

## 단기간 심전도를 사용한 1D-CNN 기반 심방세동 환자 평가

석현석\*, 신항식\*\*

전남대학교 바이오메디컬공학협동과정\*, 울산대학교 의과대학 서울아산병원\*\*

### Atrial Fibrillation Patients Assessment Based on One-Dimensional Convolutional Neural Network Using Short-term Electrocardiogram

Hyeon Seok Seok\* and Hangsik Shin\*\*

Dept. of Biomedical Engineering, Chonnam National University, Yeosu\*

Asan Medical Center, University of Ulsan College of Medicine, Seoul, Korea\*\*

**Abstract** - 이 연구의 목표는 30초 길이의 단기 심전도 파형을 입력으로 일차원 합성곱 신경망을 사용하여 심방세동 환자를 평가하는 것이다. PAF challenge (Physionet)에서 획득된 150개 심전도 레코드(normal control: 72개, AF patient: 78개)가 분석에 사용되었다. 입력데이터로는 30초 길이로 분절된 9,000개 심전도 파형이 사용되었고 이 중 20%가 테스트 세트로 사용되었다. 일차원 합성곱 신경망 아키텍처는 베이지안 최적화를 통해 설계되었으며 이후 5겹 교차 검증을 사용하여 최적 모델을 검증하였다. 심방세동 환자 및 정상군에 대한 분류 결과, 테스트 세트에서 0.824 AUC, 0.791 정확도, 0.846 민감도로 기존 연구의 모델보다 높은 성능을 보였다.

#### 1. 서 론

심방세동은 부정맥의 일종으로 노화현상과 직접적인 연관이 있어 최근 초고령화 사회의 심각한 질환으로 대두되고 있다[1]. 심방세동이 발병될 경우 뇌졸중, 심부전 등 합병증 발생 가능성이 높고, 심할 경우 사망에 이를 수 있어 발병 초기 치료를 권장한다. 임상에서 심방세동 진단은 심전도 검사, 초음파 검사를 통해 진행되지만 일반적으로 24시간 심전도를 육안으로 확인하므로 많은 소요 시간이 요구되며 발작성 심방세동의 경우 발생한 순간을 포착하기 어렵다는 한계가 있다. 최근에는 심방세동 자동 검출을 위해 심전도 지표 기반 알고리즘을 개발하거나[2] 심전도 웨이블릿 변환 기반 딥러닝 모델로 심방세동을 평가하는 연구가 제안되었다[3]. 하지만 상기 연구는 전처리과정이 복잡하고, 연산 시간이 길어 실시간 분석에 적용이 어려울 수 있으며[2,3] 심방세동 진행 중인 상태에 대해 고려되지 않았다[3].

이 연구는 단기(30초) 심전도로 일차원 합성곱 신경망(1D-CNN)을 사용하여 심방세동 환자 및 정상군 분류하는 것을 목표로 한다. 또한, 최소화된 전처리과정을 분석에 적용하고 파형의 다양한 상태(심방세동 발생, 발생직전, 정상동율동)에서 환자 평가가 가능한지 확인한다.

#### 2. 본 론

##### 2.1 Database

100명의 피험자가 참여한 Physionet의 PAF (paroxysmal atrial fibrillation) Prediction Challenge Database가 분석에 사용되었다[4]. 데이터에는 피험자별로 두 번씩 30분 동안 측정되고 128 Hz로 샘플링된 총 200개 심전도 레코드가 포함되어 있다. 심방세동 환자 여부를 알 수 없는 50개 레코드를 제외하고 150개 심전도 레코드가 분석에 사용되었다. 150개 레코드 중 72개는 정상군, 78개는 심방세동 환자이며 정상군은 모두 정상동율동 파형이고, 심방세동 환자 중 53개는 심방세동 발생직전 정상동율동 파형이고, 25개는 정상동율동 또는 심방세동 파형이 포함되어 있다.

〈표 1〉 심전도 데이터 정보

Group	N	ECG type	N	Total N
Normal Control	36	Normal	72	72
		Normal	53	
AF patient	39	AF or Normal	25	78

##### 2.2 Preprocessing

심전도는 0.5-50 Hz 통과대역을 가지는 10차 FIR 필터를 통해 필터링되었다. 이후 입력데이터 생성을 위해 30초 길이로 겹치지 않게 분할하여 150개 심전도 레코드에서 9,000개의 분절을 추출하였다. 이 중 20%(1,800개)는 피험자 기준으로 분리하여 독립적인 테스트 세트로 사용하였다. 스케일링은 Robust 정규화를 사용하였으며 훈련 세트에서 학습된 스케일링으로 테스트 세트에 적용하였다.

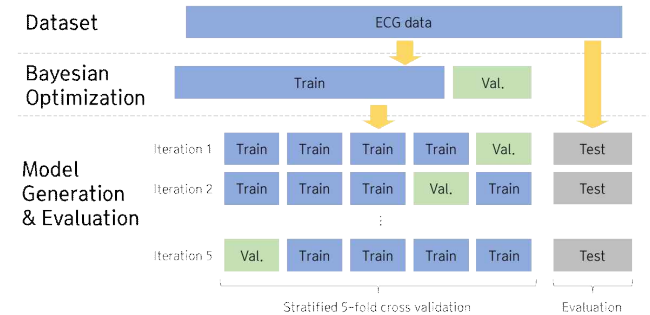
##### 2.2 1D-CNN Architecture

1D-CNN 기반 분류 모델은 합성곱 레이어, 배치 정규화 레이어, 활성화 레이어, 드롭아웃 레이어, 풀링 레이어 순으로 구성하였으며 드롭아웃 레이어와 풀링 레이어는 하이퍼파라미터 최적화 시 선택적으로 사용하였고, 활성화 함수로는 ReLU를 사용하였다.

베이지안 최적화가 아키텍처 구성 및 하이퍼파라미터 최적화를 위해 사용되었다. 최적 아키텍처 선정을 위해 레이어 개수, 합성곱 레이어 설정 (필터, 커널, 스트라이드 크기), 드롭아웃 및 풀링 레이어 설정 (실행 여부, 종류 및 크기), 완전연결 레이어 종류 설정, 학습율에 대한 베이지안 최적화를 1000번 반복하여 최소 검증 손실을 보이는 아키텍처를 선정하였다. 1D-CNN 모델은 Anaconda 환경에서 Python 3.9 (Python Software Foundation) 및 Tensorflow 2.0을 사용하여 구현되었다.

##### 2.3 Model Validation & Performance Evaluation

그림 1은 이 연구에 사용된 모델 검증 방법을 보여준다(그림 2). 훈련 및 검증 세트는 층화(stratified) 5겹 교차검증 방법을 통해 분리하였고, 각 반복 단계(iteration)마다 모델을 학습 및 검증하고 독립적인 테스트 세트에서 모델 평가를 진행하였다. 모델의 성능 평가는 손실, 정확도, 민감도, AUC (Area under ROC curve)를 계산하여 지표로 사용하였다.

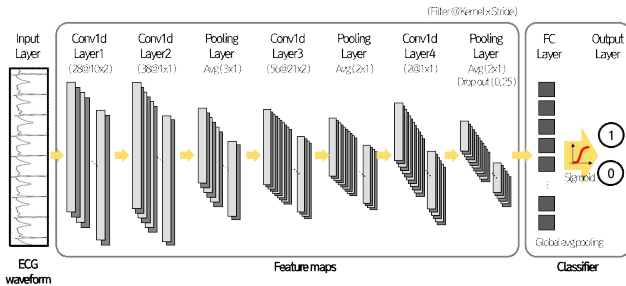


〈그림 1〉 본 연구의 모델 검증 방법

#### 3. 결 과

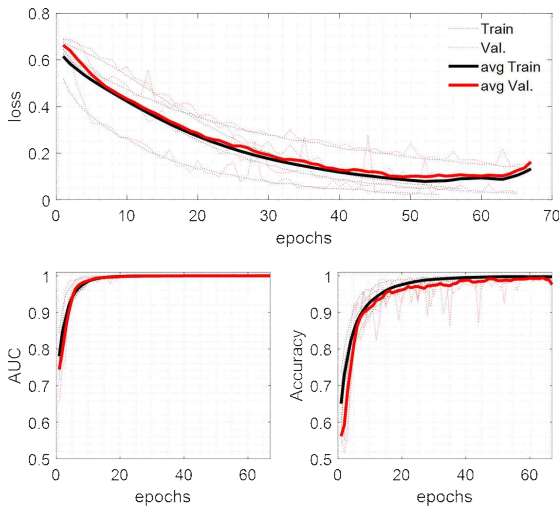
그림 2는 베이지안 최적화된 1D-CNN 아키텍처 구성 및 상세 파라미터 값을 보여준다. 최적 모델은 4개의 일차원 합성곱 레이어로 구성되어 있으며 평균 풀링을 사용하였고, 완전연결층에서는 전역 평균 풀링이 사용되었다. 출력층에서는 sigmoid를 사용하여 0 (정상)과 1 (심방세동)로 분류하였다. Nadam [5]이 학습 시 모델 가중치 최적화를 위해 선택되었고,

손실 함수로 이진 교차 엔트로피를 사용하여 심방세동 환자 및 정상군에 대한 분류가 수행되었다.



〈그림 2〉 최종 1D-CNN 아키텍처 구성

교차검증 학습 결과는 그림 3, 표 2과 같다. 그림 3은 에폭 증가에 따른 모델 성능의 변화를 보여준다. 검정 실선은 훈련 세트에서 평균 성능 변화, 빨간 실선은 검증 세트에서 평균 성능 변화를 의미하고, 검정 및 빨간 점선은 폴드 별 성능 변화를 보여준다. 에폭 변화가 증가될수록 손실은 감소, AUC 및 정확도는 증가하였다.



〈그림 3〉 교차검증이 적용된 epoch에 따른 모델 분류 성능 변화

표 3은 훈련, 검증, 테스트 세트에서 심방세동 환자 및 정상군 분류 결과를 보여준다. 결과적으로 제안된 모델은 0.824 AUC, 0.791 정확도, 0.846 민감도로 심방세동 유무를 평가하였다. 기존 연구에서 정상동율동 신호에서 웨이블릿 변환 이후 필터링 모델을 개발하여 심방세동 평가 가능성을 보였으나 이 연구와 동일한 조건에서 적용했을 때 0.716 AUC, 0.637 정확도, 0.774 민감도를 보였다.

〈표 2〉 제안된 모델과 기존 연구 모델의 심방세동 환자 및 정상군 분류 성능 및 비교

Model		AUC	Accuracy	Recall
Proposed	Train	1.000	0.998	0.997
	Validation	0.999	0.996	0.994
	<b>Test</b>	<b>0.824</b>	<b>0.791</b>	<b>0.846</b>
Ref. [3]	Train	0.759	0.696	0.663
	In same Validation	0.787	0.674	0.807
	<b>condition* Test</b>	<b>0.716</b>	<b>0.637</b>	<b>0.774</b>

\*same condition in dataset, filtering condition and model compile option

#### 4. 결 론

본 연구는 단기간 (30초) 심전도 및 일차원 합성곱 신경망을 사용하여 심방세동 환자 평가 가능성을 확인하였다. 또한, 심방세동 발생, 발생 직전, 정상동율동 상태와 같은 심전도 입력

과형 조건과 무관하게 심방세동 환자 및 정상군을 분류하였다. 본 연구는 발작성 심방세동에만 적용되어 지속성 심방세동에 관해서는 확인되지 않았다. 향후 연구로는 다양한 심방세동이 포함된 추가적인 데이터베이스를 수집하여 심방세동 환자 평가 및 예측이 가능한지 확인하고자 한다.

#### 감사의 글

이 연구는 2018년도 과학기술정보통신부 및 2021년도 보건복지부 재원으로 한국연구재단 지역대학우수과학자지원사업 (2018R1D1A3B07046442) 질병중심중개연구사업 (H121C0011)의 지원을 받아 수행하였습니다.

#### [참 고 문 헌]

- [1] W. Dun and P. A. Boyden, "Aged atria: electrical remodeling conducive to atrial fibrillation," *Journal of interventional cardiac electrophysiology*, vol. 25, no. 1, pp. 9-18, 2009.
- [2] G. Schreier, P. Kastner, and W. Marko, "An automatic ECG processing algorithm to identify patients prone to paroxysmal atrial fibrillation," in *Computers in Cardiology 2001*. Vol. 28 (Cat. No. 01CH37287), 2001: IEEE, pp. 133-135.
- [3] U. Erdenebayar, H. Kim, J.-U. Park, D. Kang, and K.-J. Lee, "Automatic prediction of atrial fibrillation based on convolutional neural network using a short-term normal electrocardiogram signal," *Journal of Korean medical science*, vol. 34, no. 7, 2019.
- [4] G. Moody, A. Goldberger, S. McClennen, and S. Swiryn, "Predicting the onset of paroxysmal atrial fibrillation: The Computers in Cardiology Challenge 2001," in *Computers in Cardiology 2001*. Vol. 28 (Cat. No. 01CH37287), 2001: IEEE, pp. 113-116.
- [5] T. Dozat, "Incorporating nesterov momentum into adam," 2016.