

다중 유형 부정맥 분류를 위한 PPG 기반 신호 변환 기법 연구

이재원, 신미영*

경북대학교 대학원 전자전기공학부 생체정보마이닝연구실

realjaewon94@gmail.com, *shinmy@knu.ac.kr

A study on PPG-based signal conversion technique for multi-type arrhythmia classification

Jaewon Lee, Miyoung Shin*

Kyungpook National University, Bioinformatics & Data mining Lab.

요 약

본 논문은 Photoplethysmogram(PPG) 신호 기반의 다중 유형 부정맥을 분류하기 위한 새로운 방법을 제안한다. PPG 신호는 비침습적으로 일상 생활에서 쉽게 측정할 수 있어 이를 이용한 부정맥 분류 연구가 활발히 이루어지고 있지만, 기존 연구들은 주로 단일 유형의 부정맥 분류에만 집중되어 왔다. 이에 본 연구에서는 PPG 신호를 2D 이미지 형태의 Embedding vector map (EVM)으로 변환 후 이에 기반한 다중 유형의 부정맥 분류 가능성을 연구하였으며, 공개 데이터베이스 CinC 2015를 사용하여 성능을 검증하였다. 그 결과 네 가지 유형의 부정맥에 대해 기존 연구 대비 개선된 성능인 82.47%의 정확도와 62.17%의 F1-score를 보여주었다. 본 연구를 통해 PPG 신호만으로도 다중 유형의 부정맥을 어느 정도 효과적으로 분류할 수 있음을 확인하였으며, 이는 PPG 신호의 활용 범위를 넓히고 향후 부정맥 진단 기술 개발에 중요한 기여를 할 수 있을 것으로 보인다.

1. 서 론

부정맥은 심부전과 심장 마비 같은 치명적인 심장 질환과 밀접한 관련이 있는 질환으로 이를 조기에 탐지하고 치료하는 것이 매우 중요하다 [1]. 기존 연구들은 주로 심전도(Electrocardiogram, ECG) 신호를 사용하여 부정맥을 분류하는 방법에 치중되어 왔으나 심전도는 측정이 불편하여 실생활에서 지속적인 모니터링에 적합하지 않다는 단점이 있다. 반면 PPG 신호는 측정이 간단하고 다양한 장비를 통해 일상생활에서 쉽게 지속적인 모니터링이 가능하다. 하지만 PPG 신호를 사용한 부정맥 분류 연구는 주로 특정 유형의 부정맥인 심방세동에 집중되어 있다 [2]. 본 연구는 이러한 한계를 극복하고 PPG 신호를 기반으로 다양한 유형의 부정맥을 분류하는 방법을 제안한다.

II. EVM 기반의 다중 유형 부정맥 분류 방법

본 논문은 PPG 신호를 이용하여 다중 유형(Multi-type)의 부정맥분류를 목적으로 한다. 부정맥은 심장의 활동에 이상이 발생한 상태를 말하며, 발현 증상의 특징에 따라 다양한 유형으로 분류된다. 주로 심장이 비정상적으로 빠르거나 느리게 뛰는 빈맥(Tachycardia)과 서맥(Bradycardia)이 있고, 심박의 불규칙적인 발생을 세동(Fibrillation)으로 분류한다.

본 연구에서는 공개 데이터베이스인 CinC 2015 [3]에서 제공하는 네 종류의 부정맥 유형을 분류했다. CinC 2015는 PPG 신호 외에 심전도 신호, 혈압 신호 등이 함께 측정되었고, 레이블링은 전문가의 심전도 신호 기반의 진단으로 작성되었다. 데이터베이스는 빈맥, 서맥, 심실빈맥, 심실세동에 대한 214 개의 레코드를 제공한다. 그 중, 레코드에 신호가 누락되거나 신호가 정상적으로 측정되지 않은 경우를 제외한 10 초 길이를 가지는 200 개의 PPG 레코드를 본 연구에 활용하였다.

부정맥 분류를 위해 PPG 신호로부터 학습한 변분 오토인코더(Variational Autoencoder, VAE)를 통해 생성한 임베딩 벡터들을 PPG 신호로부터 추출한 피크간 간격(Peak-to-Peak Interval, PPI) 정보를 활용하여 시간에 따라 순차적으로 배치하여 EVM 이미지를 생성하고 이를 부정맥 분류에 활용한다. 전체적인 PPG 신호의 EVM 변환 과정은 그림 1과 같다.

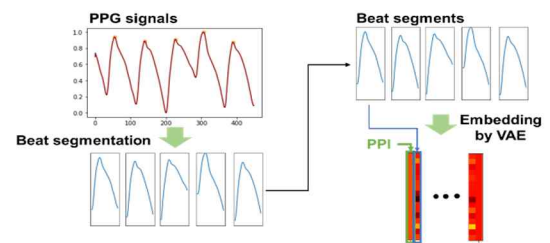


그림 1 PPG 신호의 EVM 변환 과정 예시

위와 같이 생성한 EVM 이미지는 주어진 PPG 신호를 구성하는 각 심박의 특징을 임베딩 벡터를 통해 표현하고 이를 시간에 따라 순차적으로 나열함으로써 PPG 신호의 특이성을 2D 이미지를 통해 나타내고 있다. 각 심박의 특징을 표현하는 임베딩 벡터는 변분 오토인코더 (VAE)의 학습을 통해 생성된다. 심전도와 달리 PPG 는 심박에 대한 전형적인 신호 패턴이 정의되어 있지 않아 본 연구에서는 정상과 비정상 심박이 잘 구분되도록 VAE 모델을 학습했다. 모델은 정상 리듬만으로 학습을 진행하였으며, 이상 심박이 입력되면 정상 심박과 다르게 표현되어 해당 신호가 이상 상태임을 나타낸다. 본 연구에서는 각 심박 길이의 평균인 0.8 초에 해당하는 (1x80)의 PPG 신호를 (1x32)의 임베딩 벡터로 표현하도록 모델을 구성하였다.

또한, EVM 이미지 구성을 위해 사용되는 PPI 정보는 주어진 PPG 신호 내에 존재하는 각 심박 간의 간격 정보가 내포되어 있다. 이 간격은 PPG 신호에서 각 피크를 검출하고, 검출된 피크 사이의 시간 차이를 그 값으로 활용하였다.

생성된 PPI 와 임베딩 벡터를 시간 순서로 정렬하여 EVM 이미지를 구성하기 위해, PPI 값을 반복하여 임베딩 벡터와 같은 크기의 (1x32)의 벡터로 변환한다. 변환된 PPI 벡터와 임베딩 벡터를 순차적으로 정렬하여 EVM 을 구성한다. 각 부정맥 유형별 EVM 이미지의 예를 살펴보면 아래 그림 2 와 같다.

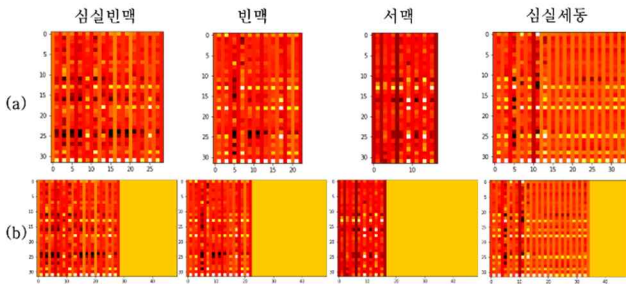


그림 2 각 부정맥 유형별 생성된 EVM 예시

그림 2 (a)에서와 같이, 동일한 길이의 PPG 신호라 하더라도 각각 다른 심박수를 가지기 때문에 생성된 이미지의 너비가 달라질 수 있다. 본 실험에서는 부정맥 분류 모델의 학습을 위해 각 이미지를 같은 크기를 가지도록 zero-padding 을 적용하여 그림 2 (b)에서와 같이 동일한 크기의 이미지가 되도록 보정하였다.

일련의 과정을 통해 생성된 EVM 을 기반으로 다중 유형 부정맥 분류를 위한 모델을 구현하였다. 분류 모델의 그림 3 과 같이 CNN-기반의 모델을 사용하였다. 입력 데이터로부터 특징을 추출하기 위해 VGG16[4]의 feature extractor 구조를 활용하고, 부정맥 분류를 위한 fully connected layer 를 추가한 구조로 구현했다.

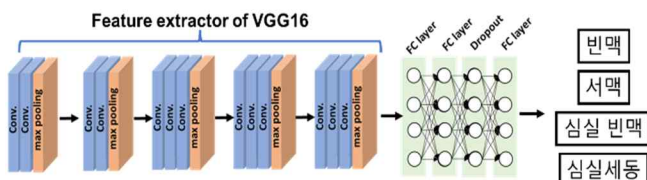


그림 3 부정맥 분류 모델의 구조

본 연구에서는 앞서 언급한 공개 데이터베이스인 CinC 2015 에서 제공되는 200 개 레코드의 10 초 길이의 PPG 신호를 이용하여 다중 유형 부정맥을 분류하였다. 전체 레코드 수가 많지 않아 3-fold cross validation 방법을 적용하여 제안한 방법의 성능을 평가하였다. 각 fold 는 전체 데이터의 분포를 유지하도록 스플릿(split)이 진행되었으며, 학습 및 테스트 데이터는 각각 서로 다른 환자로부터 측정된 PPG 신호로 구성되어 있다.

제안한 방법의 성능을 검증하기 위해, 추가적으로 기존 심전도 분류 연구에서 주로 활용되는 방법을 함께 구현하여 비교 실험을 진행하였다. 선택된 방법은 PPG 신호 자체를 입력으로 하는 1D CNN 기반 방법 [5]과 continuous wavelet transform 을 통한 scalogram 으로 변환 방법[6]이며, 이를 적용하여 본 논문의 방법과 비교 실험을 진행하였다.

제안 방법과 비교를 위해 구현한 방법들의 다중 유형 부정맥 분류를 위한 모델의 전체적인 성능은 다음 표 1 과 같이 나타난다. 표에 따르면, 제안한 방법이 82.47%의 정확도와 62.17%의 F1-score 로 다른 방법보다 각 성능 지표에서 가장 높은 성능을 보였다. 표 1 에서 size 는 입력 데이터의 크기를 의미하며, 이는 모델의 복잡도에 영향을 미쳐 학습 시간에도 중요한 영향을 준다. 제안한 방법은 기존 Scalogram 방식에 비해 모델 학습 시간이 60% 단축되었다. 이 결과, 제안된 방법이 분류 성능과 학습 효율성 간의 균형을 유지하면서 더 효율적인 선택이 될 수 있음을 보여준다.

표 1. 각 방법의 입력 크기 및 부정맥 분류 성능 비교

Input type	Size	Precision	Recall	F1-score	Accuracy
1D signal [5]	(1, 1000)	61.93	61.72	61.69	81.96
Scalogram [6]	(75, 1000)	61.19	57.73	59.00	77.97
Proposed method	(32, 49)	62.62	62.64	62.17	82.47

III. 결론

본 논문에서는 PPG 신호만을 활용하여 다중 유형 부정맥을 분류하기 위한 EVM 기반 방법을 제안하였다. 이는 PPG 신호를 이루는 각 심박의 패턴을 임베딩 벡터로 변환하고 심박 사이의 간격을 함께 활용하여 2D 이미지로 표현하는 방법이다. 제안된 방법은 기존 방법에 비해 성능의 개선과 더불어 입력 크기를 줄임으로써 연산 효율성을 높여 모델 학습 시간을 단축하였다. 본 연구를 통해 측정이 용이한 PPG 신호 기반 건강 모니터링 시스템을 구현하는 데 있어 제안한 부정맥 분류 방법이 유용할 수 있음을 확인하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 과학기술사업화진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임 ('학연협력플랫폼구축 시범사업' RS-2023-00304695).

참 고 문 헌

- [1] Mehra, R. Global public health problem of sudden cardiac death. Journal of electrocardiology 40.6 (2007): S118-S122.
- [2] Pereira T, et al. Photoplethysmography based atrial fibrillation detection: a review. NPJ Digital Medicine. (2020); 3:1-12.
- [3] Clifford GD, et al. The PhysioNet/computing in cardiology challenge 2015: reducing false arrhythmia alarms in the ICU. In 2015

Computing in Cardiology Conference (CinC) 2015 Sep 6 (pp. 273–276). IEEE.

[4] Simonyan, K, et al. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, (2014), arXiv: 1409, 1556

[5] Liu, Z, et al. Multiclass arrhythmia detection and classification from photoplethysmography signals using a deep convolutional neural network. *Journal of the American Heart Association* 11.7, (2022): e023555.

[6] Madan, P, et al. A hybrid deep learning approach for ECG-based arrhythmia classification. *Bioengineering* 9.4 (2022): 152.