

ECG 스펙트럼을 이용한 CNN 기반 부정맥 심장 박동 분류

김아현, 이미리내, 염성웅, 김정백
진남대학교 인공지능융합학과

kah6817@gmail.com, alflsoquf1207@gmail.com, yeomsw0421@gmail.com,
kyungbaekkim@jnu.ac.kr

CNN based Arrhythmia Classification using ECG Spectrum

Ahyun Kim, Mirinae Lee, Sunhwoong Yeom, Kyungbaek Kim

Department of Artificial Intelligence Convergence
Chonnam National University

요 약

최근 ECG 신호에서 부정맥을 분류하기 위해 딥러닝 기법을 활용하는 방법론이 주목을 받고 있다. 이 논문에서는 딥러닝 기법 중 하나인 컨볼루션 신경망(Convolution Neural Network)을 기반으로 부정맥을 분류하는 기법을 소개한다. 우선 이미지 인식에 있어 뛰어난 성능을 보여주는 CNN을 활용하기 위해, ECG 신호를 규격화된 이미지로 변환하는 방법을 제안한다. 이 기법은 1D 형상의 ECG 신호를 2D 형상의 단일 QRS 콤플렉스 스펙트럼 이미지로 변환하여 컨볼루션 신경망에 학습을 시켜 부정맥을 분류한다. 이 논문에서는 MIT-BIH 데이터 셋을 활용하여 이미지 변환 및 컨볼루션 신경망 기반 부정맥 분류 기법의 성능을 검증하였다.

1. 서 론

세계보건기구(WHO)의 연구에서 알 수 있듯이 심혈관 질환(CVD)은 전 세계적으로 광범위하게 사망을 유발하는 근본적인 원인이다. 심혈관 질환 중 하나인 심장 부정맥(Heart Arrhythmia)을 검출하기 위해서 전극을 인체 표면에 부착하여 심근이 수축 및 확장을 반복할 때 발생하는 미약한 전기 신호를 캡처하고 이를 증폭하여 기록된 ECG(Electrocardiography) 신호를 사용한다. 이 신호에서 나타난 심장 부정맥은 심장의 리듬이 불규칙하거나 심장 박동수가 비정상적인 상태를 의미한다. 이는 정상인에게서도 발생할 수 있으나 과거에 심장 질환이 있었던 환자에게는 생명을 위협할 수 있어 부정맥을 조기에 진단하는 것은 매우 중요하다 [1].

전통적인 ECG 부정맥 검출 기법 중 하나인 SVM(Support Vector Machine)은 선형적 및 비선형적 특징 검출 알고리즘을 통해 ECG 신호로부터 특징을 추출하고 이를 SVM 분류기를 통해 부정맥을 분류한다 [2]. 하지만, 이 기법은 환자마다 다양한 형태의 ECG 신호가 관찰됨에 따라 SVM의 성능을 향상시키기 위해 여러 패턴을 조합한 테스트가 필요하므로 연산이 복잡해지고 학습 속도도 느리다는 단점이 있다 [3].

최근 이미지 분류[4] 및 음성 인식[5] 분야에서 딥러닝 신경망을 접목하는 시도가 많아짐에 따라 딥러닝 신경망 기반으로 한 부정맥 분류 연구 또한 활성화되고 있다. 특히, 딥러닝 신경망 중 시계열 딥러닝 신경망은 심전도 신호의 시계열 특성을 고려하여 1D 형상의 심전도 신호로부

터 부정맥을 분류하는 기법이 제안되었다 [6]. 그러나 이 기법은 ECG 신호에서 관찰되는 비정상 신호에 의해 성능이 저하된다는 문제가 있어 이를 완화하기 위해 분광-시간 영역(spectro-temporal)을 고려한 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network) 기반 부정맥 분류 기법이 이후 제안되었다 [7]. 이 기법은 1D 신호 형상을 단시간 푸리에 변환(STFT)을 통해 2D 형상의 스펙트럼 이미지로 변환하고 이를 컨볼루션 신경망을 이용해 부정맥을 분류한다[8]. 이전 연구에서 2D 스펙트럼 이미지는 여러 개(3~7개)의 특징 점을 포함한 1D 신호 샘플의 창으로 만들어진다. 하지만, 실제 부정맥 신호는 불규칙하게 관찰되기 때문에 이미지 내 다수의 정상 신호 사이에 소수의 부정맥 비트가 포함될 시 오탐율이 높아질 수 있다.

이 논문에서는 단일 QRS 콤플렉스 스펙트럼 이미지를 이용한 컨볼루션 신경망 기반 부정맥 분류 기법을 제안한다. 이 기법은 ECG 신호의 주요 특징인 피크를 R-peak 알고리즘을 통해 추출하고 정상 비트와 부정맥 비트의 QRS 콤플렉스의 훼손을 줄이기 위해 부정맥 신호의 결합 간격(Coupling Interval)을 고려하여 시간 창의 크기를 설정한다. 이 1D 형상의 QRS 콤플렉스를 2D 형상의 이미지화시키고 주파수 특징을 포함시키기 위해 STFT기반 스펙트럼 이미지화를 시킨다. 제안된 컨볼루션 딥러닝 기법은 STFT기반 스펙트럼 이미지를 학습하여 부정맥 신호를 분류한다. MIT-BIH 부정맥 데이터 셋을 활용한 검증을 통해 제안하는 기법이 기존의 단순 단일 QRS 콤플렉스 이미지를 활용한 CNN 기반 부정맥 분류 기법보다

성능이 우수함을 확인하였고 또한 컨볼루션 신경망을 활용하는 기존의 다수 QRS 콤플렉스가 포함된 이미지화 보다 단일 QRS 콤플렉스 이미지화가 성능을 높일 수 있음을 확인할 수 있다.

2. 연구 배경

2.1. 심장박동의 파형

심장박동은 심방의 탈분극을 나타내는 P파, 심실의 탈분극을 나타내는 QRS파, 심장에서 심실의 재분극을 나타내는 T파를 포함한다[8]. 심장 박동의 특징 파형들은 심장 질환에 따라 진폭이나 위치 및 간격 등에서 변형이 일어난다. 심실조기수축(Premature Ventricular Contraction)파는 심장질환으로 인해 파형의 형태나 리듬이 왜곡된 특이 심박이다.

2.2. 컨볼루션 신경망

컨볼루션 신경망은 이미지의 특징을 추출하여 신경망들의 가중치를 공유하는 방식으로 생체 의학 이미지 및 신호 처리 분야에서 뛰어난 성능으로 가장 주목받고 있는 딥 러닝 기법 중 하나이다. CNN 알고리즘은 기본적으로 Convolution Layer, Pooling Layer, Fully Connected Layer로 이루어져 있다. 각각의 Layer는 다음과 같은 특징을 갖는다. Convolution Layer에서는 이미지의 여러 계층에 다양한 컨볼루션 필터를 적용하여 이미지의 주요 특징을 추출한다. Pooling Layer에서는 이미지 특징을 유지하면서 이미지의 차원을 줄이는 역할을 한다. 이후 Fully Connected Layer에서 이전 Layer의 모든 처리 결과를 하나로 연결하여 이미지의 특징을 분류한다.

3. ECG 스펙트럼을 이용한 CNN 기반 부정맥 분류 기법

3.1. R-peak 기반 QRS 콤플렉스 특징 추출

ECG 신호는 심장 전기 생리학의 분석을 위한 주요 진단 도구로서 일반적으로 QRS 콤플렉스와 ST 세그먼트로 구성된다. 심실 조기 수축(PVC)가 발생할 경우, ECG 신호에서 조기흥분성, 넓은 QRS 파형의 형상, QRS 벡터의 변화 등과 같은 특징이 관찰된다. 전통적인 부정맥 검출 기법은 R-peak 알고리즘을 기반으로 R-R 간격을 추출하고 이 간격이 평균보다 다소 짧거나 길면 부정맥으로 판단한다. 하지만, 부정맥이 연속적으로 발생하거나 비규칙적으로 발생한다면 부정맥 검출이 어려워질 수 있다. 비정상적으로 발생하는 부정맥 패턴에 의한 성능 저하를 완화하기 위해 R-R 간격이 아닌 QRS 콤플렉스 자체를 이용하여 부정맥을 판단할 필요가 있다.

이 논문에서는 R-peak 알고리즘을 기반으로 피크별 QRS 콤플렉스를 추출한다. 정상 비트와 부정맥 비트를 기준으로 QRS 콤플렉스를 추출하기 위해 QRS 콤플렉스를 담은 시간 창을 정의할 필요가 있다. 이때, ECG 신호

로부터 관찰되는 QRS 콤플렉스와 PVC의 R-peak의 거리로 표현된 결합 간격(Coupling Interval)은 PVC가 포함되지 않은 QRS 콤플렉스들 사이의 R-R 간격에 비해 짧으며 때 부정맥 신호마다 변동적이다. 이러한 특징을 고려하여 정상 신호와 부정맥 신호의 시간 창은 R-peak 알고리즘을 통해 추출된 피크의 양방향에 부정맥의 평균 CI를 적용한다. 즉, 부정맥 신호의 시간 창은 평균 CI * 2로 나타난다.

3.2. 스펙트럼 이미지를 사용하여 컨볼루션 신경망 기반 부정맥 검출 모델

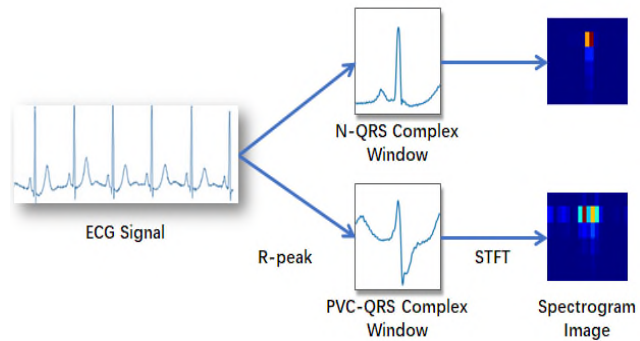


그림 2. 1D 신호를 단일 QRS 콤플렉스로 자른 뒤 2D 스펙트럼화 이미지 형성

1D 신호의 형상은 ECG 신호에서 R-peak 검출에 영향을 주는 전력선 간섭, 근육 움직임, 리드 움직임과 같은 노이즈가 발생한다는 문제가 있다. 따라서, 1D 신호를 단 시간 푸리에 변환(Short Time Fourier Transform)을 기반으로 한 스펙트로그램 이미지로 변환하여 노이즈 영향을 최소화하는 기술을 적용한다. 1D 신호의 형상에서는 특성이 시간 영역에서만 추출되었으나 2D 스펙트럼 이미지를 사용하게 되면 분별기의 정확도를 증가시킬 분광-시간 영역(spectro-temporal) 특성을 모두 추출할 수 있다 [9]. 이 논문에서는 그림 2와 같이 ECG 신호를 피크별 단일 QRS 콤플렉스로 자르고, 1D 신호를 2D 스펙트럼 이미지로 변환하여 컨볼루션 신경망을 통해 학습시켜 부정맥을 분류하는 기법을 제안한다.

스펙트로그램에서 특징 벡터를 추출하기 위해 Keras 프레임워크를 사용하여 CNN을 구현하였다. 제안하는 기법에서 사용한 컨볼루션 신경망 구조는 그림 3과 같다. 128×128 크기의 스펙트럼 이미지를 사용하여 각 4개의 Convolution layer와 Batch Normalization layer를 사용하고, 2번의 Pooling을 수행 후, 2번의 Fully Connected Layer를 학습한다. Convolution Layer의 경우, 3×3 크기의 필터를 적용하여 Layer를 생성하는데, 다음 레이어를 생성할 때는 Padding을 하지 않고 Convolution Layer의 크기를 줄인다. Batch Normalization Layer에서는 이전 계층의 작은 매개변수의 변화가 다음 계층의 입력 분포에

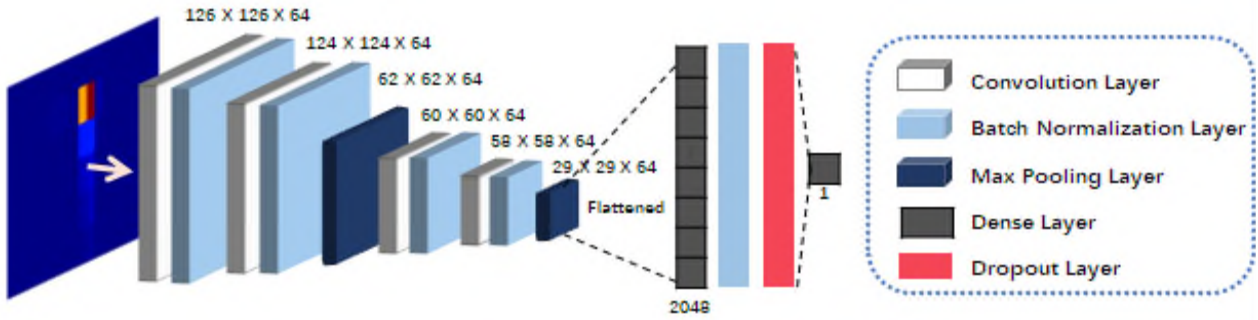


그림 3. 제안된 컨볼루션 신경망 기반 부정맥 분류 모델

큰 영향을 미칠 수 있는 내부 공변량의 이동을 줄여 이미지 분류의 정확도 및 속도를 개선시킨다. Pooling Layer에서는 2×2 크기의 필터 Max-pooling을 통해 특정 영역에서 가장 큰 값을 샘플링하는 방식을 취한다. 앞의 과정을 두 번 반복 수행 한 후 나타나는 출력값을 Fully connected layer에서 2048개의 Hidden node를 학습시킨다. 이후 과적합을 방지하기 위해 드롭아웃을 0.5로 설정하고 Fully connected layer에서 1개의 Hidden node를 학습시킨다. 이 논문에서는 제안된 모델은 ECG 신호 스펙트럼 이미지를 학습시켜 정상 비트(N)와 부정맥 비트(V)를 분류한다.

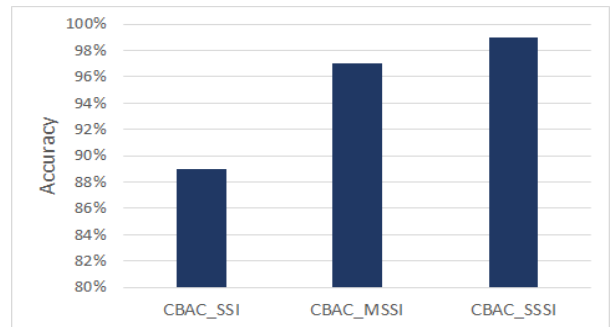


그림 4. 부정맥 분류기법 별 Accuracy

4. 실험 평가

우리는 심전도 박동의 분류를 위해 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에서 106번 환자의 심전도 기록을 사용했다. AAMI(Association for the Advancement of Medical Instrumentation)의 보고서에 따라 106번 환자의 심장 박동 유형은 정상 비트(N)와 부정맥 비트(V)를 갖는다 [10]. 검증 을 위해 제안하는 CNN 기반 분류 모델은 Keras를 활용 해 구현하였다. CNN을 사용하여 특징 추출 된 이미지 중 전체 80% 데이터는 분류기 모델 학습에 사용하였으며 나머지 20%는 모델 성능 테스트로 사용하여 5-fold Cross Validation을 수행하였다. 이 논문에서는 단일 QRS 콤플렉스 2D 이미지를 이용한 CNN 기반 부정맥 분류 모델 (CBAC_SSI), 다수의 QRS 콤플렉스가 포함된 스펙트럼 이미지를 이용한 CNN 기반 부정맥 분류 모델 (CBAC_MSSI), 그리고 제안하는 단일 QRS 콤플렉스 2D 스펙트럼 이미지를 이용한 CNN 기반 부정맥 분류 모델 (CBAC_SSSI)을 비교한다. 그림 4에서는 부정맥 분류기법 별 Accuracy를 나타낸다. 먼저, CBAC_SSI은 Accuracy가 약 88%로 성능이 가장 좋지 않은 것을 확인할 수 있다. 이 기법은 입력 데이터로 사용하는 단일 QRS 콤플렉스 2D 이미지가 주파수 특징을 포함하지 못하여 성능이 낮다. 주파수 특징을 포함하지 못하는 단일 QRS 콤플렉스 2D 이미지의 단점을 극복하기 위해 스펙트럼 이미지화를 적용한 CBAC_MSSI은 Accuracy가 약 97%로 성능이 두 번째로 높은 것을 확인할 수 있다.

이 기법은 고정적으로 설정한 ECG 신호의 시간 창에 의해 부정맥의 특징을 다소 포함하지 못할 경우가 발생하며, 다수의 QRS 콤플렉스 중 고정적이지 않은 정상 신호와 부정맥 신호의 수로 오답율이 높아질 수 있다. 앞의 두 문제점을 보완하고자 논문에서 제안하는 CBAC_SSSI은 Accuracy가 약 98%로 성능이 가장 좋은 것을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서 제안하는 기법은 1D ECG 신호를 QRS 콤플렉스를 기준으로 2D 스펙트럼 이미지로 변환하고 이를 CNN을 적용하여 분류기 학습에 이용함으로써, 정상비트 (N)와 부정맥 비트(V)를 성공적으로 분류한다. 특히, 여러 개의 비트가 포함되어 있는 스펙트럼 이미지보다 단일 QRS 콤플렉스 스펙트럼 이미지를 사용하는 것이 더 향상된 부정맥 분류를 가능하게 한다는 것을 보여주었다.

Acknowledgement

본 과제(결과물)는 교육부와 한국연구재단의 재원으로 지원을 받아 수행된 사회맞춤형 산학협력 선도대학 (LINC+) 육성사업의 연구결과입니다. 이 논문은 2019년도 정부(과기정통부)의 재원으로 한국연구재단 바이오·의료기술 개발사업의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2019MBE5D1A00067961)

참고 문헌

- [1] Rajkumar, A., M. Ganesan, and R. Lavanya. "Arrhythmia classification on ECG using Deep Learning." 2019 5th International Conference on Advanced Computing & Communication Systems (ICACCS). IEEE, 2019.
- [2] R. Besrou, Z. Lachiri and N. Ellouze, "ECG Beat Classifier Using Support Vector Machine," 2008 3rd International Conference on Information and Communication Technologies: From Theory to Applications, 2008, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICTTA.2008.4530053.
- [3] Jia Li, Yujuan Si, Tao Xu, Saibiao Jiang, "Deep Convolutional Neural Network Based ECG Classification System Using Information Fusion and One-Hot Encoding Techniques", Mathematical Problems in Engineering, vol. 2018
- [4] Q. Li, W. Cai, X. Wang, Y. Zhou, D. D. Feng and M. Chen, "Medical image classification with convolutional neural network", 2014 13th International Conference on Control Automation Robotics Vision (ICARCV), pp. 844-848, Dec 2014.
- [5] .O. Abdel-Hamid, A. R. Mohamed, H. Jiang, L. Deng, G. Penn and D. Yu, "Convolutional neural networks for speech recognition", IEEE/ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing, vol. 22, no. 10, pp. 1533-1545, Oct 2014.
- [6] V. Maknickas and A. Maknickas, "Atrial fibrillation classification using QRS complex features and LSTM," 2017 Computing in Cardiology (CinC), 2017, pp. 1-4, doi: 10.22489/CinC.2017.350-114.
- [7] S. S. Abdeldayem and T. Bourlai, "ECG-based Human Authentication using High-level Spectro-temporal Signal Features," 2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data), 2018, pp. 4984-4993, doi: 10.1109/BigData.2018.8622619.
- [8] Izcı, Elif, et al. "Cardiac arrhythmia detection from 2d ecg images by using deep learning technique." 2019 Medical Technologies Congress (TIPTEKNO). IEEE, 2019.
- [9] O. N. Swathi, M. Ganesan and R. Lavanya, "R peak detection and feature extraction for the diagnosis of heart diseases," 2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), 2017, pp. 2388-2391, doi: 10.1109/ICACCI.2017.8126204.
- [10] Q. Zhang, D. Zhou and X. Zeng, "HeartID: A multiresolution convolutional neural network for ECG-based biometric human identification in smart health applications", IEEE Access, vol. 5, pp. 11805-11816, 2017.