] James V. Stone, Independent Component Analysis: A Tutorial Introduction, MIT Press, 2004.
- [7] John G. Webster, Medical Instrumentation, 1998.
- [8] Jeong-Hwan Kim, Seung-Won Shin, Hyun-Tae Kim, Tae-Ho Yoon, Kyeong-Seop Kim, Jeong-Whan Lee, Gwang-Moon Eom, "Estimation of Heart Rate Variability with an Android Smart Phone Platform," The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, vol 61, no.6, pp.865-871, 2012.
- [9] J. Carlos Santamarina, Dante Fratta, Discrete Signals and Inverse Problem: An Introduction for Engineers and Scientists, John wiley & Sons, Ltd, 2005.



김 현 태 (金賢泰)

2012년 건국대학교 의학공학부 졸업.
2012년~현재 동대학원 석사과정 재학 중.



이 정 환 (李定桓)

1992년 연세대학교 전기공학과 졸업. 동대학원 석사(1994). 동대학원 박사(2000). 2004년~현재 건국대학교 의학공학부 부교수.

저 자 소 개



김 정 환 (金 征 桓)

2011년 건국대학교 의학공학부 졸업.
2011년~현재 동대학원 석사과정 재학 중.



김 경 섭 (金 敬 燮)

1979년 연세대학교 전기공학과 졸업. 동대학원 석사(1981). The University of Alabama in Huntsville, Ph.D.(1994). 2001년~현재 건국대학교 의학공학부 교수.