

## 웨이브렛 변환을 이용한 스트레스 심전도 분석 알고리즘의 개발

이 경 중 · 박 광 리

연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과, 연세대학교 의공학연구소  
(1998년 2월 5일 접수, 1998년 4월 20일 채택)

### Development of a Stress ECG Analysis Algorithm Using Wavelet Transform

K. J. Lee, K. L. Park

Dept. of Biomedical Eng., College of Health Science, Yonsei Univ.  
Research Institute of Medical Engineering, Yonsei Univ.  
(Received February 5, 1998, Accepted April 20, 1998)

**요 약 :** 본 논문에서는 스트레스 심전도를 분석함에 있어서 가장 중요한 파라미터인 ST 세그먼트를 측정하기 위해서 웨이브렛 변환을 이용하여 Wavelet Adaptive Filter(WAF)와 QRS 콤플렉스 검출 알고리즘을 설계하였다. WAF는 웨이브렛 변환부와 적응필터부로 구성되어 있으며, 웨이브렛 변환부에서는 웨이브렛 함수를 이용하여 입력되는 심전도 신호를 저주파 대역과 고주파 대역으로 각각  $j=-7$  레벨까지 분할하고, 적응필터부에서는 웨이브렛 변환에 의해 분할된 신호중  $j=-7$  레벨의 저주파 대역 신호를 주입력으로 사용하여 필터링 한다. QRS 콤플렉스는 합산신호를 구성한 후 문턱치를 RR간격에 변화에 따라 변화시키면서 검출하였으며, 합산신호는 웨이브렛 변환에 의해 QRS 콤플렉스의 주파수 성분이 포함되어 있는 고주파 대역의 신호를 더하여 구성하였다. WAF는 표준필터와 일반적인 적응필터와 성능을 비교하였으며, 잡음제거 특성과 신호왜곡도 측면에서 비교필터에 비해 우수한 성능을 보였다. QRS 콤플렉스 검출성능을 평가하기 위해서 MIT/BIH 데이터베이스를 이용하여 기존의 QRS 검출 알고리즘들의 검출 방법과 비교하였으며, 웨이브렛에 의한 합산신호를 이용할 경우에 99.67%로써 더 좋은 검출성능을 보였다. 또한 측정된 ST 세그먼트의 정확도를 비교·평가를 위하여 European ST-T 데이터베이스와 실제 임상데이터를 이용하였으며 심박수의 변화에 따라 적응적으로 ST 세그먼트를 측정할 수 있었다.

**Abstract :** This paper describes a development of efficient stress ECG signal analysis algorithm. The algorithm consists of wavelet adaptive filter(WAF), QRS detector and ST segment detector. The WAF consists of a wavelet transform and an adaptive filter. The wavelet transform decomposed the ECG signal into seven levels using wavelet function for each high frequency band and low frequency band. The adaptive filter used the signal of the seventh lowest frequency band among the wavelet transformed signals as primary input. For detection of QRS complex, we made summed signals that are composed of high frequency bands including frequency component of QRS complex and applied the adaptive threshold method changing the amplitude of threshold according to RR interval. For evaluation of the performance of the WAF, we used two baseline wandering elimination filters including a standard filter and a general adaptive filter. WAF showed a better performance than compared filters in the noise elimination characteristics and signal distortion. For evaluation of results of QRS complex detection, we compared our algorithm with existing algorithms using MIT/BIH database. Our algorithm using summed signals showed the accuracy of 99.67% and the higher performance of QRS detection than existing algorithms. Also, we used European ST-T database and patient data to evaluate measurement of the ST segment and could measure the ST segment adaptively according to change of heart rate.

**Key words :** Stress ECG, Wavelet transform, WAF, QRS detector, ST segment detector

\*본 논문은 1997년도 한국과학재단 핵심전문연구비(과제번호 : 971-0913-078-1)의 지원으로 이루어졌음.  
통신저자 : 이경중, (222-701) 강원도 원주시 흥업면 매지리 234 연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과,  
Tel. (0371)760-2433, Fax. (0371)760-2433,  
E-mail) kjlee@dragon.yonsei.ac.kr

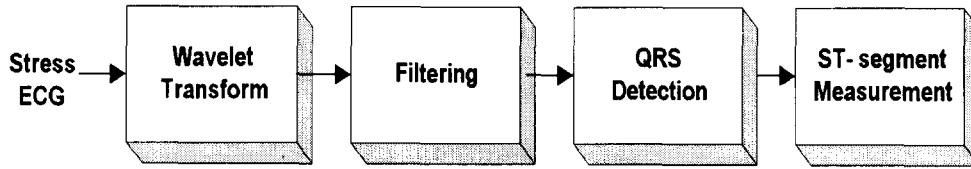


그림 1. 스트레스 심전도 분석을 위한 전체 블록도  
Fig. 1. Block diagram for stress ECG analysis

## 서 론

최근 급사(sudden death)의 발생율이 증가하면서 급사를 유발하는 심근허혈(ischemia)의 진단에 대한 요구가 증가하고 있다. 급사의 원인이 되는 심근허혈은 정상상태에서는 발견되지 않을 때가 많기 때문에 일반적인 진단 심전도보다 운동부하상태에서 측정하는 스트레스 심전도가 더욱 유용하다고 할 수 있다. 특히, 심근허혈의 진단을 위해서는 심전도 파라미터중 ST 세그먼트를 측정하는데[1], 이 부분은 심전도 신호중에서 크기가 작고 저주파 대역이기 때문에 잡음의 영향을 많이 받으며, 특히 스트레스 심전도의 경우는 운동부하상태에서 기록되기 때문에 기저선 변동, 근잡음 및 60Hz 전력선 잡음이 신호에 많이 포함되므로 이러한 잡음을 제거하기 위한 전처리 과정이 필요하다. 전처리를 위한 방법은 FIR필터, IIR필터[2], 적응필터[3] 및 interpolation을 이용한 방법[4] 등이 주로 사용되어 왔다. 필터링 되어진 심전도로부터 정확한 ST 세그먼트의 검출을 위해서는 ST 세그먼트 측정의 기준점이 되는 QRS 콤플렉스 검출 성능을 높이는 것이 매우 중요하다. 기존에 연구되어 온 QRS 콤플렉스 검출 알고리즘은 크게 신호의 크기를 이용하는 방법, 1차 혹은 2차 미분을 이용한 방법 그리고 크기와 미분을 함께 사용한 방법으로 나눌 수가 있으며[5], 심박수에 따라 문턱치를 조정함으로써 검출성능을 향상시킨 연구가 진행되어 왔다[6]. 최근에는 시변 불안정 신호를 주파수 대역별로 분할하여 분석하는 웨이브렛 변환을 이용하여 압축, 잡음제거 그리고 QRS 콤플렉스 및 특징점 검출등에 대한 많은 연구가 진행되고 있다. QRS 콤플렉스의 주파수 대역은 대부분 5~30Hz이기 때문에 웨이브렛 변환을 이용하면 QRS 콤플렉스가 포함된 주파수 대역만을 추출하여 검출성능을 높일 수 있다. 지금까지 웨이브렛을 이용하여 QRS 콤플렉스를 검출한 연구는 5~30Hz 대역에서 얻은 미분형태의 신호로부터 영교차점(zero-crossing)을 찾는 방법이 주로 사용되었다[7,8]. 그러나 웨이브렛 변환은 시간-주파수 localization이 우수한 반면 명확히(crisp) 주파수를 분할할 수 없기 때문에 추출된 주파수 대역에서의 신호크기가 일정하지 않은 단점이 있으며, 신호크기를 이용하는 검출방법을 사용할 경우 오차의 원인이 된다.

본 연구에서는 스트레스 심전도 신호 분석시 심하게 변하는 기저선 변동을 효율적으로 제거함과 동시에 ST 세그먼트의 왜

곡을 최소화시키기 위한 전처리 필터인 WAF를 설계하고, 기존의 QRS 콤플렉스 검출 알고리즘의 단점을 보완한 새로운 검출 알고리즘을 개발하여 ST 세그먼트를 정확히 검출할 수 있는 스트레스 심전도 신호 분석 알고리즘을 개발하고자 한다.

## 본 론

스트레스 심전도 분석은 전처리 필터링, QRS 콤플렉스 검출 및 ST세그먼트 측정으로 크게 구분할 수 있다. 일반적으로 잡음제거를 위한 필터링 과정을 선행한 후 잡음이 제거된 신호로부터 QRS 콤플렉스를 검출하지만 웨이브렛 변환을 이용하면 원하는 주파수 대역만을 선택할 수 있기 때문에 QRS 콤플렉스 검출을 위한 다른 필터링 과정은 필요하지 않다. 그러나 웨이브렛 변환만으로는 신호에 왜곡이 발생할 수 있기 때문에 정확한 ST 세그먼트를 검출하기 어렵다. 따라서 ST 세그먼트의 정확한 검출을 위해서는 신호의 왜곡을 최소화하면서 기저선 변동을 제거하는 필터링 과정이 필요하다.

그림 1은 신호분석을 위한 전체 블록도로서 입력되어진 스트레스 심전도를 웨이브렛 변환한 후 선택된 주파수 대역의 신호를 이용하여 QRS 콤플렉스를 검출하고, 기저선 변동 제거에 효과적인 WAF에 의해 필터링된 신호로부터 ST를 측정한다.

### 1. 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환은 샘플링 주파수를 2분주(dyadic) 방식으로 up-sampling 혹은 down-sampling함으로써 입력된 신호의 샘플링 주파수를 다른 형태의 샘플링 주파수로 변화시켜 다양한 주파수 대역에서 신호를 처리할 수 있는 다해상도(multiresolution) 시스템이다[9]. 웨이브렛 변환은 입력신호를 웨이브렛 함수와 스케일 함수에 각각 곱하여 고주파와 저주파로 주파수 대역을 나누어 원하는 주파수 대역에서의 변환된 신호를 분석할 수 있기 때문에 시간-주파수 localization이 매우 우수한 특징을 갖는다. 푸리에 변환을 기저함수 집합인  $\{e^{j\omega t}\}$ 의 선형조합으로 표현한다면, 웨이브렛 변환은 식 (1)과 식 (2)에서 제시한 두 가지 조건을 만족하는 기저함수(웨이브렛 함수)의 선형조합이라고 할 수 있다[10].

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |\Psi(x)| = 0 \quad (1)$$

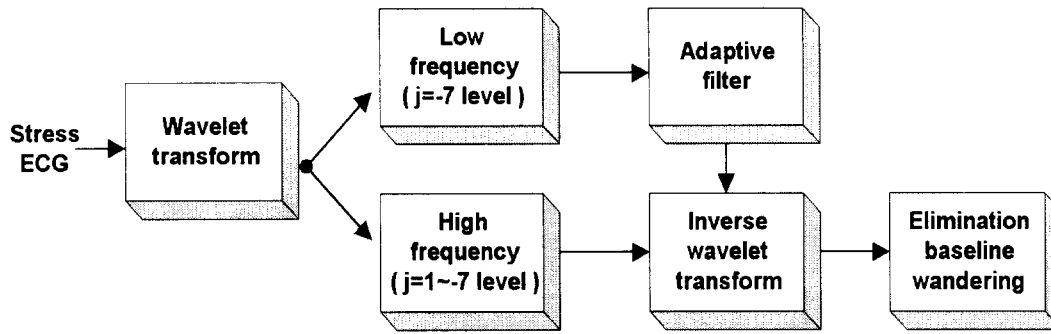


그림 2. WAF의 전체 구성도  
Fig. 2. Block Diagram of WAF

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(x) dt = 0 \tag{2}$$

웨이브렛은 웨이브렛 함수  $\Psi(x)$ 로부터 스케일링(scaling)요소 'a'와 천이(translation)요소 'd'로 구분하여 식 (3)과 같이 표현할 수 있다.

$$\Psi(x)_{a,d} = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-d}{a}\right) \tag{3}$$

웨이브렛 함수의 주파수 분할특성은 모 웨이브렛(mother wavelet)의 종류에 따라 달라지기 때문에 심전도 신호처리에 적합한 모 웨이브렛을 선택해야 하는 것은 매우 중요하다. 본 논문에서는 웨이브렛 역변환에 의해 완전한 신호복구가 가능한 직교(orthogonal)특성을 갖고, 웨이브렛 함수의 계수가 적어 비교적 처리속도가 빠른 Haar 웨이브렛을 사용하였다[11]. 여기서 Haar의 스케일 함수는

$$\Phi(2t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \tag{4}$$

이며, 웨이브렛 함수는

$$\Psi(t) = \Phi(2t) - \Phi(2t-1) \tag{5}$$

로 표시한다. 심전도의 이산신호  $x(n)$ 을 이산 웨이브렛 변환시키려면 식 (3)에서의 스케일링 요소 'a'와 천이 요소 'd'를 이산화함으로써 얻을 수 있으며[6], 레벨  $j=-1$ 일 경우 고주파 성분의 신호인  $D_2[x(n)]$ 과 저주파 신호인  $A_2[x(n)]$ 으로 구분하여 표시할 수 있다. 즉, 입력되어진 심전도 이산신호  $x(n) = D_2[x(n)] + A_2[x(n)]$ 으로 나타낼 수 있으며, 이것을 일반화된 수식으로 표현하면 식 (6), 식 (7)과 같다[12].

$$D_2^j[x(n)] = \sum_{k=0}^{\infty} d_2^j(K) \Psi_2^j(n-2^j k) \tag{6}$$

$$A_2^j[x(n)] = \sum_{k=0}^{\infty} a_2^j(K) \Phi_2^j(n-2^j k) \tag{7}$$

이 때 2는 레벨  $j$ 가 감소함에 따라 샘플수가 2분주됨을 나타낸다. 식 (6)은 detail 신호로서 식 (5)의 웨이브렛 함수와 천이 요소인 'd'에 의해서 입력신호의 고주파 성분을 레벨  $j$ 에 따라 분할하며, 식 (7)은 approximate 신호로서 식 (4)의 스케일 함수와 스케일 요소인 'a'에 의해서 입력신호의 저주파 성분을 레벨  $j$ 에 따라 분할한다. 또한 식 (6)과 식 (7)을 이용하여 웨이브렛 변환을 취할 때, 레벨의 감소( $j = -1, -2, \dots -k$ )에 따라 신호의 샘플링 주파수가 1/2로 감소하게 되며, 나이퀴스트 이론에 따라 그 레벨에서의 신호가 포함하고 있는 주파수 성분도 1/2로 감소하게 되므로 신호의 주파수 스펙트럼이 저주파와 고주파로 분할된다.

## 2. 전처리 과정

### 1) 기저선 변동 제거를 위한 WAF의 설계

적응필터의 주입력을 기저선 변동이 있는 심전도 신호로 입력할 경우 기저선 변동은 잘 제거되지만 심전도 신호의 저주파 대역에서 왜곡이 발생하게 된다. 신호의 왜곡은 ST세그먼트 진단에 큰 오류를 발생시키기 때문에 적응필터 설계시 신호왜곡을 작게 만드는 것은 매우 중요한 연구과제이다. 그림 2는 WAF의 구성도를 보여주고 있다. WAF는 우선 Haar 웨이브렛을 사용하여 웨이브렛 변환한 후  $j=-7$ 레벨까지 고주파 대역의 신호들(D1~D7)과 저주파 대역의 신호들(A1~A7)로 분할한 후 기저선 변동이 가장 많이 포함되어 있는 저주파 대역( $j=-7$ 레벨 : A7 신호)을 선택한다. 선택되어진 A7 신호는 적응필터의 주입력으로 사용하여 필터링되며, 필터링된 결과와 웨이브렛 변환에 의해 얻은 고주파 성분의 신호들(D1~D7)을 조합하여 웨이브렛 역변환을 취하면 기저선 변동을 제거한 결과를 얻을 수 있다.

그림 2에서 저주파 대역의 7번째 신호와 고주파 대역의 신호들과의 조합으로 웨이브렛 역변환을 취함으로써 기저선 변동을 제거하여 얻은 신호 S는 식 (8)과 같이 표현된다.

$$S = T + D7 + D6 + D5 + D4 + D3 + D2 + D1 \tag{8}$$

여기서 T는 적응필터를 통과한 신호이며, Dn은 n번째 고주파

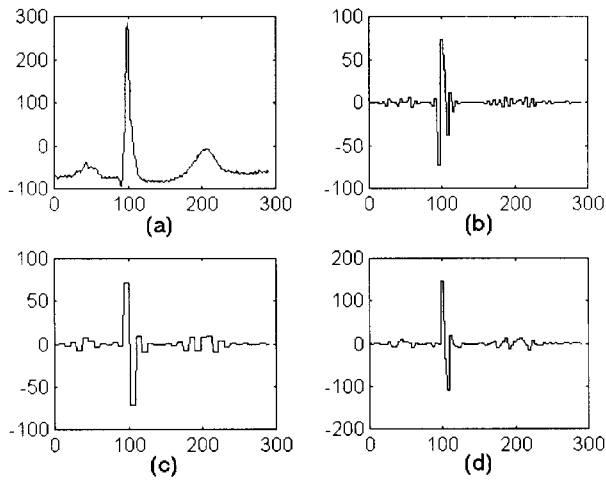


그림 3. 심전도 신호(101)와 웨이브렛 변환된 신호 및 합산신호  
(a) 심전도 신호 (b) D3신호 (c) D4 신호 (d)  $D_{add}$  신호  
Fig. 3. ECG signal, wavelet transformed signal and summed signal  
(a) ECG signal (b) D3 signal (c) D4 signal (d)  $D_{add}$  signal

대역의 신호이다.

## 2) 근잡음 제거를 위한 필터링

스트레스 심전도의 경우 운동부하상태에서 측정되기 때문에 심전도에 많은 근잡음이 포함되어 있다. 이러한 근잡음은 저주파 대역에서 고주파 대역까지 광범위하게 분포되어 있으며, 특히 QRS 콤플렉스의 주파수 대역과 겹치기 때문에 제거하기가 매우 어렵다. 본 연구에서는 웨이브렛 변환된 신호 중 고주파 신호인 D1, D2 및 D3을 신호 크기에 따라 적당한 문턱치를 설정하여 문턱치 이하의 값들을 '0'으로 만든 후 심전도를 재구성하는 방법을 사용하였다. 이 방법은 QRS 콤플렉스를 검출하기 위한 합산신호를 구성할 때 근잡음의 영향을 최소화해줌으로써 검출성능을 향상시키고, 고주파 대역의 신호만을 사용하여 연산하기 때문에 ST세그먼트와 같은 저주파 대역에서의 신호 왜곡은 발생하지 않으며, ST 세그먼트의 정확한 값을 측정할 수 있다.

## 3. QRS 콤플렉스 검출 및 ST 세그먼트의 측정

웨이브렛 변환은 처리하려는 신호의 주파수 대역을 선택하는 측면에서는 매우 큰 장점을 갖고 있지만 명확한 주파수 분할이 어렵기 때문에 분할된 주파수 대역에서의 신호크기가 일정하지 않은 단점이 있다. 이러한 이유 때문에 기존의 웨이브렛 변환을 이용한 QRS 콤플렉스 검출 방법은 D3신호(11.4~22.8Hz) 혹은 D4신호(22.8~45Hz) 중 하나의 신호만을 선택하지 않고, 여러 레벨의 신호를 접근해야 하는 어려움과 복잡성이 있었다. 본 연구에서는 기저선 변동과 근잡음을 제거시킨 후 재구성된 고주파 대역의 신호들 중 QRS 콤플렉스가 포함되어 있는 3번째 레벨(D3)과 4번째 레벨(D4)의 신호를 더한 합산신호  $D_{add}$ 를 구성

하여 신호의 크기를 보다 일정하게 조정함으로써 간단하면서도 검출 성능을 향상시키고자 하였다.

$$D_{add} = D3 + D4 \quad (9)$$

이 때 입력되는 심전도 신호가 360Hz의 샘플링 주파수를 갖고 있다면 구성된 합산신호  $D_{add}$ 의 주파수 대역은 약 11.4Hz~45Hz가 된다.

그림 3은 입력되어진 심전도 신호와 이 신호를 웨이브렛 변환한 고주파 대역의 D3신호, D4신호 및 합산신호  $D_{add}$ 의 출력신호를 나타낸다.

QRS 콤플렉스 검출을 위해 우선적으로 선정해야 하는 초기 문턱치  $Thres(1)$ 은 식 (10)과 같이  $D_{add}$ 의 최대치  $PKD_{add}$ 의 30%로 설정하였다. 식 (11)에서는 이전의 문턱치  $thres(n)$ 과 현재의 문턱치  $(0.3 \times PKD_{add}(n+1))$ 에 각각 80%, 20%를 적용하여 새로운 현재의 문턱치를 구성하였으며, 변화하는 최대치에 적용적으로 문턱치를 가변하도록 하였다.

$$Thres(1) = 0.3 \times PKD_{add}(1) \quad (10)$$

$$Thres(n+1) = 0.8 \times Thres(n) + 0.2 \times (0.3 \times PKD_{add}(n+1)), n=0,1,\dots,m \quad (11)$$

여기서  $n$ 은 정수이며,  $m$ 은 데이터 총개수를 표시한다. 합산신호  $D_{add}$ 의 절대값의 최대값을 찾은 후 그 위치를 중심으로 전후 5점을 윈도우링하여 원래 심전도 신호에서의 최대치를 찾아 R점으로 검출하였다. False negative(FN) 비트를 방지하기 위하여 검출된 R점으로부터 현재 RR간격을 계산하여 이전의 RR간격과 비교함으로써 문턱치를 조정한 후 다시 검출을 시도하도록 하였으며, 식 (12)와 같이 나타낼 수 있다. 만일

$$\text{현재 } RR \text{ 간격} > \text{이전의 } RR \text{ 간격} \times 1.8 \quad (12)$$

이라면 새로운 문턱치는 식 (13)과 같이 초기 문턱치의 20%로 재설정하여 재검출을 시도한다.

$$Thres(n)' = Thres(n) \times 0.2 \quad (13)$$

또한 false positive(FP) 비트를 방지하기 위해서 검출된 R점의 위치를 기준으로 D3신호와 D4신호에서의 신호크기를 비교하였다. 만일

$$D3_{pk} \times 0.1 > D4(R(i)) \text{ AND } D4_{pk} \times 0.1 > D4(R(i)) \quad (14)$$

라면 검출된 R점은 잘못 찾은 FP 비트가 되며 R점에서 제외된다. 여기서  $D3_{pk}$ 와  $D4_{pk}$ 는 각각 D3신호와 D4신호의 최대치이며,  $D3(R(i))$ 와  $D4(R(i))$ 는 각각 현재 찾은 R점에서의 신호크기이다. 처리속도와 검출의 정확도를 향상시키기 위해 다음 R점을 찾기 위한 시작점(Spoint)을 조정하는 것이 중요하며 식 (15)를 이용하여 설정하였다.

$$SPoint = \frac{(0.3 \times RP_{avg}) + (0.2 \times RR_{min}) + (0.5 \times RR_{current})}{2} \quad (15)$$

여기서  $RR_{avg}$ 는 안정화된 신호로부터 얻은 초기 RR 간격의 평균이며,  $RR_{min}$ 은 신호중 최소의 간격이고,  $RR_{current}$ 는 현재의 RR 간격이다.

진단 심전도의 경우는 심전도에서 얻을 수 있는 모든 특징점을 검출한 후 다음 특징점을 찾기 위한 기준점으로 T점을 많이 사용한다. 또한 R점을 기준으로 할 경우는 심전도의 절대불응기인 200ms만큼(신호의 샘플링 주파수가 360Hz일 경우 약 72 point) 증가시킨 후 처리를 한다. 그러나 R점을 기준으로 할 경우 크기가 큰 T파에 영향이나 잡음의 영향으로 인한 FP 비트를 발생시킬 수 있다. 본 연구에서는 처리속도를 향상시키고, 잡음으로 인한 검출 오차를 최소화하기 위하여 새로운 시작점을 설정하는 수식을 제시하였다. 특히, 스트레스 심전도의 경우는 진단 프로토콜에서 제시한 시간과 속도 및 경사도를 변화시키면서 트레드밀을 조정하여 피검자의 심박수 변화를 검사하기 때문에 QRS 콤플렉스의 정확한 검출을 위해서는 심박수의 변화에 적응적으로 반응할 수 있는 시작점의 설정이 필요하다고 할 수 있다. 이러한 프로토콜은 대부분 한 단계(stage)가 3분으로 구성되어 있으며, 단계가 넘어갈 때마다 새로운  $RR_{avg}$ 와  $RR_{min}$ 을 선정하여 QRS 콤플렉스를 검출하면 처리속도나 검출성능을 향상시킬 수 있다.

식 (16)과 (17)은 WAF에 의해 기저선 변동을 제거한 신호를 이용하여 ST 세그먼트를 측정하는 수식이다. 특히, 스트레스 심전도의 경우는 심박수 변화가 많기 때문에 검출된 R점과 측정된 심박수를 근거로 ST 세그먼트를 측정하는 것이 바람직하다. 식 (16)은 R파의 첨두치가 양(+)의 방향일 때 이용하며, 식 (17)은 R파의 첨두치가 음(-)의 방향일 때 이용한다[13].

$$ST = R + 64ms + \max[4, (200 - \text{심박수})/16] \times t \quad (16)$$

$$ST = S + 64ms + \max[4, (200 - \text{심박수})/16] \times t \quad (17)$$

여기서 R은 R점이며, S는 R점이후에 나타나는 첨두치인 S점이고, t는 샘플간격이다.

### 결과 및 고찰

본 연구에서의 실험데이터는 샘플링 주파수가 360Hz인 MIT/BIH 데이터베이스와 샘플링 주파수가 250Hz인 European ST-T 데이터베이스 및 Marquette사의 MAC-15 시스템으로부터 얻은 실제 환자데이터를 사용하였다. 미분과 신호크기를 이용한 방법을 사용하여 QRS 콤플렉스 검출성능을 비교·평가하였으며, WAF의 성능을 평가하기 위해서 표준필터와 일반적인 적응필터를 이용하여 비교·평가하였다. 또한 European ST-T 데이터베이스를 이용하여 ST 세그먼트 측정의 정확도를 평가하였으며,

표 1. MIT/BIH 데이터베이스와 실제 환자 데이터를 사용한 제거된 잡음의 평균전력 비교

Table 1. Comparison of the average power of the eliminated noise using MIT/BIH database and patient database

(단위 : 10<sup>4</sup>)

데이터 \ 필터종류	adaptive filter	standard filter	WAF
MIT/BIH database(43개)	3.929	3.681	3.936
실제 환자 데이터 (8명)	1.569	0.981	1.590

표 2. 삼각파를 이용한 왜곡도 평가

Table 2. Estimation of the signal distortion using triangular wave

(단위 : mV)

데이터 \ 필터종류	adaptive filter	standard filter	WAF
J점의 레벨	-0.462	-0.297	-0.032
ST 세그먼트	-0.326	-0.193	-0.032
J점과 ST 세그먼트의 차이	0.136	0.104	0

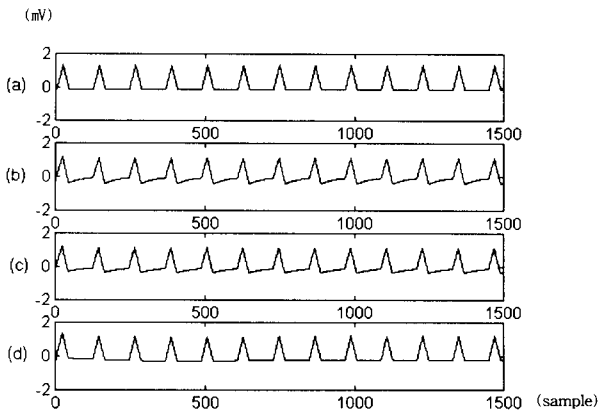
실제 환자 데이터로부터 QRS 콤플렉스 검출 및 ST세그먼트 측정에 대한 실험을 하였다.

#### 1. WAF의 성능평가

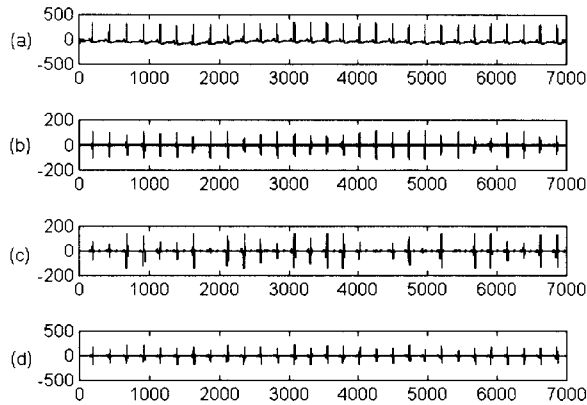
WAF의 성능을 평가하기 위한 파라미터로는 잡음제거 특성과 신호의 왜곡정도를 이용하였다. AHA(American Heart Association)에서는 ST 세그먼트가 왜곡을 일으키지 않도록 차단 주파수 범위를 0.8Hz로 규정하고 있기 때문에 본 연구에서는 0.8Hz이하의 주파수 대역에서의 잡음제거 특성을 알아보기 위하여 0.8Hz이하의 주파수 대역에서 전력이 대한 평균을 취하여 각 필터를 비교하였으며, WAF의 신호 왜곡도를 평가하기 위하여 AHA에서 추천하는 크기가 1.5mV이고 간격이 100ms인 삼각파 실험을 하였다.

표 1은 MIT/BIH 데이터 베이스 43개와 8명의 실제 환자 데이터를 사용하여 0.8Hz 이하의 주파수대역에서의 잡음의 평균 전력을 비교한 결과이다. WAF가 비교필터들에 비해서 기저선 변동을 더욱 잘 제거할 수 있음을 알 수 있다. 적응필터는 표 1에서 볼 수 있듯이 표준필터에 비해 잡음을 제거하는 특성은 매우 우수하지만 기저선 변동과 같은 주파수 대역을 갖는 ST 세그먼트 성분도 같이 제거되기 때문에 ST 세그먼트에 왜곡이 발생되므로 실제 임상적으로 사용되기 어렵다.

표 2는 삼각파를 이용한 왜곡도 평가에 대한 비교로써 적응필터는 0.136mV, 표준필터는 0.104mV로써 J점의 레벨과 ST세그먼트와의 차이가 많지만 WAF는 거의 변화가 없음을 나타내고 있다.



**그림 4.** 삼각파를 이용한 필터링 결과파형 비교  
 (a) 심전도 신호 (b) 적응필터 (c) 표준필터 (d) WAF  
**Fig. 4.** Comparison of the filtered output signal using triangular signal  
 (a) ECG signal (b) adaptive filter (c) standard filter (d) WAF



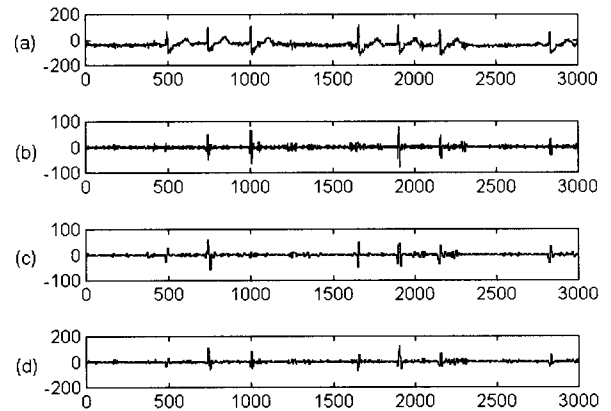
**그림 5.** (a) 심전도 신호(234) (b) D3신호 (c) D4 신호 (d)  $D_{add}$  신호  
**Fig. 5.** (a) ECG signal(234) (b) D3 signal (c) D4 signal (d)  $D_{add}$  signal

그림 4는 각 필터를 통과한 삼각파의 결과 파형이다. 표 2에서와 마찬가지로 결과로 표준필터나 적응필터는 J점에서 ST 세그먼트 부분이 점점 상승되는 왜곡현상을 나타내고 있으나 WAF는 왜곡현상이 거의 없음을 볼 수 있다. 이 사실로부터 단순히 웨이브렛 변환만을 이용하거나 혹은 기존의 적응필터나 표준필터를 사용할 때 발생할 수 있는 신호의 왜곡도를 최소로 줄일 수 있는 필터로서 WAF의 유용성을 입증할 수 있으며, ST 세그먼트 검출시 기존의 방식보다 검출성능을 향상시킬 수 있다.

**2. QRS 검출 알고리즘의 평가**

QRS 검출 알고리즘의 검출성능을 평가하기 위해 MIT/BIH 데이터베이스를 이용하였다.

그림 5는 MIT/BIH 데이터베이스의 234번 데이터와 웨이브



**그림 6.** (a) 심전도 신호(232) (b) D3신호 (c) D4 신호 (d)  $D_{add}$  신호  
**Fig. 6.** (a) ECG signal(232) (b) D3 signal (c) D4 signal (d)  $D_{add}$  signal

렛 변환에 의해서 얻은 고주파 대역의 D3신호, D4신호 및 합산 신호이다. D3신호의 주파수 대역은 11.4~22.8Hz이고, D4신호의 주파수 대역은 22.8~45Hz이기 때문에 5~30Hz의 주파수 성분을 갖고 있는 QRS 콤플렉스를 검출하기 위해서는 각각의 신호를 사용해도 상관없지만 웨이브렛 변환의 주파수 분할 특성이 명확하지 않기 때문에 신호의 크기가 일정해지지 않는 단점이 있다. 그림 5의 (b)에서 볼 수 있듯이 R점에서의 최대치가 일정하지 않으며, 특히 (c)의 경우는 QRS 콤플렉스 부분에 해당하는 파형이 잘보이지 않는 것을 알 수 있다. 이러한 단점을 쉽게 보완하기 위해 (d)와 같이 두 가지의 신호를 합산함으로써 (합산신호의 주파수 대역은 11.4~45Hz 임) 비교적 일정한 크기의 신호를 얻었고, QRS 콤플렉스 검출 성능을 향상시킬 수 있었다.

그림 6은 MIT/BIH 데이터 베이스의 232번 데이터와 웨이브렛 변환에 의해서 얻은 고주파 대역의 D3신호, D4신호 및 합산 신호이다. (b)에서는 첫 번째 QRS 콤플렉스에 대한 정보가 나타나있지 않은 반면에 (c)에서는 세 번째 QRS 콤플렉스에 대한 정보가 손실되었다. 그러나 두 신호의 합산에 의해 구성된 (d)에서는 비교적 일정한 크기의 신호를 얻음으로써 (b)와 (c)에서 검출하지 못하였던 첫 번째와 세 번째 QRS 콤플렉스를 검출할 수 있다. 그러나 (a)의 약 1200번째 데이터에서 나타난 작은 잡음을 (d)에서 처리할 때 RR 간격이 길기 때문에 문턱치를 낮춘 후 재검출 과정을 거치면 1200번째 데이터의 peak 값은 똑같은 유형의 약 2600번째 데이터보다 약 3배가 크기 때문에 QRS 콤플렉스로서 검출하게 된다. 이러한 FP비트를 방지하기 위해 (b)와 (c)신호를 이용해서 식 (17)을 적용하여 R점 인지를 다시 판독한다.

그림 7은 기저선 변동이 포함된 실제 스트레스 심전도신호와 웨이브렛 변환을 통해 얻은 합산신호를 나타낸다. 웨이브렛 변환은 주파수 대역을 분할한 후 그 주파수 대역에 포함된 신호를

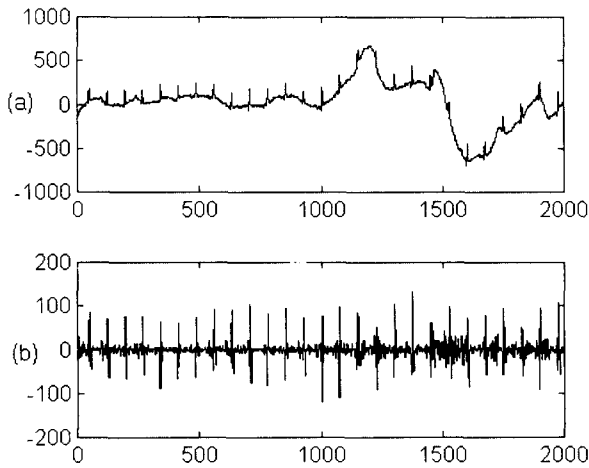


그림 7. (a) 기저선 변동이 포함된 실제 스트레스 심전도 신호 (b)  $D_{mf}$  신호  
 Fig. 7. (a) Real stress ECG signal included baseline wandering (b)  $D_{mf}$  signal

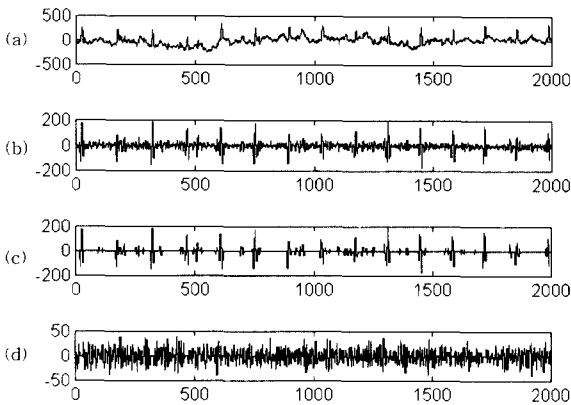


그림 8. (a) 근잡음이 포함된 심전도 신호 (b) 근잡음을 제거하지 않은 합산신호 (c) 근잡음을 제거한 후의 합산신호 (d) 제거된 근잡음  
 Fig. 8. Stress ECG signal including muscle artifact (b) summation signal without filtering (c) summation signal with filtering (d) eliminated noise

나타내기 때문에 원래 신호에서 잘 보이지 않는 QRS 콤플렉스 부분도 합산신호에 의해서 명확히 파악하여 R점을 검출할 수 있다. 여기에 사용된 합산신호의 주파수 대역은 약 8~32Hz 이다. 그림 7의 (a)에서 16번째, 17번째, 20번째 및 21번째 심전도 파형은 기저선 변동을 제거하더라도 파형의 크기가 매우 작기 때문에 QRS 콤플렉스를 검출하기가 어렵다. 그러나 웨이브렛 변환을 이용하면 그 파형이 포함하고 있는 주파수 대역에서의 크기를 나타내기 때문에 (b)와 같이 뚜렷이 QRS 콤플렉스 부분을 표시할 수 있으며 검출이 용이하다.

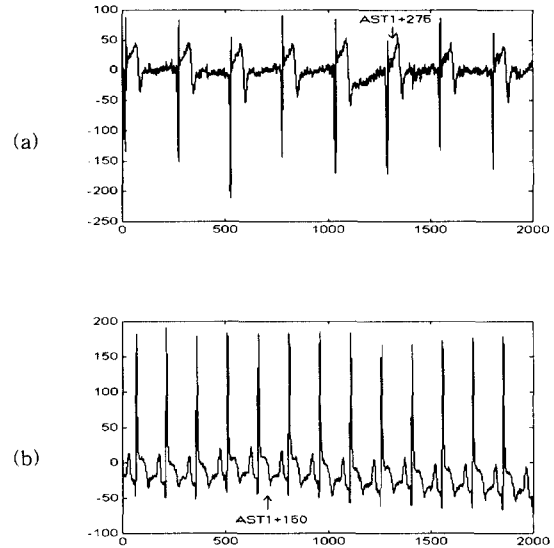


그림 9. European ST-T 데이터베이스를 이용한 ST 세그먼트의 측정  
 (a) e0107 (b) e0122  
 Fig. 9. Measurement of ST segment using European ST-T database  
 (a) e0107 (b) e0122

그림 8은 근잡음이 포함된 신호에서 근잡음을 제거하지 않고 얻은 합산신호와 근잡음을 제거한 후의 합산신호를 비교하고 제거된 근잡음을 나타낸 결과이다. 근잡음을 제거할 때 고주파 대역 신호인 D1, D2 및 D3에서 잡음성분의 크기를 문턱치로 설정하여 그 이하의 값들을 제거해 주었기 때문에 (c)에서는 근잡음이 제거된 명확한 QRS 콤플렉스 위치를 찾을 수 있다. 특히 이 방식은 근잡음이 많이 섞인 경우 검출성능이 감소되었던 기존의 QRS 콤플렉스 검출 알고리즘들에 비해 검출성능이 향상됨을 보여주었다.

표 3은 상기에서 언급된 모든 조건들을 고려하여 웨이브렛 변환에 의한 합산신호를 이용한 QRS 검출 알고리즘을 MIT/BIH 데이터베이스에 적용하여 얻은 검출 결과를 나타낸 것으로서 평균 99.67%의 검출성능을 얻었다. 표 3에 나타난 결과를 보면 다른 신호들에 비해 잡음의 영향을 많이 받은 105번 데이터, 갑작스럽게 나타나는 거대한 P파를 나타내는 108번 데이터, 다양한 형태의 부정맥을 보이는 203번 데이터, 그리고 RR간격이 급격하게 변하거나 신호의 크기가 갑자기 변하는 데이터에서 많은 검출오류를 나타내었다.

본 연구에서 제안한 알고리즘은 표 4에서 제시된 기존의 QRS 검출알고리즘들[14]의 검출성능에 비해 상당히 우수한 성능을 나타낼을 알 수 있다. 특히, 표 4에서 WT는 단순히 웨이브렛 변환을 이용하여 신호크기를 이용한 방법으로써 일정하지 않은 신호크기 때문에 검출오류가 많이 발생된다.

표 3. 웨이브렛 변환을 이용한 QRS 콤플렉스 검출 결과

Table 3. Results of QRS complex detection using wavelet transform

데이터 종류	총갯수 (비트)	FP (비트)	FN (비트)	검출오류 (비트)	에러율 (%)
100	2273	0	0	0	0
101	1865	2	0	2	0.11
102	2187	0	1	1	0.05
103	2084	0	0	0	0
104	2230	17	8	25	1.12
105	2572	40	11	51	1.98
106	2027	5	7	12	0.59
107	2137	0	5	5	0.23
108	1763	13	15	28	1.59
109	2532	2	0	2	0.08
111	2124	0	1	1	0.05
112	2539	1	0	1	0.04
113	1795	1	0	1	0.06
114	1879	1	0	1	0.05
115	1953	1	0	1	0.05
116	2412	0	16	16	0.66
117	1535	0	0	0	0
118	2275	1	0	1	0.04
119	1987	1	0	1	0.05
121	1863	0	0	0	0
122	2476	0	0	0	0
123	1518	0	1	1	0.07
124	1619	0	1	1	0.06
200	2601	14	1	15	0.58
201	1963	0	18	18	0.92
202	2136	0	4	4	0.19
203	2982	11	35	46	1.54
205	2656	0	5	5	0.19
208	2956	7	15	22	0.74
209	3004	5	0	5	0.17
210	2647	3	12	15	0.57
212	2748	2	0	2	0.07
213	3251	0	0	0	0
214	2261	2	0	2	0.09
215	3363	3	7	10	0.30
217	2208	2	2	4	0.18
219	2154	5	0	5	0.23
220	2048	0	0	0	0
221	2427	8	0	8	0.33
222	2484	1	7	8	0.32
223	2605	0	2	2	0.08
228	2053	10	15	25	1.22
230	2256	0	0	0	0
231	1573	0	2	2	0.13
232	1780	0	1	1	0.06
233	3079	2	0	2	0.07
234	2753	0	0	0	0
합 계	107633	160	192	352	0.33

(총평균 검출율 : 99.67%)

표 4. 기존의 QRS검출 알고리즘을 MIT/BIH 데이터베이스에 적용하여 얻은 검출결과

Table 4. Results of the various existing QRS complex detection algorithms using MIT/BIH database

종 류	AT	AF	FD	FS	DF	WT
평균검출율 (%)	98.73	98.53	98.69	98.43	98.50	98.84

(단, AT : Adaptive Threshold, AF: Amplitude & First derivative, FD: First Derivative, FS : First & Second derivative, DF : Digital QRS pass filter, WT : simple Wavelet Transform 임)

### 3. ST 세그먼트의 검출성능 평가

그림 9는 European ST-T 데이터베이스의 e0107과 e0122를 사용하여 ST 세그먼트를 측정된 후 European ST-T 데이터베이스에서 제시한 기준과 비교·평가하였다. (a)에서 AST1은 2채널 데이터 중 2번째 채널의 데이터에 ST 세그먼트 레벨이 가장 크다는 것을 의미하며, '+'는 elevation을 의미하고 275는 ST 세그먼트 레벨이  $275\mu V$ 임을 나타낸다. (a)는 심박수가 약 60회인 데이터로써 European ST-T 데이터베이스에서 제시한 ST 세그먼트 레벨은  $+300\mu V$ 이었으나 식 (17)에 의해 측정된 결과  $+275\mu V$ 로 계산되었다. (b)는 심박수가 약 90회인 데이터로써 식 (16)에 의해 측정된 결과 European ST-T 데이터베이스에서 제시한 ST 세그먼트 레벨과 같이  $+150\mu V$ 로 측정되었다. 측정된 ST 세그먼트 레벨의 오차는 WAF에 의해 생긴 약간의 신호왜곡에 의한 것이다.

그림 10은 트레드밀의 프로토콜을 modified Bruce모드로 하여 운동부하를 인가한 상태에서 얻은 스트레스 심전도신호를 이용하여 ST 세그먼트를 측정된 결과파형이다. 프로토콜의 매 단계마다 신호를 얻어서 심박수에 변화에 따라 ST 세그먼트를 측정하였다. (d)의 경우는 근잡음이 많이 포함되어 있는 경우의 신호로써 2, 8 및 12번째 비트를 잘못 검출하였다. 근잡음을 제거하기 위한 연구[15]는 많이 진행되어 왔으나 아직까지 최적화된 필터를 설계하는 것이 어렵기 때문에 QRS 콤플렉스 검출에 많은 오류를 유발시키며[8], QRS 콤플렉스의 위치에 의존하는 ST 세그먼트 측정에도 많은 영향을 미치게 된다.

스트레스 심전도 분석 시스템은 기저선 변동과 근잡음 제거성능 및 QRS 콤플렉스 검출 성능에 많이 의존하는데 웨이브렛 변환을 이용하면 기존의 상용화된 스트레스 심전도 시스템에서 사용하고 있는 잡음제거용 필터나 QRS 콤플렉스 검출 알고리즘보다 성능을 향상시킬 수 있는 장점이 있다. 그러나 웨이브렛 변환을 이용한 알고리즘은 실시간 처리에 어려움이 있기 때문에 최근 출현된 고성능 PC 혹은 DSP 칩을 이용한다면 이러한 문제를 극복해야 할 것으로 사료된다. 본 연구에서 개발한 웨이브렛 변환을 이용한 전처리 필터나 QRS 콤플렉스 검출 알고리즘은 스트레스 심전도 시스템에서뿐만 아니라 진단 심전도 시스템



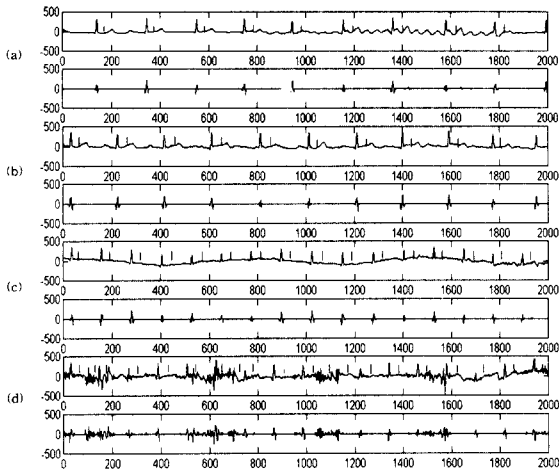


그림 10. 실제 환자 데이터를 이용한 ST 세그먼트의 측정

- (a) 심박수 75회의 심전도 신호와 합산신호(1단계)  
 (b) 심박수 83회의 심전도 신호와 합산신호(2단계)  
 (c) 심박수 115회의 심전도 신호와 합산신호(3단계)  
 (d) 심박수 120회의 심전도 신호와 합산신호(3단계)
- Fig. 10. Measurement of ST segment using patient data  
 (a) ECG signal of 75 heart rate and summation signal(1 stage)  
 (b) ECG signal of 83 heart rate and summation signal(2 stage)  
 (c) ECG signal of 115 heart rate and summation signal(3 stage)  
 (d) ECG signal of 120 heart rate and summation signal(3 stage)

과 24시간 홀터 시스템에서도 응용될 수 있으며, 웨이브렛 변환에 의해 얻은 다양한 파라미터를 이용하여 신경회로망 시스템의 feature 추출에 적용하여 신호분류에도 유용하게 사용될 수 있을 것으로 생각된다.

## 결 론

본 연구에서는 효율적인 스트레스 심전도 신호를 분석하기 위해 기저선 변동 제거와 ST 세그먼트의 왜곡을 최소화시키기 위한 WAF의 설계 및 웨이브렛 변환된 신호의 합산을 이용한 QRS 검출 알고리즘을 설계하였으며 표준 데이터베이스(MIT/BIH DB, European ST-T DB)와 실제 데이터를 이용하여 실험한 결과로 얻은 결론은 다음과 같다.

1. 설계한 WAF는 표준필터나 일반적인 적응필터에 비해 잡음제거특성과 신호의 왜곡도 특성에서 더 좋은 성능을 나타냄으로서 단순한 웨이브렛 변환만을 이용한 처리에 비해 ST 세그먼트 검출 성능을 향상시켰다.

2. 제안된 QRS 검출 알고리즘은 99.67 %의 검출성능을 보임으로서 기존에 많이 사용되어 왔던 미분과 신호크기를 이용한 검출방법과 단순히 웨이브렛 변환을 이용한 검출방법에 비해 우수한 성능을 보였다.

## 참 고 문 헌

1. Y. Suzuki, and K. Ono, "Personal computer system for ECG ST-segment recognition based on neural networks", Medical & Biological Engineering & Computer, Vol.30, No.1, pp. 2-8, 1992
2. Willis J. Tomkins, "Biomedical Digital Signal Processing", Prentice Hall, 1993.
3. Thakor, N.V., Zhu, Y. "Application of adaptive filtering to ECG analysis: noise cancelation and arrhythmia detection", IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol.38, No.8, pp.785-794. 1991.
4. R. Jane, P. Laguna, N.V. Thakor, and P. Caminal. "Adaptive Baseline Wander Removal in the ECG: Comparative analysis with Cubic spline Technique", Computers in cardiology, pp.143-146, 1992.
5. G.M. Friesen 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
6. P. Laguna, N.V. Thakor, P. Caminal, R. Jane and Hyoung Ro Yoon, "New algorithm for QT interval analysis in 24-hour Holter ECG: performance and applications", Med. & Bio. Eng & Comput, pp. 67-73, Jan, 1990.
7. J.S.Sahambi, S.N.Tandona and P.K.P.Bhatt, "Using Wavelet Transform for ECG Characterization", IEEE Engineering in Medicine and Biology, pp.77-83, Jan/Feb, 1997
8. C.Li, C.Zheng and C. Tai, "Detection of ECG Characteristic Point Using Wavelet Transforms", IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol.42, No.1, pp.21-28, 1995
9. Ronald E. Crochiere and Lawrence R. Rabiner, "Multirate Digital Signal Processing", Prentice Hall, 1983.
10. Daniel T. Lee and Akino Yamamoto, "Wavelet Analysis: Theory and Application", Hewlett-Packard Journal, pp. 44-54, Dec. 1992.
11. Ali N. Akansu and Richard A. Haddad, "Multiresolution Signal Decomposition", Addison-Wesley, 1992.
12. Metin Akay, "Wavelet in Biomedical Engineering," Anals of Biomedical Engineering, Vol. 23, pp. 531-542, 1995.
13. 이경중, "파이프라인 프로세서에 의한 심전도 자동진단 시스템에 관한 연구", 연세대학교 전기공학과 박사논문, p. 39, 1988.
14. 박광리, 이경중, "웨이브렛 변환을 이용한 QRS 검출 알고리즘의 개발", 대한전자공학회 강원지부 추계학술대회 논문집, 제 2권, 제 1호, pp. 19-22, 1996

15. Valtino X. Afonso, Willis J. Tompkins, Troung Q. Nguyen, Kurt Michler and Shen Luo, "Comparing Stress *ECG Enhancement Algorithm*", IEEE Engineering in Medicine and Biology, pp. 37-44, May/June, 1996.