

# 심전도 신호 처리를 위한 기저함수 추출에 관한 연구

## A Study on the Extraction of Basis Functions for ECG Signal Processing

朴光里\* · 李田\*\* · 李秉采\* · 鄭基森\* · 尹亨老\*\*\* · 李景中§

(Kwang-Li Park · Jeon Lee · Byung-Chae Lee · Kee-Sam Jeong · Hyung-Ro Yoon · Kyoung-Joung Lee)

**Abstract** - This paper is about the extraction of basis function for ECG signal processing. In the first step, it is assumed that ECG signal consists of linearly mixed independent source signals. 12 channel ECG signals, which were sampled at 600sps, were used and the basis function, which can separate and detect source signals - QRS complex, P and T waves, - was found by applying the fast fixed point algorithm, which is one of learning algorithms in independent component analysis(ICA). The possibilities of significant point detection and classification of normal and abnormal ECG, using the basis function, were suggested. Finally, the proposed method showed that it could overcome the difficulty in separating specific frequency in ECG signal processing by wavelet transform. And, it was found that independent component analysis(ICA) could be applied to ECG signal processing for detection of significant points and classification of abnormal beats.

**Key Words** : Independent component analysis, Fast fixed point algorithm, Basis function, ECG signal processing

### 1. 서 론

심전도 신호의 대표적인 처리 과정은 크게 전처리 필터링, 특징점 검출, 파형분류 및 진단으로 구분된다. 심전도 신호에는 기저선 변동, 전력선 잡음, 근잡음이 포함되어 있으며, 이러한 잡음을 제거하기 위한 전처리 필터링 기법에는 IIR 필터, FIR 필터, 적응필터, 웨이브렛 변환을 이용한 방법 등이 있다[1]-[3]. 심전도 신호의 특징점은 대표적으로 QRS 콤플렉스, P파, T파, ST 세그먼트 등이 있으며, 주로 미분과형을 이용한 피크점 검출 방법을 이용한다[4][5]. 또한 정상파형과 비정상파형의 분류를 위한 진단알고리즘으로 패턴 매칭, 퍼지 기법, 신경 회로망 등의 패턴분류 방법이 많이 사용된다[6][7].

이와 같은 심전도 신호 처리 기법들은 심전도 신호는 QRS 콤플렉스, P파, T파 등의 심전도 구성요소가 선형으로 조합되어 있다는 가정과 심전도를 구성하고 있는 각 요소들의 주파수 대역이 상이하다는 특성을 이용한 방법들이다. 최근 웨이브렛 변환이나 주성분분석(Principal Component Analysis : PCA)등이 심전도 신호에 많이 적용되는 이유도 바로 이러한 주파수 특이성을 이용하여 다양한 결과를 얻을 수 있기 때문이다. 웨이브렛 변환은 주파수를 이분(dyadic)

적으로 분리한 후 시간-주파수 상의 정보를 모두 제공함으로써, 주파수 대역(범위) 내의 신호를 얻을 수는 있지만 특정(단일) 주파수의 신호만을 얻는 방법으로는 적합하지 않다. 즉 Haar, Daubechies, Symmlet 등의 웨이브렛 변환에 사용되는 기저함수(basis function)는 이분 특성만을 갖고 있다고 볼 수 있다.

이러한 웨이브렛 변환에 사용되는 기저함수의 한계를 극복하기 위해서 최근 다양한 신호처리 영역에서 연구되고 있는 독립성분분석(ICA : Independent Component Analysis)은 주성분분석보다 좀더 보편적인 접근 방법으로서 암묵신호분리(Blind Signal Separation : BSS)를 위한 알고리즘이며[8], 신경망회로나 패턴인식 분야, 그리고 생체신호분야에서 활발하게 연구되고 있다. 주성분분석은 1989년 Linsker에 의해 다변수 데이터 분석을 위해 처음 제안되었으며[9], 다양한 종류의 신호가 선형적으로 조합되어 있고 직교특성이 있을 경우 다양한 혼합신호를 고유한 신호로 분리하는 대표적인 De-correlation 방법 중의 하나이다. 반면에 독립성분분석의 경우 선형적 조합 특성만 있다면 서로 혼합되어 있는 신호를 분리할 수 있다는 장점이 있다. 독립성분분석은 칵테일파티(cocktail party) 상황에서 다수의 화자가 대화하는 상황 중 원하는 소리만을 얻어야 하는 문제를 해결하기 위한 방법으로 음성 신호처리에서 시도되었다[10]. 특히, 학습과정을 통해 특정한 신호를 분리하기 위한 유용한 기저함수를 선택하여 잡음제거 및 분리, 음질개선을 위한 음성처리, 영상처리, 및 패턴인식 분야에 응용되었다. 또한 이 기법은 태아 심전도 분석과 뇌전도 분석 등 생체신호 분야에 응용되었으나[11]-[13] 다양한 생체신호에의 적용은 미흡하다.

본 논문에서는 독립성분분석 시 사용되는 방법 중의 하나인 고속고정점 알고리즘을 이용하여 심전도 신호의 특징점

\* 正 會 員 : 龍人松潭大 醫療情報시스템科 助敎授  
 \*\* 正 會 員 : 延世大 保健科學大 醫工學科 博士課程  
 \*\*\* 正 會 員 : 延世大 保健科學大 醫工學科 敎授  
 § 正 會 員 : 延世大 保健科學大 醫工學科 敎授  
 移動型 應急醫療情報시스템 開發센터  
 接受日字 : 2003年 7月 3日  
 最終完了 : 2004年 2月 15日

즉, QRS 콤플렉스, P파, T파 등의 검출을 위한 기저함수를 획득하고, 획득된 기저함수를 기반으로 정상파형과 부정맥과 같은 비정상 파형을 분류할 수 있는 심전도 신호처리를 위한 새로운 기법을 제안하였다.

## 2. 독립성분분석

독립성분분석은 선형적으로 혼합된 p개의 입력신호들로부터 q개의 소스신호들을 복원하는 기법이다. q개의 독립적인 신호  $s_1(n), s_2(n), \dots, s_q(n)$  들이 선형적으로 혼합된 p개의 입력신호를  $x_1(n), x_2(n), \dots, x_p(n)$  라고 하면 혼합된 입력신호는 p차이고 원신호는 p차 시간 열로 이루어지며, 식(1), 식(2)와 같이 나타낼 수 있다[8].

$$s(n) = [s_1(n) \ s_2(n) \ \dots \ s_q(n)]^T \quad (1)$$

$$x(n) = [x_1(n) \ x_2(n) \ \dots \ x_p(n)]^T \quad (2)$$

이 때 소스신호들 간의 혼합은 시간 축에서 케환없는 순간적인 선형 시불변 시스템에 의해 이루어진다고 가정할 수 있다. 또한 신호의 혼합과정에서 임의의 가산잡음이 첨가될 수도 있다. 식(3)과 (4)는 각각 혼합된 신호와 분리된 신호에 대한 수식이다.

$$x(n) = As(n) + e(n) + b \quad (3)$$

$$y(n) = W(x(n) - b) \quad (4)$$

여기서 s는 혼합되기 이전의 소스신호, x는 소스신호들이 혼합된 입력신호, A는 혼합행렬(mixing matrix) 그리고 e는 시간에 따라 변하는 가산잡음을 나타내며 평균이 '0'인 확률벡터이다. b는 혼합과정에서 가산잡음 e와 함께 첨가되는 상수편차로서 원신호가 혼합되어 있는 입력신호를 평균 '0'이 되도록 차감된다.

독립성분분석은 소스신호 s에 가장 근접하는 q차 독립성분 신호 y(n)를 분리해내기 위하여 분리행렬(separating matrix) W를 찾아내는 과정이라고 할 수 있다. 독립성분분석의 흐름도는 그림 1에 나타내었다. 여기서 s'(n)는 소스신호 s(n)의 추정신호(estimated signal) 혹은 독립성분 신호이다.

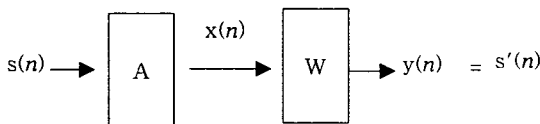


그림 1 신호의 혼합과 분리과정  
Fig.1 Signal mixing and separating process

독립신호분석에서 신호 성분들을 독립적으로 만들기 위해서 사용되는 방법으로 엔트로피 최대법(entropy maximization), 상호 정보 최소화법(mutual information minimization), maximum likelihood법, Kullback-Liebler divergence 최소화법 등이 있다. ICA알고리즘은 이러한 방법들을 이용하여 신호

성분들이 서로 독립적이 되도록 유도한다[14]. 본 연구에서는 매우 간단하고, 연산속도가 빠르며, 효과적으로 독립성분을 분석하는 방법 중 가장 보편적으로 사용되고 있는 kurtosis의 최대, 최소법을 기반으로 하는 고속고정점(fast fixed-point) 알고리즘을 사용하였다[14].

Kurtosis는 식(5)와 같이 편차의 4승을 평균해서 표준편차의 4승으로 나눈 값으로 정의하며, 정규 분포곡선에서의 kurtosis는 3이다. kurtosis가 3보다 크면 정규 분포곡선보다 정점이 높고 뾰족하며, 3보다 작으면 정규 분포곡선보다 정점이 낮고 무딘 모양이다. 즉, kurtosis는 정규분포와 비교할 때 얼마나 더 퍼져있는가를 판별하는 데 쓰인다. Kurtosis는 skewness와 더불어 형태를 나타내는 지표로 사용되어 독립성분분석을 통해 분리된 신호가 원신호와 얼마나 유사한가를 정량적으로 비교할 때 사용된다[15].

$$kurt(x) = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (5)$$

여기서 E()는 평균값, x는 평균이 0인 랜덤 변수,  $\mu$ 는 평균 그리고  $\sigma$ 는 표준편차이다. 만일 2개의 랜덤 변수가 서로 독립적인 신호라면 kurtosis는 식(6), (7)과 같은 특성을 갖게 된다.

$$kurt(x_1 + x_2) = kurt(x_1) + kurt(x_2) \quad (6)$$

$$kurt(ax_1) = a^4 kurt(x_1) \quad (7)$$

여기서 a는 스칼라이다. 이와 같은 개념을 기반으로 하여 고속고정점 알고리즘은 수렴조건을 만들고 분리행렬을 구한다.

## 3. 심전도 신호처리를 위한 기저함수 선택

그림 2는 독립성분분석을 통해 특징점 검출과 파형분류를 위한 기저함수를 구하는 블록도로서 기저함수를 얻기 위한 학습부와 테스트부로 구분된다. 심전도 신호는 Marquette 장비로부터 획득한 600sps, 12채널 심전도 데이터를 사용하였다. 입력된 심전도 신호를 고속고정점 알고리즘에 적용하여 분리행렬 W를 획득한 후 이 분리행렬을 이용하여 심전도의 특징점 검출 및 파형분류에 적합한 기저함수를 획득한다.

심전도 신호가 여러 성분으로 선형적 조합되었다는 가정 하에서 고속고정점 알고리즘을 이용하여 12채널 심전도 신호 중 10채널의 신호를 분해하였으며, 그 중 QRS 콤플렉스, P파, T파와 같은 심전도 신호의 특징점을 분류하기 위한 기저함수와 부정맥과 같은 비정상 파형을 정상파형과 구분하기 위한 파형분류에 적합한 기저함수를 선택하여 특징점 검출 및 파형분류를 수행하였다.

4. 실험결과 및 고찰

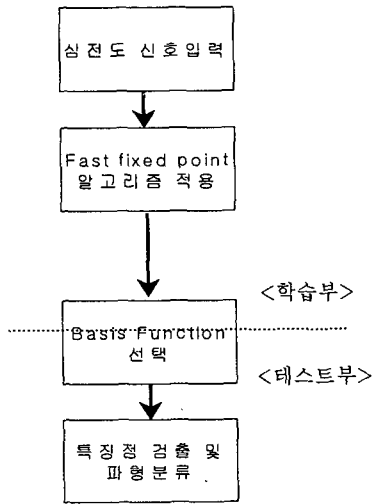


그림 2 독립성분분석에 기초한 심전도 신호 처리 블록도  
Fig. 2 Block diagram of ECG signal processing based on ICA

4.1 웨이브렛 변환의 기저함수

일반적으로 가장 쉽게 접할 수 있는 기저함수는 최근 활발히 연구되고 있는 웨이브렛 변환에 사용되는 기저함수이다. 예를 들어 Haar 웨이브렛의 기저함수는 식 (8), (9)와 같이 정의된다.

$$\phi(t) = \begin{cases} 1, & t \in [0, 1) \\ 0, & t \notin [0, 1) \end{cases} \quad (8)$$

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & t \in [0, 1/2) \\ -1, & t \in [1/2, 1) \\ 0, & t \notin [0, 1) \end{cases} \quad (9)$$

여기서  $\phi$ 는 저주파대역으로 분해하기 위한 스케일 함수이고,  $\psi$ 는 고주파대역으로 분해하기 위한 웨이브렛 함수이다.

Haar 웨이브렛을 사용하여 신호를 분해한 결과가 그림 3에 나타나있다. 그림 3에서 볼 수 있듯이 웨이브렛 변환은 이분 특성을 갖는 기저함수를 사용하기 때문에 특정한 주파수를 갖는 신호만을 분리하는 데는 어려움이 있다. 즉, QRS 콤플렉스 검출을 위한 기저함수를 얻는 것은 매우 어렵다는 것을 의미한다.

그림 3의 (a)의 저주파 대역 신호 중 0~18.5Hz 신호(좌측 신호들 중 점선부분)와 (b)의 고주파 대역 신호 중 9.25Hz~18.5Hz 신호(우측 신호들 중 점선부분)에서 T파의 형태를 발견할 수 있다. 그러나 P파는 원신호의 크기가 비교적 작기 때문에 발견하기가 어려우며, 신호에 QRS 콤플렉스 신호가 혼합되어 T파만을 검출하는데 오류요인이 된다. 이와 같이 이분 특성만을 갖고 있는 웨이브렛 기저함수를 이용하여 특정한 주파수 신호를 검출하는 데는 한계를 갖고 있다. 이러한 한계를 극복하기 위하여 웨이브렛 패킷을 이용하면 더 세분화된 주파수 대역의 신호를

얻을 수 있겠지만, 주파수 성분을 더 세분화 하더라도 입력된 심전도 신호 중 크기가 상대적으로 작은 P파나 T파의 경우에는 다른 신호의 주파수와 겹칠 경우에 영향을 받기 때문에 성분 추출이 쉽지 않다.

독립성분분석은 신호의 독립적인 성분만을 추출하는 특성이 있으므로 심전도 신호에 포함된 주요성분을 분리할 수 있으며, 웨이브렛 기저함수에 의한 신호 분해의 한계를 극복하기 위한 대안이 될 수 있다.

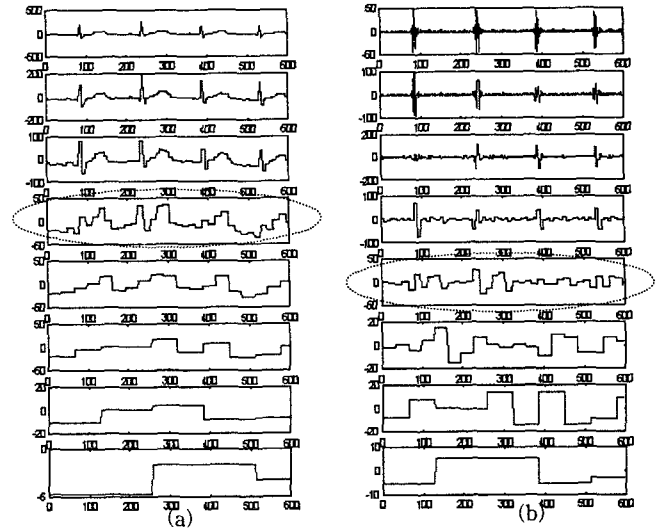


그림 3 심전도 신호의 웨이브렛 변환 결과  
(a) 심전도 신호 저주파 성분 (b) 심전도 신호 고주파 성분

Fig. 3 Results of Wavelet transform for ECG signal.  
(a) Low frequency components of ECG signal  
(b) High frequency components of ECG signal

4.2 독립성분분석의 기저함수 획득을 위한 학습 과정

독립성분분석은 여러 개의 소스에서 입력된 혼합된 신호를 원래 소스신호로 변환하는 특징을 갖고 있다. 그림 4는 독립성분분석 과정을 보여주는 결과로서 소스신호, 혼합신호, 그리고 추정신호로 구분된다. 소스신호는 3종류로 정현파, 커브파, 톱니파이고, A는 혼합신호를 만들기 위한 혼합행렬이며 이 혼합행렬과 소스신호를 연산하여 혼합신호를 얻게 된다. 이 혼합신호는 독립성분분석에 의해 얻어진 분리행렬 W와의 연산을 통해 추정신호를 얻게 되고 결과적으로 소스신호와 비교하여 성능을 평가하게 된다.

식 (10)은 분리행렬 W이며, 이 행렬이 3가지 소스신호를 분리하기 위한 기저함수가 된다.

$$W = \begin{pmatrix} -0.9680 & -0.0297 & -0.0413 \\ -0.1389 & 0.5999 & 0.1343 \\ 0.0155 & 0.0141 & -0.7693 \end{pmatrix} \quad (10)$$

4.3 심전도 신호에서 독립성분분석의 기저함수 획득

심전도 신호는 다양한 주파수 성분을 갖는 QRS 콤플렉스, T파, P파 등의 선형적 조합으로 가정할 수 있으며, 외부 잡음인 60Hz 전력선 잡음이나 기저선 변동, 근잡음 등이 포함될 수 있다.

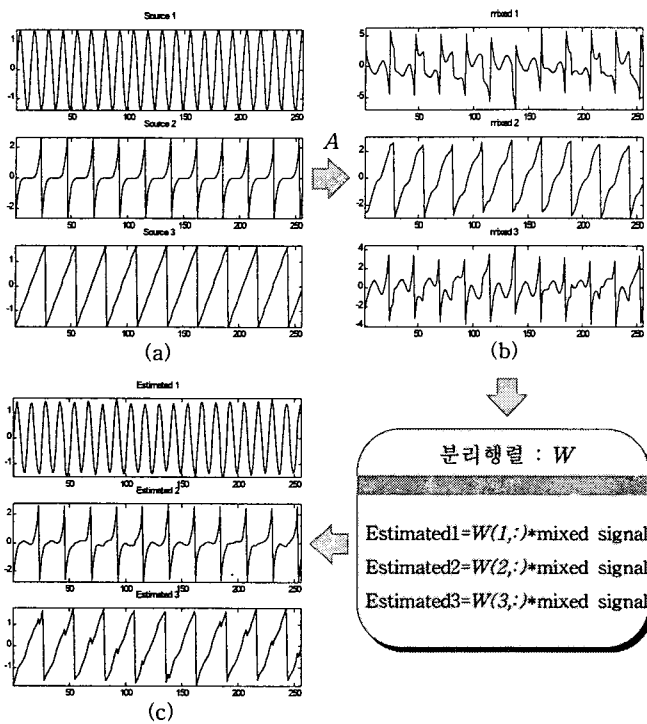


그림 4 독립성분분석 과정 흐름도  
 (a) 세 종류의 소스신호 (b) 혼합신호 (c) 추정신호  
 Fig. 4 Flow diagram of ICA  
 (a) Three types of source signal (b) Mixed signal  
 (c) Estimated signal

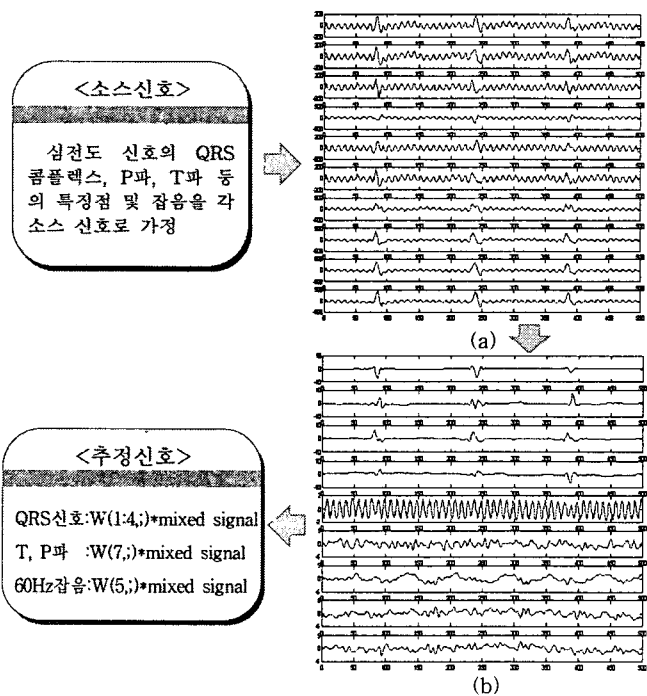


그림 5 독립성분분석을 이용한 심전도 신호의 기저함수획득  
 (a) 혼합신호 (b) 기저함수에 의해 분리된 독립신호  
 Fig. 5 Finding for basis function of ECG signal based on ICA  
 (a) Mixed signals  
 (b) Independent signals separated by basis function

본 연구에서는 심전도 신호를 이와 같은 다양한 신호 성분들의 조합에 의해 형성된 것으로 가정되었으며, 외부의 60Hz 전력선 잡음을 첨가시킨 후 독립성분분석을 이용하여 심전도 처리 목적에 적합한 기저함수를 선택하였다.

그림 5는 기저함수의 획득과정을 나타낸 것으로써 (a)는 심전도 신호의 각 소스신호들이 섞인 혼합신호,  $x(t)$ 이며, 식 (11)으로 표현할 수 있다. 이 때 심전도 신호의 QRS 콤플렉스, P파, T파 등을 소스신호,  $s(t)$ 로 가정하였기 때문에 이 소스신호들이 혼합되어 있는 심전도 신호는 혼합행렬  $A$ 를 이미 잠재적으로 갖고 있다고 할 수 있다. 혼합행렬  $A$ 는 분리행렬  $W$ 를 구한 후 분리행렬의 역행렬을 구하면 얻을 수 있다. 이미 심전도 신호가 각 소스신호 성분으로 구성되어 있는 것을 알고 있으며, 이 사실을 근거로 조합된 심전도 신호를 얻은 것으로 가정했기 때문에 본 연구에서는 혼합행렬  $A$ 를 직접적으로 이용하여 신호 조합을 하지 않았다.

$$x(t) = \text{QRS 콤플렉스 성분} + T\text{파 성분} + P\text{파 성분} + 60\text{Hz잡음} \quad (11)$$

실험에서는 12채널 심전도 중 10개의 채널만을 이용하였다. 신호 성분이 혼합된 10채널의 심전도 신호에 고속고정점 알고리즘을 적용하여 분리행렬  $W$ 를 구한 뒤 혼합 신호와 연산하면 각 소스신호의 추정신호,  $y(t)$ 를 얻는다. 그림 5(b)의 위로부터 1~4번째 신호는 QRS 콤플렉스가 강조된 독립성분 신호이고, 5번째는 60Hz 잡음 성분만을 획득한 독립성분 신호이고 7번째는 T파와 P파만을 얻은 독립성분 신호이다. 그 나머지 신호는 심전도의 특징점을 나타내는 주파수를 포함하지 않은 신호로서 잡음(혹은 특징점 이외의 신호)으로 간주 할 수 있다. 분리행렬  $W$ 는  $10 \times 10$ 의 정방행렬 즉,  $W(1:10, 1:10)$ 로 표현할 수 있는데 이들 중  $W(1:4, 1:10)$ 는 QRS 콤플렉스 검출에 적합한 기저 함수이며,  $W(5, 1:10)$ 는 60Hz 잡음제거를 위한 기저함수, 그리고  $W(7, 1:10)$ 는 T파와 P파를 획득하기 위한 기저함수로서 적합하다는 것을 알 수 있다.

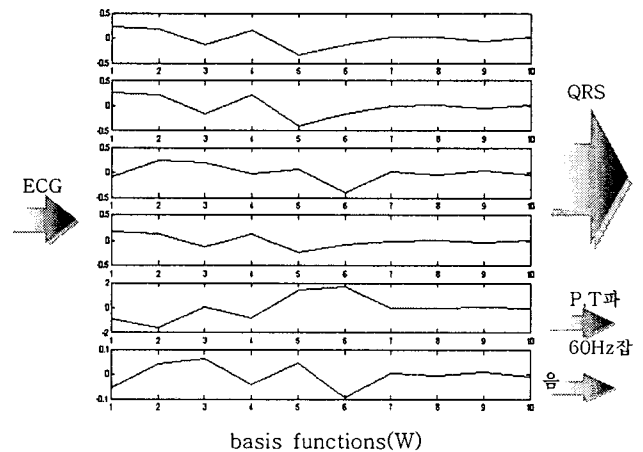


그림 6 심전도 신호의 기저함수(W)  
 Fig. 6 Basis function(W) of ECG signals

그림 6은 각 혼합신호로부터 추출하기 원하는 특징점 신호 즉, 추정신호를 구하기 위한 기저함수를 보여준다. 각 신

호의 x축 1~10 스케일은 행렬의 크기를 나타내며, 이 중 특정한 목적을 위해 사용할 수 있는 행렬은 기저함수로 사용한다. 전체 6개의 기저함수 파형 중 1~4번째 파형은 QRS 콤플렉스에 관련된 기저함수들이고, 5번째는 P파와 T파와 관련된 기저함수 그리고 6번째는 60Hz 전력선 잡음에 관련된 기저함수이다. 이와 같이 독립성분분석은 신호마다 고유의 기저함수를 구하는데 매우 효과적이며, 획득된 기저함수를 이용하면 원하는 독립성분 신호만을 검출할 수 있다.

**4.4 기저함수를 이용한 특징점 검출 및 파형분류**

그림 6과 같은 학습과정에 의해 얻은 기저함수를 실제로 심전도 신호에 적용한 결과를 그림 7에 나타내었다. 심전도 신호를 각 소스신호가 혼합된 신호로 가정하였으므로 그림 7(a)는 혼합신호와 독립성분분석에 의해 얻은 분리행렬 W(기저함수)을 연산하여 얻은 독립신호이다.

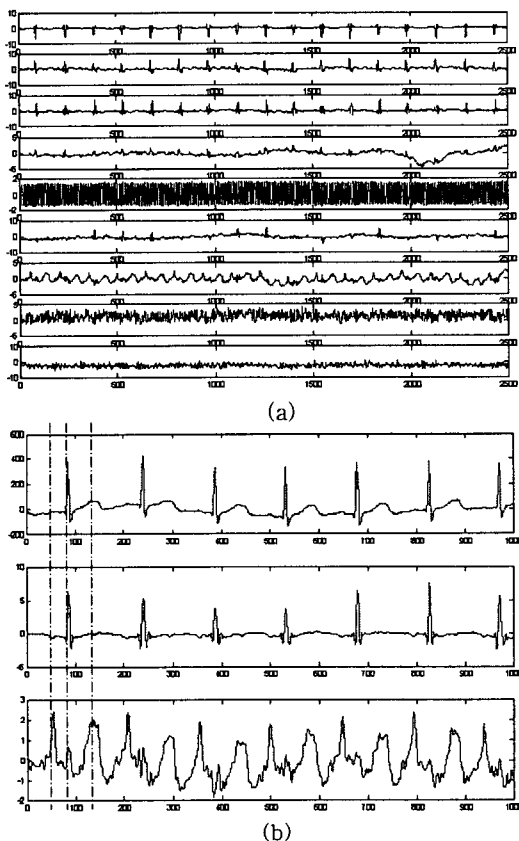


그림 7 심전도 신호의 특징점 검출 결과의 예  
 (a) 기저함수에 의해서 분리된 독립신호  
 (b) 혼합된 심전도 신호와 (a)의 분리된 독립신호 중 2번째와 7번째 신호를 확대한 것

Fig. 7 An example of significant point detection for ECG signals  
 (a) Separated signals using basis function  
 (b) Mixed ECG signal and zoomed signals of 2nd and 7th signal on panel (a).

그림 7(b)의 상단 신호는 입력된 심전도 혼합신호이고, 나머지는 각각 그림 7(a)의 위로부터 2번째 신호인 QRS 콤플

렉스의 독립신호, 그리고 7번째 신호인 T파와 P파만을 포함한 독립신호를 확대한 결과로서 그림에 세 개의 수직선으로 각 특징점들을 표시하고 있다. 그러므로 W(2,:) 및 W(7,:)와 혼합신호를 연산하면 QRS 콤플렉스와 T파 및 P파에 대한 추정신호를 얻을 수 있다. 결과적으로 이분적 특성을 보이는 웨이블릿 기저함수에 비해 파형의 크기가 작은 P파나 T파의 경우도 심전도 신호의 독립성분으로써 확연히 나타남을 알 수 있다.

QRS 콤플렉스 검출 시 다양한 잡음이나 T파 및 P파의 크기가 클 경우 어려움이 높은 어려움이 있었으나 독립성분분석을 통해 원하는 추정신호를 추출함으로써 특징점 검출 향상에 기여할 것으로 사료된다. 이런 의미에서 나머지 신호들은 잡음으로 취급할 수 있다. 즉, W(4,:)는 기저선 변동을 두드러지게 나타내는 잡음 기저함수로, 그리고 W(5:), W(8,:) 및 W(9,:)은 근잡음과 같은 랜덤 잡음을 대표하는 기저함수로 생각할 수 있다. 이러한 잡음 성분을 나타내는 기저함수를 제외하고 나머지 기저함수와 혼합신호를 적절히 조합함으로써 잡음이 제거된 보다 깨끗한 신호를 획득할 수 있다.

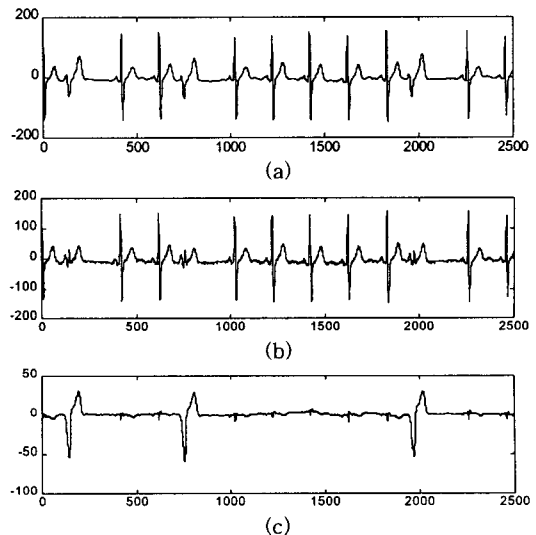


그림 8 독립성분분석을 이용한 파형 분류의 예  
 (a) PVC를 갖는 심전도 신호 (b) 정상파형  
 (c) PVC 파형

Fig. 8 An example of classification of PVB using ICA  
 (a) ECG signals with PVC (b) Normal signals  
 (c) PVC signals

그림 8은 VPB(Ventricular Premature Beat)의 심전도 신호를 추정신호로 분류한 예이다. 특징점 검출 과정과 마찬가지로 12채널 심전도를 독립성분분석을 이용하여 10개의 원신호로 분해하였으며, 그 중 정상 파형과 비정상 파형을 구별할 수 있는 기저함수를 획득하여 정상파형과 비정상 파형의 추정신호를 구분하였다. 그림 8(a)는 정상 파형과 비정상 파형이 혼합된 VPB 신호이고, 8(b)는 정상 파형을 나타내는 추정신호이며, 8(c)는 비정상 파형을 나타내는 추정신호이다.

그림 8의 결과에서 볼 수 있듯이 독립성분분석은 주파수 범위가 겹치는 신호의 경우와 신호의 크기가 유사한 정상

파형과 비정상 파형이 혼합되어 있는 경우의 두 가지 신호를 분리하는데 매우 효과적임을 볼 수 있다. 정상 파형에 대한 기저함수를 구하게 되면, 정상 파형이 존재하는 신호만을 뚜렷이 구분할 수 있으므로 독립성분분석을 이용하면 효과적으로 부정맥 검출을 할 수 있음을 예측할 수 있다. 특히, 그림 8의 경우에는 정상파형에 비해 VBP신호의 크기가 상대적으로 작기 때문에 특징점 검출시 에러의 요인이 되며, 결과적으로 VBP 신호를 검출하기가 매우 어렵게 된다. 그러나 독립성분분석을 통해 신호의 특성을 대표하는 기저함수만 찾을 수 있다면 신호의 크기와 무관하게 신호를 분류할 수 있게 된다.

본 연구는 웨이브렛 변환 기법을 이용한 심전도 신호처리 시 특정주파수 성분을 갖는 신호만 분리하기 어려운 단점을 극복할 수 있는 방법으로서, 독립성분분석을 사용하여 신호의 독립적인 성분만을 추출할 수 있는 기저함수를 구하였다. 또한 추출된 기저함수를 기반으로 심전도 신호처리를 위한 새로운 방법을 제안한 기초연구로서 향후 다양한 형태의 심전도 신호처리 평가에 대한 연구가 진행될 예정이다.

### 5. 결 론

본 연구에서는 심전도 신호를 다양한 원신호가 선형적 조합되어 있는 혼합신호로 가정하고 독립성분분석을 이용하여 혼합된 심전도 신호를 각각의 소스 신호로 분해하였다. 분해하는 과정에 사용된 분리행렬을 이용하여 목적에 적합한 기저함수를 추출하였다. 추출된 기저함수를 이용하여 진단에 필요한 특징점 검출 및 신호 분류의 가능성을 보임으로써 기존의 웨이브렛 변환 기법을 이용한 심전도 신호처리 시 특정주파수 성분을 갖는 신호만 분리하기 어려운 단점을 극복할 수 있는 방법을 제시하였다.

#### 감사의 글

본 연구는 보건복지부 보건의료기술진흥사업의 지원에 의하여 이루어진 것임.(02-PJ3-PG6-EV08-0001)

#### 참 고 문 헌

[1] Thakor, N.V., Zhu, Y., "Application of Adaptive Filtering to ECG Analysis: Noise Cancellation and Arrhythmia Detection", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 38, no. 8, pp. 785-794, 1991.  
 [2] Jane, R., Laguna, P., Thakor, N.V., Caminal, P., "Adaptive Baseline Wander Removal in the ECG:

Comparative Analysis with Cubic Spline Technique", Computers in Cardiology, pp. 143-146, 1992.  
 [3] Afonso, V.X. et al., "Comparing Stress ECG Enhancement Algorithm", IEEE Eng. in Med. & Biol., pp. 37-44, 1996.  
 [4] Friesen, G.M. et al., "A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithm", IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 37, no. 1, pp. 85-98, 1990.  
 [5] Laguna, P., Thakor, N.V., Caminal, P., Jane R., Yoon, H.R., " New Algorithm for QT Interval Analysis in 24-Hour Holter ECG : Performance and Applications", Med. & Bio. Eng & Comput, pp. 67-73, Jan. 1990.  
 [6] Jurandir, N., Marcelo, C.B., "Classification of Cardiac Arrhythmia Based on Principal Component Analysis and Feedforward Neural Networks", IEEE Conference, pp. 341-344, 1993.  
 [7] Kosko, B., "Fuzzy Enginnering", Prentice Hall, pp. 467-497, 1997.  
 [8] Lee, T.W., "Independent Component Analysis : Theory and Application", 1998.  
 [9] Vigon, L., Ssaatchi, M.R., Mayhew, J.E.W., Fernandes, R., "Qautitative Evaluation of Techniques for Ocular Artefact Filtering of EEG Waveforms", IEE Proc-Sci, Meas. Technol. vol. 147, no. 5, Sep. 2000.  
 [10] 장길진, "독립성분분석을 이용한 강인한 화자식별", 한국과학기술원 전산학과, 석사논문, 1999.  
 [11] Horner, S., Crilly, P.B., "A Review of Fetal ECG Detection and Enhancement Methodologies", IEEE, 1991.  
 [12] Zarzoso, V., Nandi, A.K., "Noninvasive Fetal Electrocardiogram Extraction: Blind Separation versus Adaptive Noise Cancellation", IEEE Trans. on Biomed. Eng., vol. 48, no. 1, Jan. 2001.  
 [13] Vigario, R.N., "Extraction of Ocular Artefacts from EEG using Independent Component Analysis", Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, vol. 103, no. 3, pp. 395-404, 1997.  
 [14] Hyvarinen, A., Oja, E., "A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis", Neural Computation, vol. 9, no. 7, pp. 1483-1492, 1997.  
 [15] Mansour, A., Chritain, J., Ohnishi, N., "Kurtosis : Definition and Properties", FUSION'98 Internaional Conference, pp. 40-46, 1998.

저 자 소 개



**박 광 리 (朴 光 里)**

1969년 12월 22일생. 1993년 연세대학교 의공학과 졸업. 1996년 동대학원 졸업(석사). 2000년 동대학원 졸업(공학). 현재 용인송담대학 의료정보시스템과 조교수. 연구분야는 생체신호처리, 웨이브렛, 독립성분분석, 퍼지·신경회로망  
Tel : 031-330-9325  
Fax : 031-330-9325  
E-mail : klpark@ysec.ac.kr



**정 기 삼 (鄭 基 森)**

1965년 11월 1일생. 1988년 연세대 전기공학과 졸업. 1990년 동대학원 졸업(석사). 1997년 동대학원 졸업(공학박사). 현재 용인송담대학 조교수. 주 연구관심 분야는 신호계측, HRV, 의료기기 설계, 의료정보  
Tel : 031-330-9324  
Fax : 031-330-9324  
E-mail : ksjeong@ysec.ac.kr



**이 전 (李 田)**

1974년 8월 3일생. 1997년 연세대 의용전자공학과 졸업. 1999년 동 대학원 의용전자공학과 졸업(석사). 1999년~현재 동 대학원 의공학과 박사과정. 관심분야는 신호처리, 생체 모델링 및 시뮬레이션.  
Tel : 033-760-2806  
Fax : 033-760-2197  
E-mail : leejeon@bme.yonsei.ac.kr



**윤 형 로 (尹 亨 老)**

1949년 2월 17일생. 1972년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1974년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1986년 동 대학원 전자공학과 졸업(공학). 1980년~현재 연세대학교 의용전자공학과 교수  
Tel : 033-760-2850  
Fax : 033-763-1953  
E-mail : hryoon@dragon.yonsei.ac.kr



**이 병 채 (李 秉 采)**

1964년 10월 10일생. 1987년 연세대 전기공학과 졸업. 1989년 동대학원 졸업(석사). 1995년 동대학원 졸업(공학박사). 현재 용인송담대학 조교수. 주 연구관심 분야는 생체신호처리, 카오스, computer in medicine  
Tel : 031-330-9321  
Fax : 031-330-9321  
E-mail : bclee@ysec.ac.kr



**이 경 중 (李 景 中)**

1958년 9월 17일생. 1981년 연세대 전기공학과 졸업. 1988년 동 대학원 전기공학과 졸업(공학). 1993년 미국 Case Western Reserve Univ. 객원 교수. 현재 연세대 의공학과 교수. 관심분야는 신호처리, 심장 진단 및 모델링.  
Tel : 033-760-2432  
Fax : 033-763-1953  
E-mail : kjlee@dragon.yonsei.ac.kr