실시간 부정맥 검출을 위한 DEEP NEURAL NETWORK

김세빈[1], 김영준[2, *]

가천대학교 컴퓨터공학과[1], 가천대학교 전자공학과[2]

Deep Neural Network for Real-Time Arrhythmia Detection

Sebin Kim[1], Young-Joon Kim[2, *]

Department of Computer Engineering, Gachon University, Korea[1], Department of Electronic Engineering, Gachon University, Korea[2]

[*]youngkim@gachon.ac.kr

Abstract

Cardiovascular disease is a heart or blood vessel-related disease with a high risk of about 13 million deaths per year. ECG is measured to prevent or diagnose this disease in advance. However, cardiovascular diseases that require immediate attention can occur intermittently and this condition can go undetected upon occasional clinical visit. Therefore, we propose an arrythmia detection algorithm based on CNN (convolutional neural network) and DNN(deep neural network) deep learning model that can continuously identify irregular beats from a real-time ECG monitoring. This deep learning model has a high accuracy of 98.2% and a mean sensitivity of 97.1% based on a three annotation (N, S, V), and a verification study on a continuous incoming ECG signal confirmed that the proposed method can be applied to an Android device for real-time arrhythmia detection.

1. 연구 배경

심혈관계 질환 (CVD)은 심장 혹은 혈관과 관련된 질병으로, 2010년에 전 세계적으로 약 1,300만 명의 사람들이 심혈관계 질환으로 사망한 것으로 추정될 정도로 큰 위험을 갖고 있다[1].

심혈관계 질환의 진단이나 예방을 위해서 주로 심전도(ECG)를 사용한다[2]. 심전도를 측정하기 위해서 병원에서 사용하는 전문적인 장비부터 일상생활에서도 사용할 수 있는 웨어러블 장비까지 다양한 장비가 개발되었다. 심혈관계 질환 중 뇌졸중과 같이 큰 위험도의 질환은 증상이 발생한 이후 빠른 조치를 필요로 한다. 하지만 언제 질환이 발생할 지 모르고 관찰에 대한 빠른 응답이 필요로 하므로 24시간 동안 지속적이고 실시간 관찰이 필요로 하게 된다[3].

본 논문에서는 긴 시간 동안 실시간으로 부정맥 판별을 하기 위한 CNN, DNN 기반 딥러닝 부정맥 모니터링 모델을 제안한다. 부정맥 모니터링 모델은 높은 정확도를 가진 것을 확인했고 이러한 모델을 실제 활용하기 위해서 스마트폰을 활용해 실시간 검출 테스트를 해보았고 모델이 부정맥을 탐지하는 것을 확인했다.

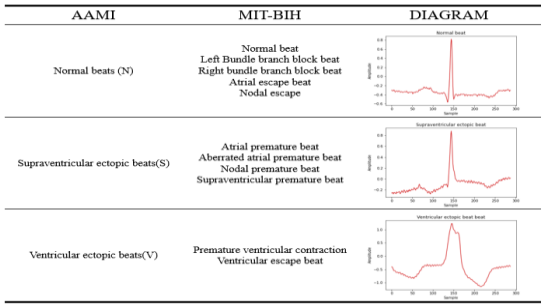


그림 1. AAMI 주석

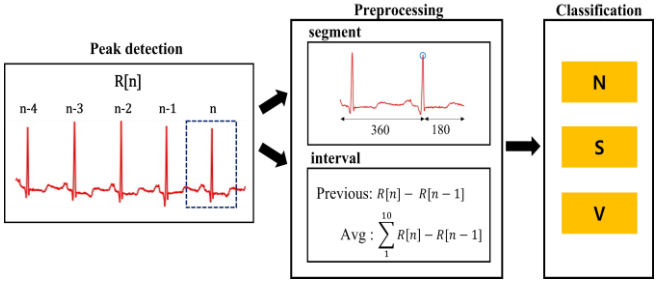


그림 2. Preprocessing 과정

2.연구 방법

모델 학습을 위해서 MIT-BIH 부정맥 데이터 베이스를 사용했다[4]. 데이터베이스 안에는 32세와 89세 사이의 남자 25명과, 23세에서 89세 사이의 여자 22명에게 얻은 심전도 기록이 들어있다. 이는 1초에 360 sample로 디지털화 되었고 각 심장의 beat에 대한 심장 주석이 들어있다. 이 주석의 경우, 1988년 Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI) EC57의 표준 지침에 따라 그림 1. 과 같이 다시 재분류를 하였고 본 연구에서는 그 중 N, S ,V 3가지 beat를 사용하였다[5].

MIT-BIH 부정맥 데이터를 모델에 학습하기 위해서 심전도의 특징을 고려한 데이터의 preprocessing 과정이 필요하며 전반적인 과정은 그림 2. 에서 확인할 수 있다. S beat의 판별을 위해서는 현재 beat 외에도 이전 beat의 정보가 필요로 하기 때문에 peak detection을 통하여 R peak의 위치를 알아내고 찾아낸 R peak의 위치를 중심으로 이전 1초 (360 sample), 이후 0.5초 (180 sample)로 잘라 하나의 ECG segment를 추출했다 또한 부정맥의 경우 불규칙성을 뛰는 특징을 가지고 있으며 이를 고려하기 위해서 R peak와 R peak사이의 간격 정보를 넣었다. 이 R-R 간격 데이터는 현재 간격 정보와 지난 10개의 간격 정보의 평균으로 총 두 가지로 구성 되었다. 이렇게 preprocessing한 데이터는 model에 들어가 분류되어 판별된다.

그림 3. 은 본 연구의 딥러닝 모델의 구성을 나타낸다. 심전도의 경우 시계열 데이터이기 때문에 시간 정보에 대한 특성이 사라지지 않는 학습 방법을 사용해야한다. 이를

위해서 1차원 CNN을 사용했다. CNN은 convolution layer를 활용하여 시간적/공간적 정보에 대한 특징 추출을 하고 pooling을 이용하여 특징에 대한 정보를 유지한 채

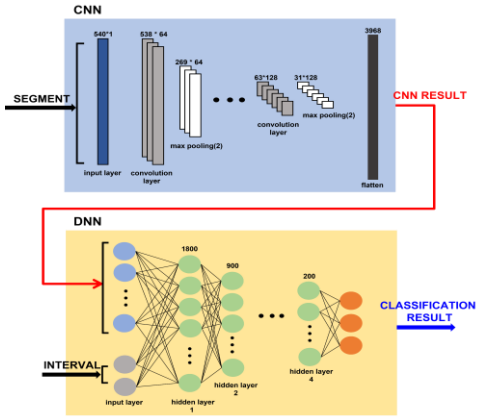


그림 3. 분류 모델 개요

사이즈를 조정한다. 심전도 파형을 자른 segment 데이터가 CNN의 학습 데이터로 사용된다. 그리고 또 다른 심전도 파형의 특징인 R-R 간격 데이터를 활용하기 위해서 앞서 CNN 모델의 결과와 R-R 간격 데이터가 합산되어 여러 개의 hidden layer를 가지는 DNN모델의 input으로 들어간다. 그리고 그 결과로 N (Normal beat), S (Supraventricular ectopic beats), V (Ventricular ectopic beat), 총 3가지의 주석으로 분류된다.

학습의 경우, 주석 데이터의 불균형으로 인하여 가장 많은 개수를 가진 주석의 학습이 불균형적으로 이뤄질 수 있기 때문에 가장 많은 주석의 데이터를 조절했다. 또한 과적합을 방지하고 일반적인 결과를 내기 위해서 교차 검증을 이용하여 학습을 진행했다. 불균형한 주석의 데이터를 고려하고 무작위로 뽑아 총 5개의 train/test set을 만들어 학습했다.

모델을 실제 모니터링 장비에 사용하기 위해서 테스트 환경을 만들었다. 신호 발생기 (KEYSIGHT 33600A Series) 를 활용해서 MIT-BIH 부정맥 데이터 베이스의 심전도 파형을 만들었고 이를 MCU를 통하여 데이터베이스와 같은 조건인 1초에 360 sample로 샘플링하였다. 심전도 파형의 R peak의 감지를 위해서 Pan-Tompkins algorithm을 활용하여 R peak의 index 위치를 추출했다[6]. 샘플링 데이터와 peak detection의 결과 데이터는 BLE (Bluetooth Low Energy)를 활용하여 앱에 전송되어 preprocessing 과정을 거치고 segmentation과 interval 정보를 추출하는 과정을 거친다. 앱에는 이전의 방법으로 학습한 모델이 탑재되어있어 추출한 데이터의 분류 결과를 확인할 수 있다.

3. 연구 결과

모델의 분류 결과를 평가하기 위해서 혼동행렬과 그에 따른 성능지표를 사용했다. 혼동행렬의 경우 그림 4. 와 같은 결과를 도출했으며. 성능지표의 경우 표 1. 에서와 같이 accuracy, sensitivity (recall) 두 가지를 사용했다. 성능지표는 5개로 나누어진 set에 대한 평균 결과를 사용한다.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{(TP + TN) + (FP + FN)}$$

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

Sensitivity의 경우, 부정맥과 같은 경우는 실제 양성

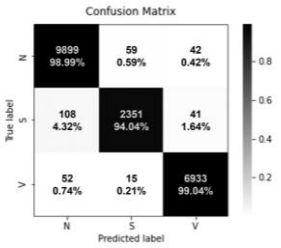
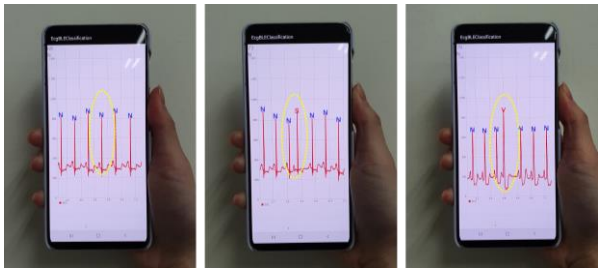


그림 4. Test데이터에 대한 혼동행렬

ANN	Acc	Sen
N		98.72%
S	98.2%	93.6%
V		99.05%

표 1. 성능 지표



(a) (b) (c)

그림 5. 테스트 결과

데이터를 음성으로 판별할 경우 문제가 생기기 때문에 평가지표로 선정했다.

실제 테스트 환경을 구축한 결과 실시간으로 들어오는 아날로그 ECG 파형을 토대로 각 beat에 대한 분류 결과를 사용자가 스마트폰을 통하여 즉각적으로 확인이 가능한 시스템을 개발하였다.

4. Acknowledgements

이 연구는 National Research Foundation of Korea의 지원을 받아 수행하였음. (NRF-2020M3A9E4104385)

5.참고 문헌

[1] K. Mc Namara and H. Alzubaidi and J. K. Jackson "Cardiovascular disease as a leading cause of death: how are pharmacists getting involved?. " *Integrated pharmacy research & practice*, Vol 8, p.1-11, 2019

[2] N. Rafie and A. H. Kashou and P. A. Noseworthy. "ECG Interpretation: Clinical Relevance, Challenges, and Advances" *Hearts,* Vol 2, No.4, p.505-513, 2021

[3] S. Davis and K. Lees and G. Donnan "Treating the acute stroke patient as an emergency: current practices and future opportunities" *International Journal of Clinical Practice*, Vol 60, No.4, p.399-407, 2006.

[4] G. B. Moody and R . G. Mark “The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database.” *IEEE Engineering in Medicine and Biology,* Vol 20, No.3, p.45-50, 2001

[5] Association Advancement Medical Instrumentation “Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST segment measurement Algorithms.” *ANSI/AAMI EC57*, 1998.

[6] J. Pan and W. J. Tompkins. "A Real-Time QRS Detection Algorithm" *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol BME-32, No. 3, p. 230-236, 1985