

# 오류 역전과 기반 ECG 특징을 이용한 심방조기수축(PAC) 분류

전은광\*, 남윤영\*\*, 이화민\*\*\*

\*순천향대학교 컴퓨터학과

\*\*순천향대학교 컴퓨터공학과

\*\*\*순천향대학교 컴퓨터소프트웨어공학과

e-mail:imdae11@naver.com, ynam@sch.ac.kr leehm@sch.ac.kr

## Classification of Premature Atrial Contraction using Feature of ECG Signal based on Error Back-Propagation<sup>1)2)</sup>

Jeon EunKwang\*, Yunyoung Nam\*\*, Hwa-Min Lee\*\*\*

\*Dept of Computer Science, Soonchunhyang University

\*\*Dept of Computer Engineering, Soonchunhyang University

\*\*\*Dept of Computer Science Engineering, Soonchunhyang University

### 요 약

최근 한국인의 주요 사망원인 중 하나로 부정맥이 부각되고 있다. 심방조기수축(PAC: Premature Atrial Contraction)은 심방이 동방결절의 명령이 있기 전에 수축해 버리는 것이다. 심방조기수축은 일시적으로 유발하였다 사라지곤 할 수 있기 때문에 심한 증상이 없다면 생명에 위협을 가하진 않지만 반대의 경우에는 위험할 수 있다. 따라서 비정상적인 심장 박동이 발생하면 이를 검출하여 조기에 부정맥을 진단할 수 있는 방법이 필요하다. 이를 위해 대상의 ECG 신호로부터 QRS패턴에 해당하는 특징들을 추출하였고 특징들을 이용하여 심방조기수축 파형을 분류한다. 오류 역전과 기반으로 특징들을 훈련하며 가중치와 바이어스값을 구한 뒤 이를 이용하여 정상파형과 심방조기수축 파형을 분류한다.

### 1. 서 론

최근 국내의 경제성장과 생활환경이 서구화됨에 따라 심장질환이 암, 뇌혈관질환과 더불어 한국인의 주요 사망원인 중 하나로 부각되고 있다. 대표적인 심장질환의 종류에는 관상동맥질환(coronary artery disease : CAD), 부정맥(arrhythmia), 심부전(heart failure) 등으로 분류할 수 있다. 이러한 심장질환의 사전진단 및 예후관측에 있어서 가장 중요한 신호는 심장의 활동에서 발생하는 심전도(electrocardiogram: ECG) 신호로서, 특히 심장의 전기 자극 형성 및 전도 장애에 기인한 부정맥 진단에 효과적이다[1]. 특히 조기심실수축(PVC : Premature Ventricular Contraction), 조기심방수축(PAC : Premature Atrial Contraction)과 같은 심장질환은 발작성 빈맥, 심실세동, 관

상동맥질환(coronary artery disease)과 같은 위험한 부정맥의 전조일 수 있으므로 적극적인 대처가 필요하다.

심전도(ECG : ElectroCardioGraph)는 전극(electrode)을 인체 표면에 부착하여 간단히 측정할 수 있는 장치로 심장질환의 유무를 진단하는 중요한 척도가 된다[2,3].

따라서 비정상적인 심장 박동이 발생하게 되면 이를 검출하여 부정맥을 조기에 진단할 수 있는 방법이 필요하다고 느껴 본 연구를 진행하게 되었다. ECG 신호로부터 심방조기수축 분류를 위한 특징을 추출한 뒤 오류 역전과 알고리즘을 이용하여 정상파형과 심방조기수축 파형을 분류하는 방법에 대해 연구를 진행하였다.

### 2. 관련 연구

#### 2.1 QRS Peak Detection

Pan&Tompkins QRS Peak Detection 알고리즘은 대표적인 QRS 검출 알고리즘이다. 1985년 Pan&Tompkins 알고리즘이 발표된 후, 많은 ECG 관련 연구들이 이 검출방법을 채택하여 사용하였다. 알고리즘 검출과정은 그림 1과 같다.

1) 이 논문은 2015년도 미래창조과학부의 재원으로 한국연구재단 바이오의료기술개발사업의 지원을 받아 수행된 연구임(No. NRF-2015M3A9D7067219).

2) 이 논문은 2016년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2014R1A1A2057878).

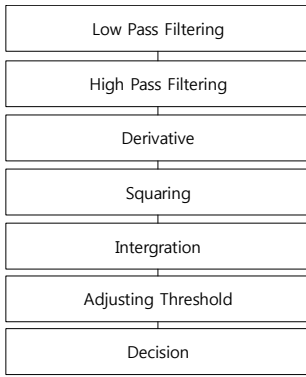


그림 1 QRS Detection 과정

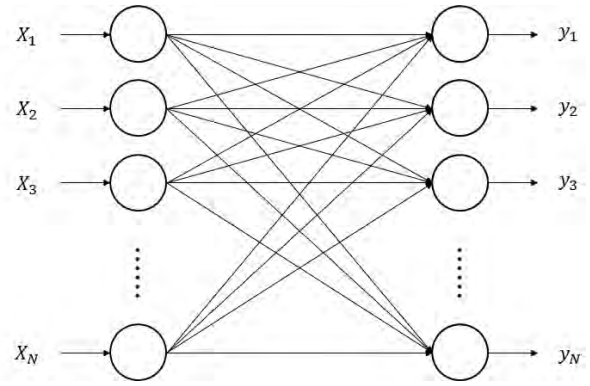


그림 2 단층퍼셉트론의 아키텍처

Low Pass Filtering과 High Pass Filtering은 ECG 신호에 포함되어 있는 잡음을 제거하기 위한 과정이다. ECG 신호에 포함되어 있는 근육잡음과 전원잡음, 기저선 흔들림 등의 잡음들을 5~11Hz 대역 통과 필터를 사용하여 감소시킨다. 이 과정을 통해 16샘플만큼의 지연이 발생한다. 이후 미분을 수행하고 제곱을 하면 신호 중 음의 값이 제거되고 R peak의 위치가 부각된다. 다음으로 이동평균을 거치면 전처리 과정이 종료된다. 전처리 과정을 모두 거친 후 문턱치를 적용시켜 Q,R,S peak를 검출하게 된다.[4]

2.2 오류 역전파 알고리즘

오류 역전파는 지도 학습(supervised learning) 알고리즘으로서 이상적인 출력과 실제 출력 사이의 평균 제곱 오차에 해당하는 비용함수의 값을 최소화하기 위하여 경사 추적방법을 사용한다.[5] 이때, 노드 사이의 연결강도를 임의의 작은 값으로 초기화한 후 학습 데이터를 입력과 출력층에 반복적으로 제공함으로써 학습시킨다. 입력데이터에 의하여 계산된 출력층에서의 값과 기대하고 있던 값의 차이, 즉 오차값을 하위층으로 전파시키는 방법으로 하위층과의 연결강도를 재조정해 나가면서, 신경망 전체의 연결강도가 수렴하여 총 오차가 매우 작아질 때까지 반복적으로 학습시킨다.

2.2.1 오류 역전파 알고리즘 학습과정

오류 역전파 알고리즘은 학습을 하기 위해 데이터와 원하는 출력(o) 데이터가 있어야 한다.오류역전파의 학습과정은 입력이 신경망의 가중치(weight)와 곱하고 더하는 과정을 몇 번 반복하면 입력의 결과 값인 출력이(Tag\_o) 나온다. 이 때 출력(Tag\_o)은 학습 데이터에서 주어진 기대 출력(Pre\_o)과는 다르다.

신경망에서는 (Tag\_o - Pre\_o)만큼의 오차 (Error = Tag\_o - Pre\_o)가 발생하며, 오차에 비례하여 출력층의 가중치를 갱신하고, 그 다음 은닉층의 가중치를 갱신한다. 가중치를 갱신하는 방향이 신경망의 처리 방향과는 반대 방향이므로 역전파 알고리즘이라고 한다.

3. 오류 역전파 기반 APC 패턴 검출

본 논문에서 제안한 오류 역전파 기반의 심방조기수축 분류 전체 구성도는 그림 3과 같은 단계로 구성된다. 먼저 ECG 신호로부터 전처리 과정을 통해 잡음을 제거한 후 R파를 검출하고, 검출된 R파를 기준으로 QS파를 검출한다. QRS파를 이용하여 P파,T파를 검출한다. 이후 APC 분류에 필요한 이전R파와 현재 R파의 거리, P-R파의 거리, 이전T파와 현재T파의 거리 특징 값들을 추출한다. 특징들을 훈련 데이터로 사용하여 오류 역전파 기법을 이용해 가중치 값과 바이어스 값을 업데이트 하여 최종 가중치 값과 바이어스 값을 구한다. 최종 가중치 값과 바이어스 값을 이용하여 입력되는 특징과 연산을 통해 정상과 APC를 분류하게 된다.

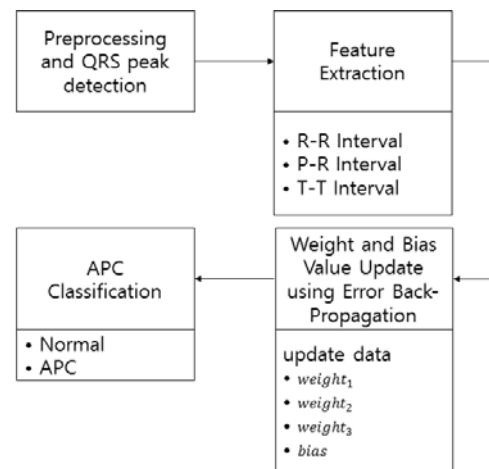


그림 3 APC 분류 전체 구성도

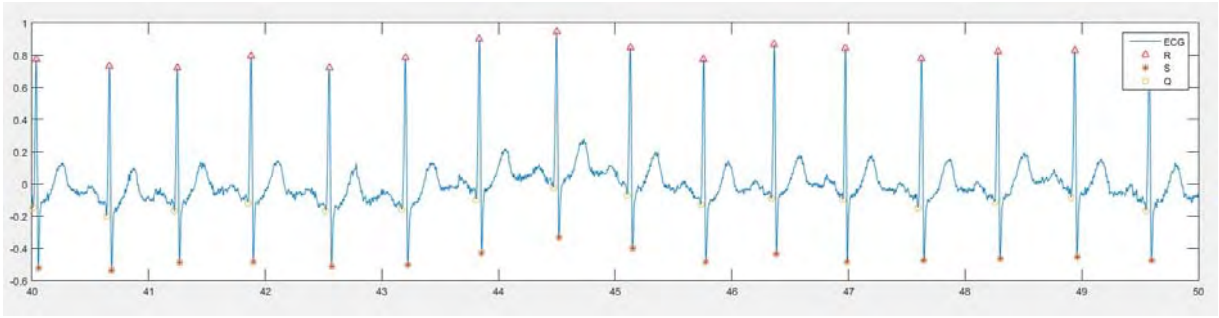


그림 5 MIT-BIH Record 209 QRS파 검출 예시

### 3.1 데이터

실험에서 사용된 데이터는 Physionet[6]에서 제공하는 MIT-BIH Arrhythmia 209 Record를 사용하였다. 데이터의 Sample Rate는 360Hz로 기록되었다. 데이터의 길이는 30분이며 데이터 수는 52,592개 이다.

### 3.2 전처리 및 QRS파 검출

정확한 QRS파 검출을 위해서는 심전도 신호에 포함되어 있는 잡음을 제거한 뒤 QRS파를 검출해야 한다. 본 논문에서는 전처리 및 QRS파 검출을 위해 Pan&Tompkins의 QRS Detection Algorithm을 사용하였다. Q,R,S peak를 검출 후 오 검출이 되는 부분을 처리하였다. Q,R,S 파를 각각 230개를 검출하였다. 각 peak 마다 데이터의 위치와 값 두 가지를 검출하도록 하였다. 그림 5는 MIT-BIH Arrhythmia 209 Record 데이터의 QRS파를 검출한 예시이다.

Q,R,S 파를 검출한 뒤 Q,S파를 이용하여 P,T파도 검출하여 추가하였다.

### 3.3 특징 추출

심방조기수축은 부정맥 질병 중 한가지이며 부정맥 질병마다 패턴이 다르기 때문에 정확한 분류를 위해서는 연관성이 있는 특징들을 사용하여야 한다. 특징들을 수 보다 정확한 특징들을 선택하여 분류에 사용하여야 높은 정확성을 확인할 수 있었다. 본 논문에서는 심방조기수축 분류를 위해 R-R 거리, P-R거리, T-T 거리를 사용하였다. 3.2에서 추출한 peak들을 이용하여 특징들을 계산하였다. 계산식은 다음과 같다.

$$RR_{Interval(x)} = (R_{Location(x+1)}/360) - (R_{Location(x)}/360)$$

$$PR_{Interval(x)} = (R_{Location(x)}/360) - (P_{Location(x)}/360)$$

$$TT_{Interval(x)} = (T_{Location(x+1)}/360) - (T_{Location(x)}/360)$$

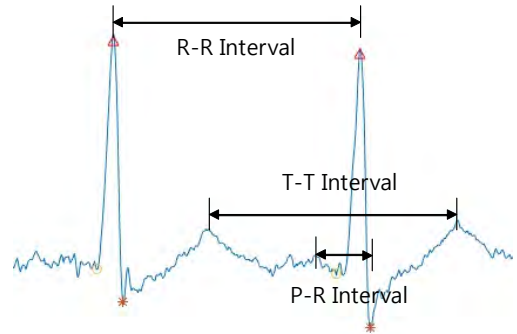


그림 6 분류를 위해 사용한 특징

이후 physionet에서 제공하는 RR거리와 주석의 내용이 있는 데이터를 이용해 각 특징들에 해당하는 주석을 추가하였다. 싱크가 맞지 않는 데이터와 특징 추출 후 데이터 값에 오류가 난 데이터를 제거하여 209 Record에 대해 특징 230개를 추출 하였다.

오류 역전과 알고리즘을 통해 최종 가중치 값과 바이어스 값을 구하기 위해 사용할 특징의 주석 데이터를 정상 신호인 N은 1 APC 신호인 A는 0으로 바꿔주었다.

### 3.4 가중치 값 및 바이어스 값 업데이트

초기 가중치 값과 바이어스 값은 0.1로 설정되어 있으며 학습률은 0.1로 고정하였다. 훈련 과정을 통해 가중치 값과 바이어스 값을 업데이트 하면서 최종적인 값을 결정하게 된다. 가중치는  $w_1 w_2 w_3$  세 개를 사용하였으며 각각 추출한 세 개의 특징들에 독립적으로 영향을 미치게 된다.

추출한 특징 230개중 160개는 훈련 데이터로 사용하였다. 초기 가중치 값과 바이어스 값, 학습률을 0.1로 설정하여 오류 역전과 기반으로 가중치 값과 바이어스 값을 업데이트 하였다. 가중치 값과 바이어스 값을 업데이트 하는 단계에서 정상신호는 1 APC 신호는 0 으로 결과를 입력한다.

### 3.5 조기심실수축 분류

최종 가중치 값과 바이어스 값을 이용해 정상 신호와

PAC 신호를 분류 한다. 훈련 데이터와 테스트 데이터의 비율은 7:3으로 사용한다. PAC 분류를 위해 사용한 식은 다음과 같다.

$$y = RR_{interval}w_1 + PR_{interval}w_2 + RR_{interval}w_3 + bias$$

$y$ 의 결과 값이 1보다 큰 경우 정상 신호로 분류하고 0.5보다 작거나 같은 경우 PAC 신호로 분류를 한다.

## 5. 결론

본 논문에서는 3개의 특징을 사용 오류 역전과 알고리즘 기반으로 학습을 통해 최종 가중치 값과 바이어스 값을 구한 뒤 이를 이용하여 입력 특징 값들에 대한 정상 신호와 PAC 신호를 분류하는 알고리즘을 제안한다. 이를 위해 전처리를 통하여 잡음을 제거한 뒤 심전도 신호에서 Q,R,S peak를 검출 하였다. RR거리, QR진폭, RS진폭의 특징을 추출한 후 특징에 해당하는 주석을 추가하여 오류 역전과 알고리즘에 입력하여 최종 가중치 값과 바이어스 값을 결정하였다.

향후 과제로는 다양한 부정맥이 분류 가능한 가중치 추가 및 PAC 신호가 있는 MIT-BIH Arrhythmia 데이터셋을 추가적으로 사용하여 성능을 테스트하고 알고리즘 수정을 거쳐 성능을 개선하는 연구를 진행할 것이다.

## 참고문헌

- [1] B. Schijvennaars et al., "Intraindividual variability in electrocardiograms," *Journal of Electrocardiology*, Vol. 41, Iss. 3, pp. 190-196, May-June 2008.
- [2] A. D. C. Chan, M. M. Hamdy, A. Badre, and V. Badee, "Wavelet distance measure for person identification using electrocardiograms," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 57, no. 2, pp. 48-253, Feb. 2008.
- [3] S. Chauhan, A. S. Arora, and A. Kaul, "A survey of emerging biometric modalities," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 2, pp. 213-218, 2010.
- [4] Pan, Jiapu, and Willis J. Tompkins. "A real-time QRS detection algorithm." *IEEE transactions on biomedical engineering* 3 (1985): 230-236.
- [5] Le Cun, Yann, et al. "A theoretical framework for back-propagation." *The Connectionist Models Summer School*. Vol. 1. 1988.
- [6] A. L. Goldberger, L. A. N. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C.-K. Peng, and H. E. Stanley,

"PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101(23), pp. e215 - e220, 2000 (June 13).