

다중 입력 특징 추출 기반의 딥러닝을 적용한 심전도 분류 기법 개발

장승현¹, 이세나¹, 이에린¹, 강현영¹, 양세정¹

연세대학교 의공학과¹

Multi-class electrocardiogram classification using deep learning with multi-modal feature extraction

Seunghyun Jang¹, Sena Lee¹, Yerin Lee¹, Hyeonyoung Kang¹, Sejung Yang¹

Department of Biomedical Engineering, Yonsei University, Korea

janbi3486@yonsei.ac.kr, *syang@yonsei.ac.kr

Abstract

The electrocardiogram (ECG) is one of the simplest and fastest examination tools used to evaluate the cardio-vascular disease. The ECG signal is time series data and consists of numerical values extracted for specific frequencies, so it is essential to perform classification by extracting features. However, classification using signal processing is a time-consuming process for experts, and there may be difficulties in disease diagnosis depending on the method. Therefore, we suggest a deep learning based algorithm which is widely researched in recent classification tasks. We propose a multimodal input network that employs 1-dimensional (1D) and 2-dimensional (2D) feature extraction. We used the MIT-BIH dataset for our experiments. It has 109,446 input data and is a multi-class dataset with 5 classes. The class consists of normal(N), supraventricular premature beat(S), premature ventricular contraction(V), fusion signal of ventricular and normal(F), and unclassifiable signal(Q). Classification performance was evaluated in terms of accuracy. The proposed model has accuracy as 91.27, and it is confirmed that it has higher classification performance than the single input(1D, 2D) model. Comparative analysis shows that multimodal feature extraction has powerful performance in classifying ECG signals than using single modalities.

1. 연구 배경

심전도 검사는 진단 과정에서 가장 많이 사용되는 검사 중 한가지로, 간단한 측정 방법으로 심장 기능의 상태를 효과적으로 관찰할 수 있다 [1]. ECG 분석을 통하여 불규칙한 심장 박동 주기에서 부정맥 여부와 심근경색과 같은 허혈성 심장 질환 진행과정을 관찰할 수 있다. 또한 활동 전위를 관찰함으로써 지연장애를 진단할 수 있으며, 주기 내 파형의 형태에 따라 심실 및 심방의 비대증을 파악할 수 있다. 하지만 이러한 ECG는 신호를 기록하는 환경 및 장비에 따라 해상도와 모양이 다를 수 있으며 때로는 노이즈가 포함된 데이터를 획득할 수 있다는 단점이 있다. 또한 분석하는 대상에 따라 진단에 차이가 발생할 수 있습니다. 따라서 ECG 데이터를 객관적이고 정확하게 분석하여 진단하는 것은 매우 어려운 과정이다.

기존에는 사람이 직접 심전도 신호를 처리하고 특징을 추출해 분류를 진행했다. 기존 방식에는 필터 추출 방법, 임계값 추출 방법, 푸리에 변환 및 웨이블릿 변환이 있다. ECG 신호는 시계열로 기록되기 때문에 방대한 데이터에서 특징을 추출하여 분류를 수행해야 한다. 또한 분석하는 데 시간이 오래 걸린다. 손으로 만든 분류는 노이즈에 대해 불변적으로 수행하기 어렵고 새로운 데이터에도 적용할 수 없다.

앞선 문제점을 해결하기 위한 방법으로 최근 DNN을 이용한 분류 연구가 활발히 이루어지고 있다. 먼저, 1차원 심전도 신호를 사용하는 기법에는 CNN(Convolution Neural Network) [2]과 RNN(Recurrent Neural Network) [3]을 사용하는 방법이 있다. 또한, 2차원 형태의 입력을 사용하는 연구에서는 1차원 ECG 신호를 다양한 변환 기법을 통해 2차원 이미지 형식 또는 매트릭스 형식으로 변환하여 진행했다 [4].

본 논문에서는 기존 연구에서 더 나아가 동시에 1차원 ECG 신호와 2차원 ECG 신호에서 특징을 추출하는 다중 입력

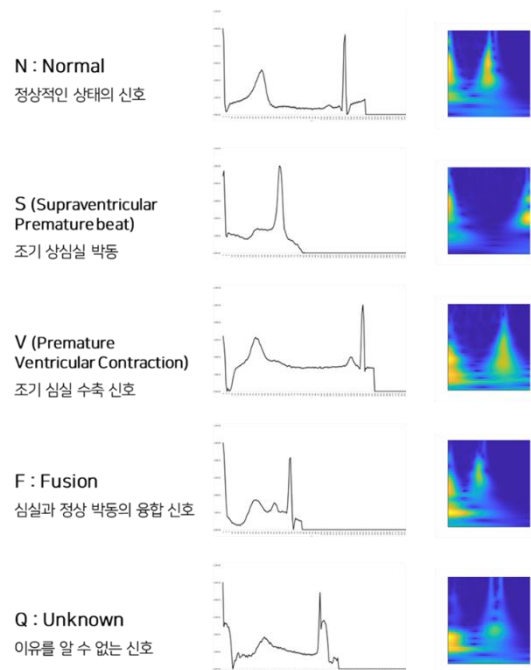


그림 1. 클래스에 따른 ECG 신호와 CWT 변환 영상

모델을 개발했다. 다중 입력에 동일한 domain의 입력을 주기 위해 continuous wavelet transform(CWT)을 사용하여 1차원 특징과 새로 제작한 2차원 특징이 모델에서 convolution을 거쳐 feature의 형태가 전환되어도 동일하게 시간에 대한 feature로 다룰 수 있도록 변환 방법을 선택했다. 1차원 ECG 신호를 입력으로 하는 모델과 2차원 ECG 신호를 입력으로 하는 구성된 모델을 각각 평가하여

결과를 비교했다.

2. 연구 방법

실험에서는 PhysioNet에서 제공하는 MIT-BIH 심전도 데이터셋을 사용했으며, 이 데이터셋은 그림 1에서 묘사된 바와 같이 5개의 클래스로 구성된 다중 클래스 데이터셋이다 [5]. 클래스는 정상적인 상태의 신호(N), 조기 상심실 박동(S), 조기 심실 수축 신호(V), 심실과 정상 박동의 융합된 신호(F), 마지막으로 이유를 모르는 이상 형태 신호(Q)로 구성되어 있다.

효과적으로 특징을 추출하기 위해 1차원 심전도 데이터에 continuous wavelet transform(CWT)를 적용하여 2차원의 형태로 변환했다. CWT는 1d signal에 대한 시간 정보와 주파수 정보를 모두 가지고 있으며, 이를 2차원 vector array의 형태로 표현할 수 있다.

$$X_{\omega}(a, b) = \frac{1}{|a|^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

a는 scale factor(a>0), b는 shift factor이다. Parameter a의 값이 상대적으로 높은 경우, 신호의 형태가 늘어지는 형태의 그래프를 나타낸다.

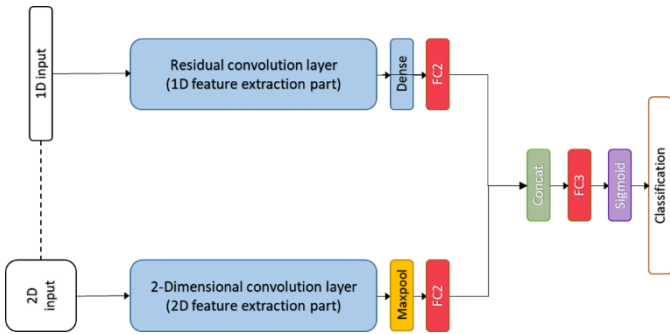


그림 2. 다중 입력 특징 추출 네트워크

우리가 제안하는 모델은 그림 2와 같으며, 1D ECG 데이터와 2D CWT transformation data를 받아 1D-CNN와 2D-CNN 레이어에서 개별적으로 특징을 추출하며, 모두 output layer로 동일한 크기의 fully connected layer를 통과하는 것으로 두 모델에서 결과로 나온 feature layer의 크기를 통일시켰다. 따라서, 최종 예측 결과는 두 가지 모델에서 서로 다른 형태의 입력으로 학습되었지만, 동일한 시간 도메인을 바탕으로 이루어지게 된다. 그 후 얻어진 결과물은 하나의 형태로 중첩되어 fully connected layer를 통과하며 분류 결과를 나타낸다.

3. 연구 결과

실험 평가는 두 모델의 test loss value와 test accuracy value를 통해 분석했다. 먼저 1차원 ECG 데이터를 바탕으로 1차원 모델에서 학습한 결과와 2차원 CWT transformation 데이터를 바탕으로 2차원 모델에서 학습한 결과를 우리가 제안한 네트워크의 성능과 비교해보았다. 학습에는 adam 최적화를 사용했으며, 학습률은 0.001, 그리고 30회를 기준으로 반복을 시행했다. 그림 3은 다중 입력 특징 추출 네트워크를 학습시킨 결과이다. 전체적으로 학습 곡선에서 언더피팅 혹은 과적합 이슈 없이 학습된 것을 확인할 수 있었다.

다음으로 학습된 1차원 모델과 2차원 모델, 그리고 다중 입

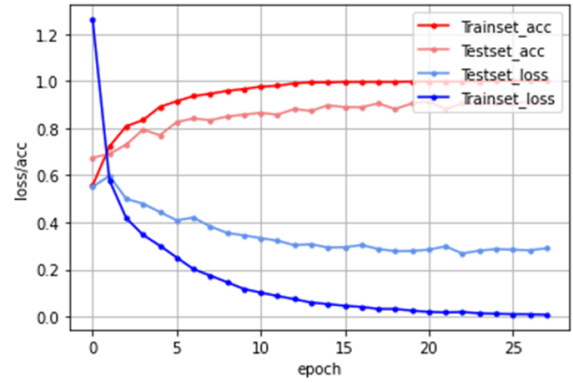


그림 3. 제안한 네트워크의 학습 곡선

표 1. 제안한 네트워크의 검증 결과

	Validation loss	Validation accuracy
Training with only 1D datasets	0.3625	0.8889
Training with only 2D datasets	0.2730	0.8968
Training with multimodal (1D + 2D) datasets	0.2678	0.9127

력 특징 추출 네트워크의 결과를 검증 데이터셋에서 오차와 accuracy를 척도로 사용하여 비교해보았다. 1차원 모델에서는 0.3625의 오차와 0.8889의 정확도를 보여주었고, 2차원 모델에서는 0.2730의 오차와 0.8968의 정확도를 보여주었다. 마지막으로, 다중 입력 특징 추출 모델에서 0.2678의 오차와 0.9127의 정확도를 나타냈음을 확인할 수 있었다. 결과적으로, 우리가 제안한 모델이 기존의 방식보다 훨씬 효과적으로 특징을 추출할 수 있으며, 높은 분류 성능을 보여줄 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

4. 참고 문헌

- [1] SUN, Li, et al. ECG analysis using multiple instance learning for myocardial infarction detection. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 59.12, p.3348-3356, 2012
- [2] Krasteva, Vessela, et al. "Fully convolutional deep neural networks with optimized hyperparameters for detection of shockable and non-shockable rhythms." *Sensors* Vol 20, No.10, p.2875, 2020
- [3] Långkvist, Martin, Lars Karlsson, and Amy Loutfi. "A review of unsupervised feature learning and deep learning for time-series modeling." *Pattern Recognition Letters* Vol 42, p. 11-24, 2014
- [4] Huang, Jingshan, et al. "ECG arrhythmia classification using STFT-based spectrogram and convolutional neural network." *IEEE access* Vol 7, p.92871-92880, 2019
- [5] Moody, George B., and Roger G. Mark. "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database." *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* Vol 20, No.3, p.45-50, 2001