

# 이중 생체 신호를 이용한 심장 박동 검출 기법 연구

유종민, 전태균, 전문구\*  
광주과학기술원 정보통신공학과  
{jmyu, tgjeon, mgjeon}@gist.ac.kr

## Heart Beat Detection Method Using Heterogeneous Physiological Signal Analysis

Jongmin Yu, Taegyun Jeon and Moongu Jeon\*

\*Dept. of Information and Communications, Gwangju Institute of Science and Technology

### 요 약

본 연구는 이중 생체 신호를 이용하여 심장 박동 신호를 검출하도록 고안되었다. 제안 알고리즘은 이중 생체 신호의 특징점을 추출하는 과정과 이를 이용하여 심장 박동의 특징점을 추정하는 과정으로 구성되어 있다. 특히, electrocardiogram(ECG)의 특징점과 동일한 위상의 잡음 신호로 인해 특징점 추출이 난해한 경우 이중 생체 신호를 이용해 특징점의 위치를 추정하는 방법을 사용하였다. Physionet 의 Challenge/2014 데이터베이스에서 잡음이 존재하는 레코드를 대상으로 수행한 심장 박동 검출 실험에서 Sensitivity 는 98.97%, positive predictivity 는 99.54%를 기록했다.

### 1. 서론

심전도는 심장이 활동하는 동안의 전기적 자극을 도시한 그래프이며 심장 질환을 진단에 이용되는 중요한 자료이다. 심전도 신호는 동방결절에서 발생하는 전기 자극에 의한 탈분극과 재분극을 통해 형성된다. 분극 현상은 심전도 상에서 P 파, QRS Complex 파, T 파로 분류된다. 특히 QRS 파는 심실의 탈분극시 형성되는 파형으로 다른 파에 비해 인식이 용이한 높은 파형을 형성하여 심장 박동 검출 알고리즘의 주 검출 대상이 되어 왔으며 정확한 QRS 파 검출을 위한 연구가 활발히 진행되어 왔다.

하지만 다양한 환경적, 실험적 요인으로 인해 심전도 측정시 발생하는 잡음으로 인해 심전도 신호를 이용한 심장 박동 검출에 문제가 있다. 특히, QRS 파와 동일한 대역폭에서 발생하는 잡음은 QRS 파 검출 성능을 저하 시키는 주요 요인이 되고 있다. 이러한 경우를 위해 본 연구에서는 이중의 생체 신호를 이용하여 QRS 파와 동일한 대역폭에 잡음이 발생하는 경우를 고려하여 심장 박동 검출 기법의 성능을 향상시키고자 한다.

### 2. 관련 연구

심전도 신호의 QRS 파 검출에 대한 연구는 지난 30 년동안 심전도 신호 분석 분야의 주된 주제였으며 컴퓨터의 발전과 동시에 검출 알고리즘 역시 많은 발전을 이루었다.

과거에는 derivative 처리를 통한 QRS 파 검출 알고리즘이 주류를 이루고 있었으며, 이 방법은 알고리즘

구조적 복잡도가 다른 방법에 비해 낮다는 장점이 있다.

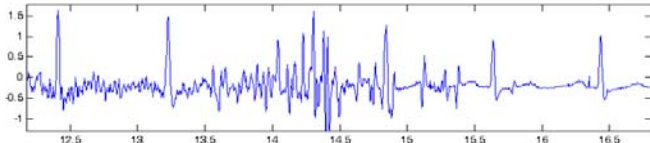
기본적인 알고리즘으로는 심전도의 기본적인 성질인 파형을 기준으로 QRS 파를 검출하는 SQRS 와 Length Transformation 을 기반으로 하는 WQRS 가 존재한다 [1, 2]. 비교적 최근에 등장한 방법으로는 Digital Filter, Wavelet Transform, Artificial Neural Network 를 이용한 방법이 있으며 이러한 방법 이 외에도 Mathematical Morphology 나 Hilbert Transform 을 기반으로 하는 알고리즘이 있다. 이러한 방법들은 신호 처리 과정에서 정교함을 향상시켜 QRS 파의 검출율을 향상시켰지만 알고리즘의 구조적 복잡도가 증가하였다 [3].

하지만 다양한 환경적, 실험적 요인으로 인해 심전도에 잡음이 발생하여 심전도가 잡음에 은닉되거나 심전도 신호자체가 누락되는 경우가 존재한다. 때문에 잡음 제거를 위해 기존의 푸리에 변환(Fourier transform)이나 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 통한 전처리 과정을 거쳐 잡음이 발생하는 진동수의 대역폭을 제거함으로써 잡음이 제거된 파형을 가진 신호를 얻는 방법을 사용하고 있다.

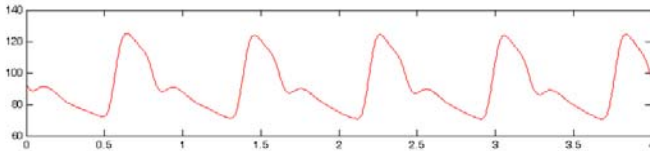
기존의 다양한 심장 박동 검출 기법이 QRS 파 검출을 기반하기 때문에 이러한 대역폭 분석을 통한 잡음 제거 방법은 그림 1 과 같이 QRS 파와 동일한 대역폭을 가진 잡음이 발생하는 경우 상기의 대역폭 제거 과정과 같은 전처리 과정에서 유효한 신호와 잡음이 같이 제거되는 문제가 발생한다.

이를 위해 본 연구에서는 심장 활동과 직접적으로 연관된 신호나 간접적으로 심장 활동을 의미하는 신

호들 중 혈압 신호에 대한 분석을 통해 QRS 파와 동일한 대역폭을 가진 잡음이 발생하는 환경에서도 동작할 수 있는 심장 박동 검출 알고리즘을 제안하고자 한다.



(a) QRS 파와 동일한 대역폭에 노이즈가 포함된 경우



(b) 일정한 주기성을 보유한 혈압 신호

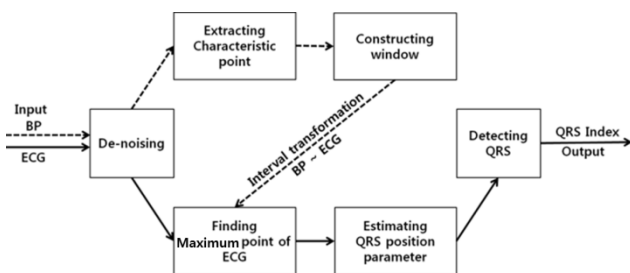
(그림 1) 동일한 Sampling rate 로 측정된 노이즈가 포함된 심전도 신호와 혈압 신호.

### 3. 이종 생체신호를 이용한 심장 박동 검출 기법

그림 1 는 심전도 신호와 동일한 sampling rate 로 측정된 혈압 신호를 보여준다. 혈압 신호는 심전도 신호에 비해 측정이 용이하고 단순한 파형을 가지고 있다. 또한, 심전도 신호와 혈압 신호는 동 시간대에 독립적인 모듈을 통해 측정되어 심전도 신호에 잡음이 발생하는 동안에도 명확한 파형의 신호를 얻을 수 있다.

이종 생체 신호를 이용한 QRS 파 검출 방법은 그림 2 와 같이 웨이블릿 변환을 통해 심전도와 혈압 신호에 포함될 수 있는 기본적인 저주파 잡음을 제거하는 전처리 과정, 혈압 신호를 Derivate 신호 처리를 통해 분석하는 혈압 신호 분석과정, 분석된 혈압 신호를 기반으로 특정 크기의 구간(Window)를 형성하고 해당 구간 내에서 가장 큰 QRS 파의 값을 찾는 구간 형성 및 분석 과정, 분석된 구간의 구조를 통해 신호 전체에서 QRS 파들의 위치를 추정하는 추정 과정으로 구성된다.

처리 과정의 최종 결과물은 측정된 혈압의 특징점으로부터 각 심전도 주기상의 QRS 파의 위치를 나타내는 데이터이다.



(그림 2) 제안된 심장 박동 검출 기법 처리 과정

### 3.1 웨이블릿 변환을 통한 잡음 제거

웨이블릿 변환을 통한 잡음 제거 과정은 Discrete Wavelet Transform (DWT) 을 사용하여 QRS 파 검출을 위한 혈압신호와 심전도 신호상의 저주파 잡음을 제거하는 과정이다. DWT 를 통한 잡음 제거과정은 특정 scale (s) 값을 기준으로 대역폭을 분할하는 과정, 분할된 특정 대역폭을 증폭, 제거하는 신호 처리 과정, 변환된 대역폭들을 통합하여 신호를 복원과정으로 구성된다. DWT 는 아래 식 (1-2)와 같이 정의된다.

$$W_s E(x) = E(x) * \Psi_s(x) = \frac{1}{s} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi\left(\frac{x-t}{s}\right) dt \quad (1)$$

$$W_s B(x) = B(x) * \Psi_s(x) = \frac{1}{s} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi\left(\frac{x-t}{s}\right) dt \quad (2)$$

$E(x)$  와  $B(x)$  는 각각 심전도 신호와 혈압 신호를 나타낸다.

### 3.2 혈압 신호 분석을 통한 특징점 추출

잡음이 제거된 혈압신호를 Derivate 신호 처리를 이용하여 각 구간에서의 특징점을 찾아준다. 이 특징점은 각 구간에서의 최소값을 의미하며 다음과 같이 식 (3)으로 나타낼 수 있다.

$$B = [\check{y}_1, \check{y}_2, \check{y}_3, \check{y}_4, \dots, \check{y}_n] \quad (3)$$

$B$  는 혈압 신호의 최소값들의 집합이며,  $\check{y}$  는 검출된 최소값이다. 집합  $B$  의 원소들은 다음의 조건식 (4)을 만족한다.

$$B(\check{y} - \epsilon) > B(\check{y}) < B(\check{y} + \epsilon), (0 < \epsilon < 1) \quad (4)$$

상기 과정의 계산을 통해 입력된 혈압 신호의 각 주기의 최소 값의 위치를 찾을 수 있다.

### 3.3 구간 제어 및 QRS 추정

이 단계에서 QRS 파를 검출하기 위해 탐색된 혈압 신호의 최저점들을 기준으로 R-Peak 가 포함될 것이라 예측되는 구간을 설정하고 구간 안에 포함된 심전도 값 중 가장 큰 값을 찾는다. 구간은 측정된 심전도와 혈압의 Sampling rate, 측정 대상의 주변 환경과 대상의 심리적인 요인에 의해 변화할 수 있다. 하지만 신호가 보유한 주기성 때문에 QRS 파를 검출하는 과정에 사용되었다. 구간의 길이는 최저점 사이의 간격을 고려하여 결정하며 다음과 같이 식 (5-6)으로 정의된다.

$$I[i] = y_i - y_{i+1} \quad (5)$$

$$\text{Interval} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n I[i] \quad (6)$$

$I[i]$  는 혈압 신호의 주기 중 최소값 사이의 간격이며,  $n$  는 신호 전체에서 초기 입력되는 신호의 일부를 의미한다. 이 과정은 이번 연구에서 컴퓨터 계산량을 줄이기 위해 탐색된 혈압신호 전체의 최저점들 중 초기 10 개의 값만을 대표로 추출하여 진행되었다.

탐색된 최고값의 위치와 탐색에 사용된 구간의 기준이 되는 혈압 신호의 최저점간의 간격을 다음과 같이 식 (7-8)을 통해 정의한다. [3]

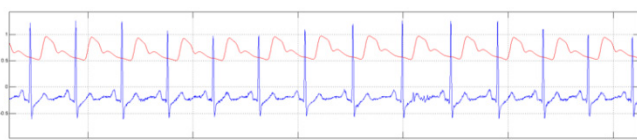
$$\check{x}_i = \check{y}_i - \max(\text{ECG}[\check{y}_i, \check{y}_{i-1}]) \quad (7)$$

$$E = \{\check{x}_1, \check{x}_2, \check{x}_3, \check{x}_4, \dots \dots \check{x}_k\} \quad (8)$$

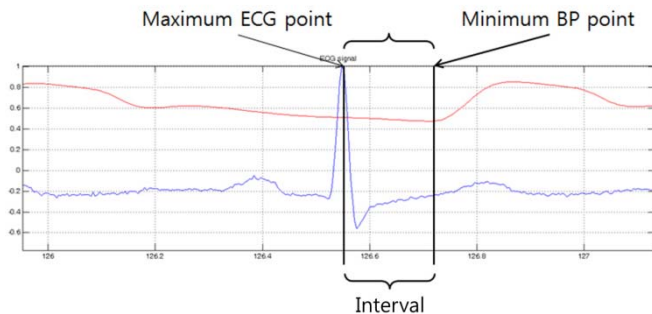
식 (7)에서  $\check{x}$ 는 각 주기에서 최저 혈압 신호의 위치값인  $y$  와 해당 주기에 해당하는 심전도 신호중 최고 값의 위치의 차이를 의미한다. 상기 식 (5, 7)로 계산된  $k$  개의 원소를 가진 집합  $E$  는 그림 3 에서 볼 수 있듯 심전도와 혈압 신호 사이에 존재하는 위상적 규칙성을 내포한 데이터이다. 이 차이는 상기에 언급한 규칙성을 내포하기 때문에 이 차이의 평균을 통해 심전도 전체 신호에 대한 QRS 의 위치를 추정하는 임계값이 되며 다음과 같이 식 (9)로 정의한다.

$$QRS_{interval} = \frac{1}{k} \cdot \sum_{i=1}^k \check{x}_i \quad (9)$$

$QRS_{interval}$  값은 각 혈압 신호의 최소값에서 QRS 파가 얼마나 떨어져 있는지 알 수 있는 하나의 대표값이 된다. 이 과정은 대표값을 계산함에 있어서 측정된 값 중 최대값 과 최소값을 제외함으로써 이상값을 제거하는 과정을 포함한다.



(a) 동일한 sampling rate 로 측정된 심전도와 혈압 신호



(b) 각 주기당 최대 심전도값과 최소 혈압 값의 간격 (그림 3) 동일한 시점에서 같은 sampling rate 로 측정된 심전도와 혈압 신호의 위상적 관계.

### 3.4 전체 신호의 QRS 검출

QRS 파를 검출하기 위해서 상기 단계에서 계산된 초기  $k$  개의 데이터에 대한 평균을 이용하였다. 이 평균값은 전체신호에 대한 대표성을 띄고 있기 때문에 평균값과 혈압 신호의 최소값을 통해 QRS 파의 위치를 추정할 수 있다.

혈압 신호의 최소값과 대표값을 이용하여 나타낸 QRS 의 위치는 다음과 같이 식 (10)으로 정의된다.

$$QRS_i = y_i - QRS_{interval} \quad (10)$$

위 식 에서  $y_i$ 는 전체 혈압 신호에서 기록된 각 주기당 최저 혈압 신호의 위치이다.  $QRS_{interval}$  은 상기 과정에서 계산된, 각 주기당 최저 혈압 신호와 최고 심전도 신호의 간격의 차이를 평균 낸 값이다.  $QRS_i$  는  $i$  번째 주기 당 QRS 파의 위치이다.

### 4. 구현 및 실험결과

본 연구에서는 PhysioNet 에서 제공하는 CinC Challenge 2014 에 공개된 Training dataset 중 심전도 신호에 잡음이 발생한 레코드를 이용하였다. 각 레코드는 서로 다른 환자에게서 측정된 심전도 신호를 포함하여, 혈압, 심박출량, 호흡, 뇌파등 다양한 생체 신호가 포함되어 있다.

성능 평가에는 Sensitivity (Se) 와 Positive predictivity (+P) 를 사용하였다. 해당 지표들은 다음과 같이 식 (11)으로 정의된다.

$$Se = \frac{TP}{TP+FN}, +P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (11)$$

TP 는 true positive 의 숫자이며, FN 은 false negative 의 숫자이다. 그리고 FP 는 false positive 의 숫자이다. Se 는 실제 심장 박동과 알고리즘을 통해 검출된 심장 박동의 일치 비율을 나타낸다. +P 는 측정된 심장 박동에서 실제 심장 박동의 비율을 나타낸다.

그래프 1, 그래프 2 에서 제시된 레코드들은 상기에서 언급했던 Physionet 에서 제공된 데이터인 Challenge/2014 로 공통적으로 QRS 파 와 동일한 대역폭에서 잡음이 발생한 데이터가 기록된 레코드 들이다. 그래프 1 에서 제안된 이중 생체 신호를 이용한 검출 방법은 평균 Se : 98.97%을 기록하였다. 그래프 2 는 +P 의 수치를 나타낸 것으로 +P 평균 99.54%을 기록하였으며, 특히 강한 노이즈가 존재하는 112 번 레코드에서 주목할만한 결과를 보여준다.

그림 4 은 실험에 사용된 112 번 레코드의 잡음이 존재하지 않는 구간에서 심전도와 혈압 신호, 각 주기당 혈압의 최소값 그리고 제안된 알고리즘과 SQRS 검출 알고리즘의 검출 결과를 보여준다.

그림 5 은 그림 1 에 사용된 112 번 레코드의 QRS 와 동일한 대역폭에 잡음이 발생한 구간을 처리한 결과이다. 도시된 데이터는 그림 4 와 동일하다.QRS 와

동일한 대역폭에 잡음이 발생했을 때 제안된 알고리즘과 다른 QRS 검출 알고리즘인 SQRS 검출 결과를 보여준다.

### 5. 결론

본 연구에서는 QRS 검출만으로 심장 박동 시점을 파악하기 힘든 심전도 신호에 대하여 심전도 신호와 혈압 신호의 상관관계 분석을 이용한 심장 박동 검출 기법을 제안하였다.

이 기법은 electrocardiogram(ECG)의 특징점과 동일한 위상의 잡음 신호로 인해 특징점 추출이 난해한 경우 이중 생체 신호를 이용해 특징점의 위치를 추정하는 방법을 사용하였다. 이중 생체 신호를 이용한 시스템은 강한 잡음으로 인해 식별이 불가능한 환경에서 심전도 신호의 특징점을 추출하는데에 유용하리라 생각된다.

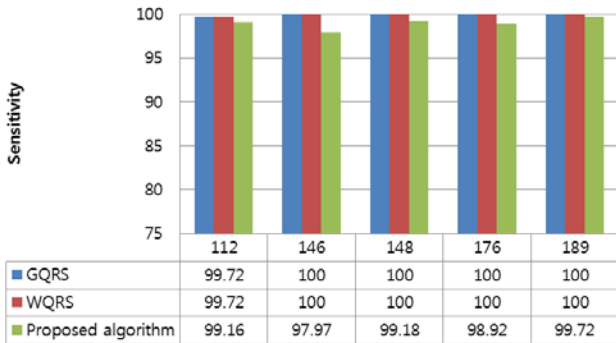
### 감사의 글

이 논문은 2014 년도 광주과학기술원의 재원인 "시스템생물학인프라구축사업"의 지원을 받아 수행된 연구임.

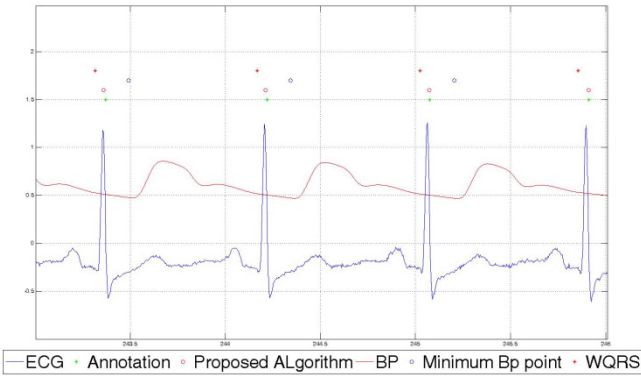
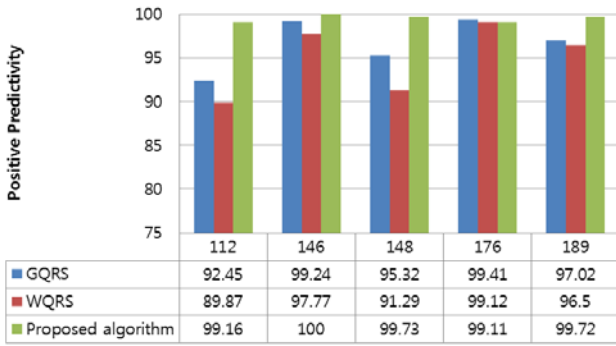
### 참고문헌

- [1] W. A. H. Engelse, C. Zeelenberg, "A single scan algorithm for QRS-detection and feature extraction", Computers in Cardiology, 1979.
- [2] F. Gritzali, G. Frangakis, G. Papakonstantinou, "Detection of the P and T waves in an ECG", Computers And Biomedical Research, 1988.
- [3] B-U. Kohler., "The principles of software QRS detection", IEEE Engineering In Medicine And Biology Magazine, 2002.
- [4] V. X. Afonso, T. Q. Nguyen, "ECG Beat Detection Using Filter Banks", IEEE Transaction on Biomedical Engineering, 1998.
- [5] C. Li, C. Zheng, C. Tai, "Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1995.

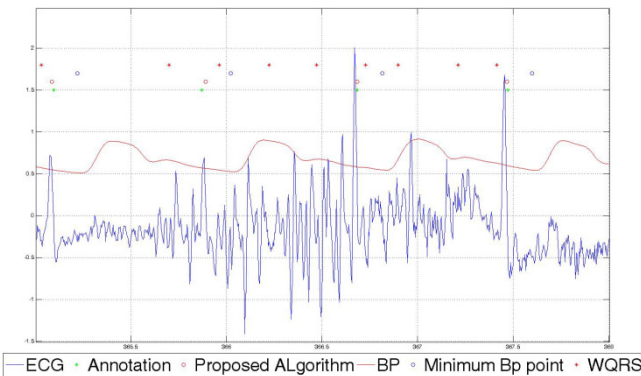
<표 1> Se 측정 결과



<표 2> +P 측정 결과



(그림 4) Normal mode 에서 Detection



(그림 5) Noise interval 에서의 Detection