

이미지 타입의 ECG 데이터를 사용한 CNN 모델 기반 부정맥 분류

방연석¹, 장명수¹, 홍유식¹, 이상석², 유준상³, 이우범^{1*}

¹상지대학교 정보통신소프트웨어공학과, ²상지대학교 디지털헬스케어학과,

³상지대학교 한의학과(상지대부속한방병원)

CNN Model-based Arrhythmia Classification using Image-typed ECG Data

Yeon-Suk Bang¹, Myung-Soo Jang¹, Yousik Hong¹, Sang-Suk Lee², Jun-Sang Yu³,
Woo-Beom Lee^{1*}

¹Department of Information and Communication Software Engineering, Sangji University

²Department of Digital Healthcare Engineering, Sangji University

³Department of Korean Medicine, Sangji University

요약 심장 질환 가운데서 부정맥은 방치할 경우에 뇌졸중, 심장 마비, 심부전과 같은 심각한 합병증이 발생할 수 있기 때문에 지속적이고 정확한 심전도 관리에 의한 건강 상태의 확인은 임상적 치료에 매우 중요한 요소이다. 그러나, 심전도 (Electrocardiogram; ECG) 데이터의 정확한 해석은 전적으로 의료 전문가에 의존하기 때문에 부가적인 시간과 비용을 요구한다. 따라서 본 논문에서는 라이프로그 기반의 비정상적인 맥파 파형의 분석을 통한 의료 플랫폼 개발을 목적으로 부정맥 인식 모듈을 제안한다. 제안하는 방법은 ECG 데이터를 시계열 데이터가 아닌 이미지 형식으로 처리하여 시각적 패턴 인식 기술을 적용한 후, CNN 모델을 이용하여 부정맥을 탐지하는 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안한 ECG 데이터의 이미지 타입 변환에 의한 CNN 모델의 부정맥 분류의 유효성 검증하기 위해 MIT-BIH 부정맥 데이터셋을 사용한 결과, 97%의 정확도를 보였다.

• 주제어 : 이미지 타입 심전도, 부정맥 분류, 합성곱 신경망, 순환 신경망, MIT-BIH 부정맥 데이터셋

Abstract Among cardiac diseases, arrhythmias can lead to serious complications such as stroke, heart attack, and heart failure if left untreated, so continuous and accurate ECG monitoring is crucial for clinical care. However, the accurate interpretation of electrocardiogram (ECG) data is entirely dependent on medical doctors, which requires additional time and cost. Therefore, this paper proposes an arrhythmia recognition module for the purpose of developing a medical platform through the analysis of abnormal pulse waveforms based on Lifelogs. The proposed method is to convert ECG data into image format instead of time series data, apply visual pattern recognition technology, and then detect arrhythmia using CNN model. In order to validate the arrhythmia classification of the CNN model by image type conversion of ECG data proposed in this paper, the MIT-BIH arrhythmia dataset was used, and the result showed an accuracy of 97%.

• Key Words : Image-typed ECG, Arrhythmia Classification, CNN, RNN, MIT-BIH Arrhythmia Database

Received 23 November 2023, Accepted 12 December 2023

* Corresponding Author Woo-Beom Lee, Department of Information Communication Software Engineering, Sangji University, 83, Sangji-Dae Gil, Wonju, Korea. E-mail: beomlee@sangji.ac.kr

I. 서론

심실과 심방 사이의 조절된 전기 활동에 의해 발생하는 정상적인 심박과는 다르게, 심박 과정이 어떤 이유로 방해받거나 조절이 교란될 때 발생하는 부정맥은 심장의 정상적인 심박조를 벗어나 불규칙한 심박이나 심장 박동의 패턴을 의미하는 의학적인 용어로서 심방 부정맥과 심실 부정맥으로 구분된다.[1]

심장 질환, 대사 이상, 스트레스, 카페인과 같은 자극 물질의 섭취, 약물 부작용, 심리적인 요인, 신경계 문제, 유전적 요인 등의 다양한 원인으로 발생하는 부정맥의 사전 진단 및 치료는 예방의료의 한 부분으로 매우 중요하다. 부정맥이 있는 환자는 심장 기능 부진으로 급사하거나 실신을 일으켜 신체의 부상을 입을 수 있으며, 부정맥을 방치할 경우 다른 심장 질환으로 연결되어 뇌졸중, 심장 마비, 심부전과 같은 심각한 합병증이 발생할 수 있기 때문에 부정맥의 정확한 진단과 치료는 임상적으로 매우 중요하다.

심전도(electrocardiogram; ECG) 데이터는 시간에 따른 전압 변화를 기록한 시계열 데이터로서 시간적 순서와 의존성을 가지고 있으며, 연속적으로 발생하는 이벤트를 기록하는 데 적합하다. 이러한 ECG 데이터를 사용하여 심장의 활동을 정확하게 분석하여 부정맥과 같은 심혈관 이상을 탐지하고 분류하기 위해서는 시간적 파형의 분석이 용이한 순환신경망 계열의 인공지능 기법이 주로 활용되고 있다. RNN(Recurrent Neural Network) 모델과 LSTM(Long Short-Term Memory) 모델은 이러한 시계열 데이터의 특성을 처리하고 시간적 패턴을 고려하기 위해 개발된 대표적인 모델로서 시계열 데이터의 인식에 적합하다[2,3].

또한 기존 RNN(Recurrent Neural Network) 모델이나 LSTM(Long Short-Term Memory) 모델을 기반으로 한 심전도 데이터로부터 부정맥을 분류하고 검출하는 접근 방식은 시계열 데이터의 특성과 동적인 패턴을 고려하기 위한 효과적인 도구로 입증되었으며, 많은 성과를 보여주었다. 그러나 실제 임상에서 심전도 데이터는 실시간으로 측정되는 실시간 파형이 출력 형태인 가시적 2차원 시각 패턴을 그 특징으로 판단하고 있다. 따라서 본 논문에서는 실시간으로 측정된 심전도 데이터의 시계열 데이터를 2차원 시각 패턴인 이미지 형태로 변환하여 실제 임상이 판단하는 방식으로 부정맥을 분류하는 접근 방식을 제안한다.

본 논문에서는 ECG 데이터를 적정 시간의 형태로 분할하고, 분할된 시계열 데이터를 이미지화하고, 이미지 타입의 심전도 데이터를 CNN(Convolutional Neural Network; CNN) 모델[4]의 입력으로 사용하는 부정맥 탐지 방법을 제안한다. 제안된 방법은 심전도 그래프를 정량적 시계열 데이터 대신 이미지 형식으로 2차원 처리함으로써 시각적 패턴 인식 기술을 활용할 수 있다. 제안된 이미지화된 ECG 데이터를 이용한 부정맥 분류 방법의 유효성 검증을 위하여 MIT-BIH Arrhythmia Database[5,8]를 활용한다.

II. 관련연구

2.1 ECG 파형 특성

그림 1은 기존 논문에서 발췌한 정상적인 ECG 파형으로부터 파형의 이상 분석을 위하여 사용되는 특징점을 나타낸 것이다. 그림 1과 같이 일반적인 ECG 파형은 P파, QRS 복합체, T파라는 세 가지 구별 가능한 파동 또는 편향으로 구성되며, 각각은 전기적 특징 이벤트를 나타낸다[5].

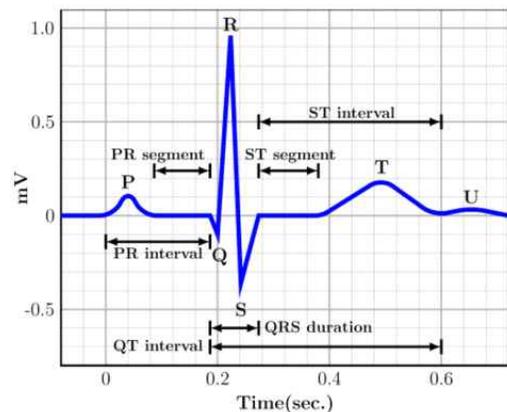


Fig. 1. PQRST complexes in the ECG waveform[5]

P파는 심방의 탈분극, 즉 동방결절로부터 심방 심근 전체로 전기 자극이 전달되는 것을 의미하고, QRS 복합체는 전기 자극이 심실 심근 전체에 퍼지면서 심실의 탈분극을 나타낸다. 또한 T파는 심실의 재분극을 나타내며 심방 재분극은 QRS 복합체에 의해 가려지기 때문에 별도의 파동으로 나타나지 않는다[6].

본 논문에서는 이전 연구에서 사용된 시계열 데이터 기반의 특징점 분석 방법과는 다르게 실제 임상

가 눈으로 데이터 파형의 이상치를 판단하는 과정과 동일한 ECG 파형의 이미지화를 통하여 파형 전체를 하나의 단일 데이터로 취급한다.

2.1 Convolutional Neural Network

본 연구에서는 기존의 접근 방식과는 다르게 ECG 데이터를 이미지 타입으로 변환한 후, 이미지 인식에 높은 성능을 보이는 CNN 모델을 적용하여 부정맥 분류하는 새로운 방법을 제안한다.

ECG 데이터를 이미지로 변환하면 시계열 데이터의 공간적 특성을 2차원적 시각적 패턴으로 표현할 수 있으며, CNN 모델을 활용하여 이미지의 공간적 파형 변화 패턴의 특징을 추출하는 데 효과적이다. CNN은 주변 화소 간의 관계를 학습하여 복잡한 시각적 형태의 패턴을 인식할 수 있기 때문에 부정맥 패턴과 같이 시각적으로 뚜렷한 패턴의 학습에 매우 용이하다. 또한 이미지 타입의 데이터는 시계열 데이터보다 처리 및 분석이 있어서 임상에게 더 직관적이기 때문에 ECG 데이터 해석을 위한 모델을 보다 단순하게 설계할 수 있다.

ECG 데이터를 이미지로 변환하기 위해서는 시간 및 전압 정보를 2차원 공간으로 매핑하고, 시각적으로 의미 있는 형태로 표현하기 위한 전처리 단계가 필요하다. 원본 심전도 데이터는 시간에 따른 전압 신호로 구성되며, 이를 이미지로 변환하기 위해 시간 간격을 이미지 화소 간격으로 변환한다. 이것은 시계열 데이터의 시간적 단위를 동일 간격으로 나누어서 이미지의 가로 방향 화소 단위로 매핑하여 심전도 데이터의 시간적 변화가 이미지 내에서 반영되게 한다. 이미지화된 ECG 데이터는 심박 박동에 대한 정보를 담고 있으며, 이미지 전처리를 통하여 심장박동 정보를 시각적으로 강조하여 신경망 학습 모델이 중요한 심박 특징을 학습할 수 있도록 전처리하는 것이 가능하다.

전처리 과정에서는 심박 주기, QRS complex, T파, P파 등의 ECG 데이터 분석을 위한 주요 특징을 감지하고 강조하기 위한 영상 필터링 기반의 영상처리 기술을 적용할 수 있다. 그 결과 이미지로 변환된 ECG 데이터는 환자의 심박 특성을 보다 명확히 가시화하여, CNN 학습 모델이 ECG 데이터로부터 부정맥 패턴을 식별하기에 쉬운 형태로 가공된다.

이미지 타입으로 변환된 ECG 데이터는 HDF5 Hierarchical Data Format version 5[7] 포맷으로 저장

된다. HDF5는 대용량 데이터의 저장 및 관리에 최적화된 형식으로, 데이터의 계층적 구조를 효과적으로 표현할 수 있으며, 데이터 압축 및 링크 설정과 같은 기능을 제공한다. 이를 통해 이미지 데이터를 효율적으로 저장하고, 나중에 모델 학습 및 분석에 사용한다. 이러한 데이터 전처리 단계를 통해 심전도 데이터는 시간적 및 공간적 특성을 모두 고려한 이미지로 변환되며, CNN 모델에 입력으로 사용하기에 적합한 형태로 가공된다.

III. 본론

3.1 제안하는 부정맥 분류 시스템

본 논문에서 제안하는 부정맥 분류 시스템의 처리 과정은 그림 2와 같다. 그림 2에서 ECG 데이터를 원시 시계열 데이터로 입력받아 이미지 데이터 형식으로 변환하고, 변환된 ECG 이미지 데이터를 CNN 모델 학습의 입력 데이터로 사용한다. 이러한 시계열 데이터의 이미지 타입으로의 변환 방법은 시간 단위의 기록에 의존하는 시계열 데이터를 사용하여 데이터를 분류 학습하는 것보다 데이터의 시간 종속성을 줄이면서, 데이터의 시각적 패턴 특징에 더 집중함으로써 데이터의 패턴 식별 성능의 향상을 기대할 수 있다. 이때, 변환된 ECG 이미지 데이터는 대용량 데이터의 효율적인 관리와 CNN 모델의 학습 과정에서 입력 데이터로서 사용하기 위하여 h5py 라이브러리를 이용하여 HDF5 형식 포맷으로 구조화하여 저장한다.

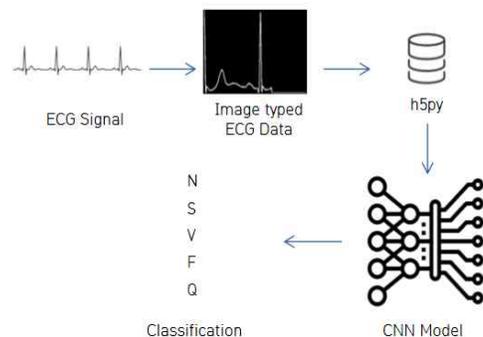


Fig. 2. Overview of the Proposed Arrhythmia Classification System

Table 1. MIT-BIH Arrhythmia Database Classification used in our experiment[8]

Category	Annotations	Train Data	Test data
N	<ul style="list-style-type: none"> • Normal • Left/Right bundle branch block • Atrial escape • Nodal escape 	72471	18118
S	<ul style="list-style-type: none"> • Atrial premature • Aberrant atrial premature • Nodal premature • Supra-ventricular premature 	2223	556
V	<ul style="list-style-type: none"> • Premature ventricular contraction • Ventricular escape 	5788	1448
F	<ul style="list-style-type: none"> • Fusion of ventricular and normal 	641	162
Q	<ul style="list-style-type: none"> • Paced • Fusion of paced and normal • Unclassifiable 	6431	1608

ECG 데이터는 시간에 따른 전압 신호로 구성된 시계열 데이터로서 이미지 형식으로 변환하기 위해서는 먼저 시간 간격을 이미지 픽셀 간격으로 맵핑하여 시간의 흐름을 공간적으로 표현한다. 또한, 심전도 신호의 주요 특징을 시각적으로 강조하기 위한 전처리가 수행되어, 각 시간 단계에서의 전압값을 이미지의 화소 값으로 양자화하여 중요한 맥파 특징을 시각화한다.

3.2 부정맥 데이터셋

본 논문에서 ECG 데이터로부터 부정맥을 분류하기 위해 PhysioNet에서 제공하는 MIT-BIH Arrhythmia Database[8]를 사용한다. MIT-BIH Arrhythmia Database는 실제 환자들의 가슴에 부착된 전극을 통해 측정된 360Hz의 샘플링 주파수로 구성되어 있다. 각 전극으로 환자의 피부 표면에서 감지된 전기 활동을 전기 신호로 기록하여 ECG 신호를 생성한다. 이 경우에 고주파 샘플링된 ECG 데이터는 부정맥 및 정상 심박의 정확한 분류 및 진단에 필수적이며, 부정맥의 미세한 변화를 신속하게 감지할 수 있다.

본 연구에서 사용하는 MIT-BIH Arrhythmia Database는 데이터 처리 속도의 향상과 계산량 감소를 위해서 샘플링 주파수인 360Hz를 125Hz로 다운 샘플링하고, 기존의 15개 부정맥 클래스에 대하여 유사한 부정맥 부류들을 5개의 새로운 부정맥으로 재정의한 데이터셋을 사용한다[9]. 본 논문에서 사용하는 부정맥 부류의 유형은 Table 1에 나타난 바와 같이 N은 정상, 좌/우 번들 분기 블록, 심방 탈출, 노드 탈출, S는 심방 조기, 비정상적인 심방 조기, 결절 조기, 심실상조기, V

는 조기 심실 수축, 심실 탈출, F는 심실과 정상의 융합, Q는 분류 불가로 구분된다.

IV. 실험

본 논문에서 부정맥 분류를 위한 ECG 분석 시스템의 성능 검증을 위한 하드웨어 환경은 CPU i9-12900, GPU RTX3070Ti, RAM 32GB이고, 운영체제는 Window10이며, 개발 언어 및 라이브러리는 Python 3.7, keras 2.5.0, h5py 3.1.0, tensorflow-2.5.0의 환경하에서 실험하였다. 그림 3은 부정맥 데이터셋으로부터 CNN 모델의 학습 데이터로 사용하기 위해 시계열 데이터인 ECG 데이터를 이미지 데이터로 변환한 것으로 각 행은 5가지 부정맥 부류에 해당한다.

(a-*)는 정상 데이터를 이미지 데이터로 변환한 결과이며, (b-*)는 비정상적인 심방 조기 데이터를 이미지 데이터로 변환한 결과이고, (c-*)는 조기 심실 수축 데이터를 이미지 데이터로 변환한 결과이다. (d-*)는 심실과 정상의 융합 데이터를 이미지 데이터로 변환한 결과이며, (e-*)는 분류 불가 데이터를 이미지 데이터로 변환한 결과이다.

이미지로 변환된 ECG 데이터는 h5py 라이브러리를 이용하여 CNN 모델의 학습 연산에 용이한 HDF5 포맷으로 저장한다. h5py 라이브러리에 의해서 변환된 ECG 이미지 데이터의 X 입력 데이터는 Numpy 형식으로 변경되어 이미지의 배경을 나타내는 부분은 1.0으로 표현되고, ECG 수치 데이터 부분은 0~1 사이의 값으로 정규화된 배열의 형태로 ECG 데이터를 이미지의 각 화소 값으로 표현한다. 그리고 각 부정맥 클레

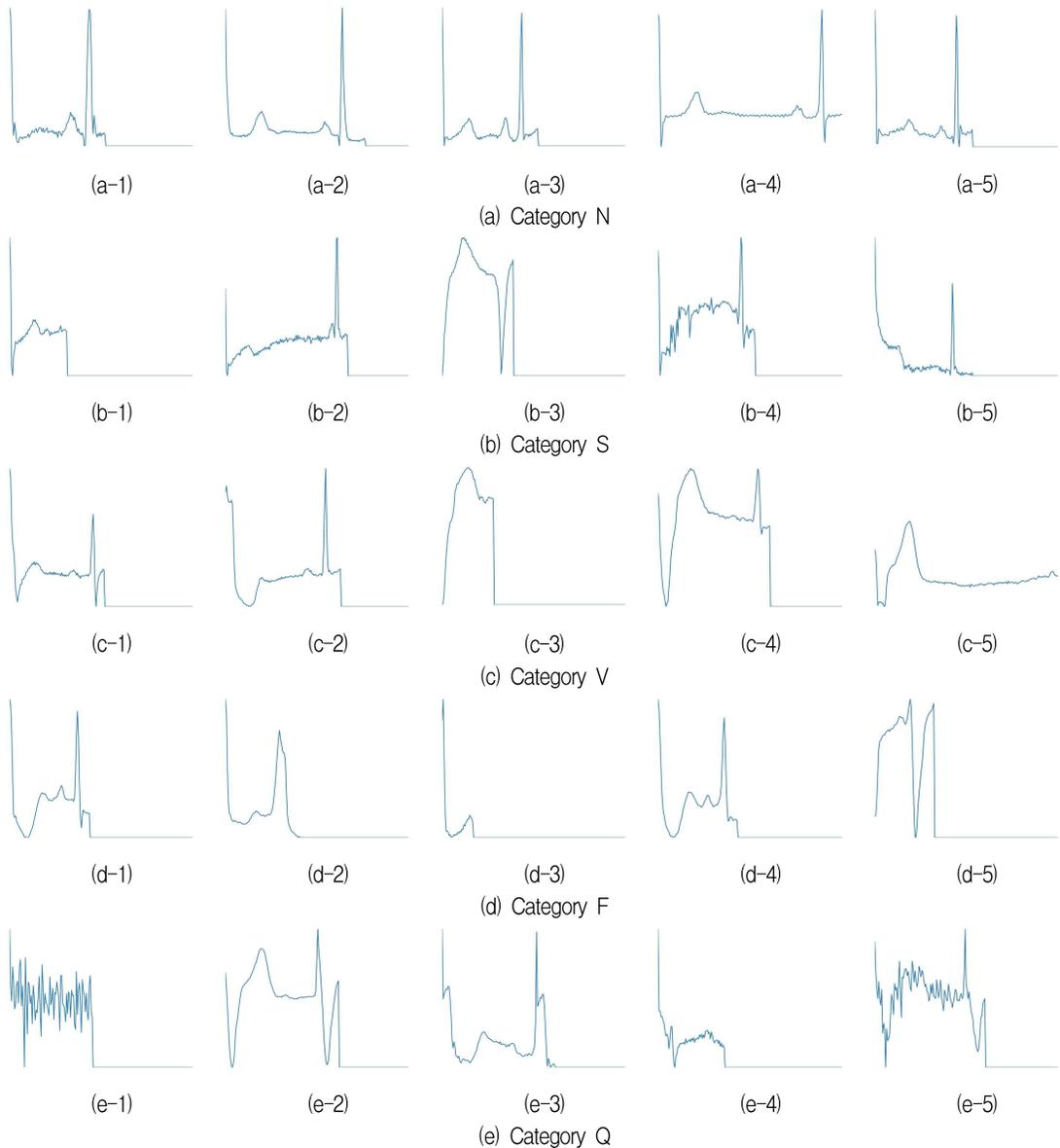


Fig. 3. Example of Image-typed ECG Data of 5-types Arrhythmia Classes

스의 라벨링 데이터인 Y 데이터는 One-Hot Encoding 방식으로 표현된다. 이때 하나의 원시 ECG 데이터는 샘플링 주파수를 125Hz의 1.5sec 측정 시간에 해당하는 187개의 데이터로 구성되어 있으며, matplotlib를 이용하여 시각화한 이미지를 저장할 경우 변환된 ECG 이미지 데이터의 해상도는 일반적으로 640x480으로 저장된다. 그러나 본 논문에서는 시각화된 ECG 이미지를 x축, y축, 주변 여백을 최소로 하여 515x389 화소

크기로 클리핑(Clipping)하여 저장한다.

본 논문에서 5가지 부정맥 분류를 하기 위한 CNN 모델은 그림 4와 같다. 입력 데이터의 크기는 (389x513x4)로 설정한다. 3x3 필터를 사용하는 Convolution Layer와 2x2 필터를 사용하는 MaxPooling Layer를 이용하여 ECG 이미지 데이터의 특징을 추출하여 학습한다. 이 경우에 사용되는 훈련 및 테스트 데이터의 수는 표 1에 나타난 바와 같이 MIT-BIH

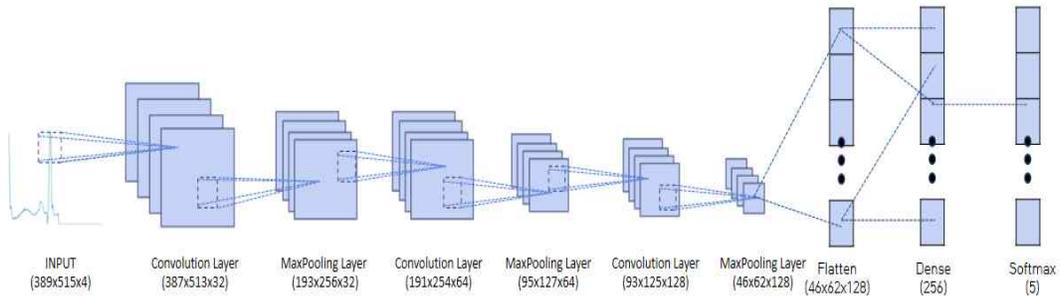


Fig. 4. Proposed CNN Model in our approach

Arrhythmia Database의 전체 데이터 109,446개 가운데서 훈련 데이터로 N 클래스 72,471개, S 클래스 2,223개, V 클래스 5,788개, F 클래스 641개, Q 클래스 6,431개를 사용한다. 그리고 테스트 데이터로는 N 클래스 18,118개, S 클래스 556개, V 클래스 1,448개, F 클래스 162개, Q 클래스 1,608개를 사용한다. 구분된 데이터셋을 이용한 CNN 모델의 학습 및 검증 결과는 그림 5과 같다.

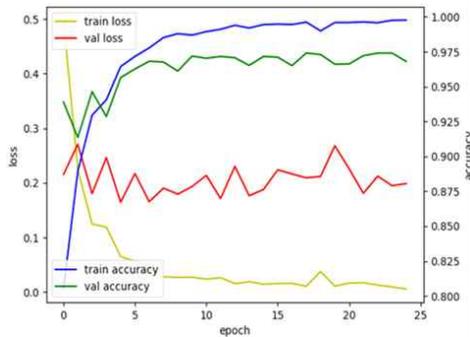


Fig. 5. Performance Result of Proposed CNN Model

학습 데이터에 대한 정확도는 98%이며 테스트 데이터셋을 이용한 검증 실험 결과의 정확도는 97%이다. 이 결과는 그림 6에 나타난 바와 같이 순차적인 시계열 데이터의 학습에 특화된 일반적 구조의 RNN(Recurrent Neural Network) 모델을 이용하여 이미지화하지 않은 데이터셋을 학습한 결과인 학습 정확도 (98%), 테스트 데이터셋의 정확도(98%)의 결과와 비교 가능한 성능 결과이다.

본 논문에서 제안한 ECG 시계열 데이터의 이미지 타입 변환에 의한 부정맥 분류 CNN 모델과 시계열 데이터를 이용한 RNN 모델의 성능 평가의 결과에 대한 혼동행렬은 각각 그림 7과 그림 8과 같다.

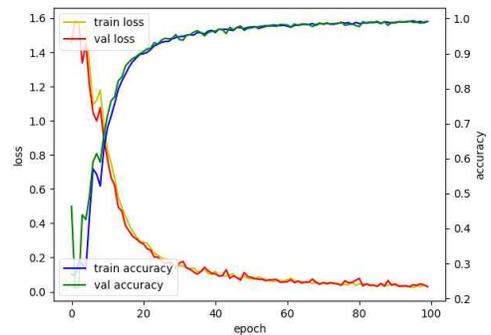


Fig. 6. Performance Result of RNN Model used in our experiment

Confusion Matrix

True labels \ Predicted labels	0	1	2	3	4
0	17824	151	104	19	49
1	87	392	7	1	3
2	85	12	1307	7	12
3	102	0	23	135	1
4	20	1	7	0	1543

Fig. 7. Confusion Matrix about Performance evaluation in our proposed method

Confusion Matrix

True labels \ Predicted labels	0	1	2	3	4
0	17579	226	94	65	36
1	98	17883	19	0	0
2	64	1	17814	121	0
3	0	0	0	18000	0
4	23	6	5	2	17964

Fig. 8. Confusion Matrix about Performance evaluation of RNN Model used in our experiment

표 2는 ECG 데이터의 부정맥 분류 성능에 대하여 제안한 이미지 변환 입력 데이터를 이용한 CNN 모델과 변환하지 않은 시계열 데이터를 이용한 RNN 모델의 정밀도와 재현율을 비교한 것으로 클래스 S와 클래스 F를 제외하고는 비슷한 성능을 보이고 있다. 이것은 부정맥 데이터셋의 데이터양의 불균형으로 인해 클래스 S와 클래스 F의 데이터의 수가 다른 클래스들에 비해 적어 재현율이 낮게 나타난 것으로 보인다.

Table 2. Precision and Recall Evaluation Results of proposed Arrhythmia Classification CNN Model and General RNN Model

Class	Precision		Recall	
	OUR	RNN	OUR	RNN
N	0.98	0.99	0.98	0.98
S	0.71	0.99	0.80	0.99
V	0.90	0.99	0.92	0.99
F	0.83	0.99	0.52	1.00
Q	0.96	1.00	0.98	1.00

V. 결론

본 논문은 기존의 시계열 타입의 ECG 데이터를 입력으로 한 부정맥 분류에서 ECG 데이터가 이미지 형식의 변환된 데이터를 사용하는 CNN 모델 기반의 부정맥 분류 시스템을 제안하였다. 제안한 방법은 기존의 순차적으로 입력된 데이터로부터 특징을 추출하는 방법과는 다르게 실제 임상이가 출력된 차트를 기반으로 진단하는 시각적 분류 방식으로 접근하였다.

제안한 부정맥 분류 방법은 MIT-BIH Arrhythmia Database를 이용하여 CNN 학습 모델로 ECG 데이터를 5가지 유형으로 분류한 결과, 기존의 RNN 모델 기반의 정확도와 비교 가능한 정확도 성능 결과를 보였다.

따라서 본 논문에서 제안하는 부정맥 분류 방법은 시계열 입력 데이터의 시각화에 의한 새로운 특징 입력 방법으로 사용 가능하다. 향후 시각화 방법에 대한 추가적인 특징 추출 기법의 적용과 맥파, 심박, 활동량 등의 다양한 시계열 데이터를 이용하면 라이프로그 기반의 신체 활동 데이터 분석에 있어서 새로운 예측 및 진단 보조 방법으로 적용 가능할 것으로 예상된다.

ACKNOWLEDGMENTS

본 과제(결과물)는 2023년도 교육부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 지자체-대학 협력기반 지역혁신 사업의 결과입니다.(2022RIS-005)

REFERENCES

- [1] JG. Engel, J. G. Beckerman, V. F. Froelicher, "Electrocardiographic arrhythmia risk testing," Current problems in cardiology, vol. 29, no. 7, pp. 365-432, Jul. 2004.
- [2] JO. Faust, A. Shenfield, M. Kareem, "Automated detection of atrial fibrillation using long short-term memory network with RR interval signals," Computers in biology and medicine, vol. 102, pp. 327-335, Nov, 2018.
- [3] JP. Cao, X. Li, K. Mao, "A novel data augmentation method to enhance deep neural networks for detection of atrial fibrillation," Biomedical Signal Processing and Control, vol. 56, pp. 101675, Feb. 2020.
- [4] JX. Lei, H. Pan, X. Huang, "A dilated CNN model for image classification," IEEE Access, vol. 7, pp. 124087-124095, Jul. 2019.
- [5] JHuo-Tsung Chen, et al., "Hiding patients confidential data in the ECG signal via a transform-domain quantization scheme", Journal of Medical System 38(6):54, 2014 Jun, doi: 10.1007/s10916-014-0054-9.
- [6] JE.N. Marieb, Essential of Human Anatomy and Physiology, Benjamin Cummings Publishing Company, Inc., San Francisco, pp 281-284, 2003.
- [7] JM. Folk, G. Heber, Q. Koziol, "An overview of the HDF5 technology suite and its applications," Proceedings of the EDBT/ICDT 2011 workshop on array databases, pp. 36-47, Mar. 2011.
- [8] JG. B. Moody, R. G. Mark, X. Huang, "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database," IEEE engineering in medicine and biology magazine, vol. 20, no. 3, pp. 45-50, May-Jun. 2001.
- [9] JM. Kachuee, S. Fazeli, M. Sarrafzadeh, "ECG Heartbeat Classification: A Deep Transferable Representation," In 2018 IEEE international conference on healthcare informatics, pp. 443-444 Jul. 2018.
- [10] JM. Elgendi, M. Meo, D. Abbott, "A proof-of-concept study: Simple and effective detection of P and T waves in arrhythmic ECG signals," Bioengineering, vol. 3, no. 4 pp. 26, Oct. 2016.

- [11] J.L. Maršánová, A. Němcová, R. Smíšek, "Automatic detection of P wave in ECG during ventricular extrasystoles," World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering 2018, vol. 2, pp. 381-385, Jun. 2018.

저자소개

방 연 석 (Yeon-Suk Bang)



2023.12 : 상지대학교
정보통신소프트웨어공학과
학사과정
관심분야: 영상처리, 인공지능

장 명 수 (Myung-Soo Jang)



2011.08 상지대학교
컴퓨터정보공학부 학사
2016.08 상지대학교
컴퓨터정보공학과 석사
2021.08-현재 : 상지대학교
컴퓨터공학과 박사과정
관심분야: 의료영상처리, 인공지능,
딥러닝

홍 유 식 (You-Sik Hong)



1984 경희대학교 전자공학과 학사
1989 뉴욕공과대학교 전산학과 석사
1997 경희대학교 전자공학과 박사
1991-현재 상지대학교
정보통신소프트웨어공학과
1985-1987 대한항공(N.Y.지점근무)
1989-1990 삼성전자 종합기술원 연구원
2010-현재 대한전자공학회
컴퓨터 소사이어티 예회장

관심분야: 인공지능, 스마트 FARM, 스마트 이러닝, 스마트 헬스

이 상 석 (Sang-Suk Lee)



1983 강원대학교 물리학과 학사
1986 서울대학교 물리학과 석사
1994 KAIST 물리학과 박사
1994.03-현재 상지대학교
디지털헬스케어학과 교수

관심분야 : 자성바이오나노기술, 디지털헬스케어 의료기기,
면역치료제개발

유 준 상 (Jun-Sang Yu)



1995 상지대학교 한의학과 학사
1997 상지대학교 한의학과 석사
2003 상지대학교 한의학과 박사
2003.3-11. 동의대학교 한의학과 교수
2003.12-2006.2 세명대학교
한의학과 교수
2006.3~ 현재 상지대학교
한의학과 교수

관심분야: 사상체질진단 및 치료, 침치료 효능검증, 맥진단

이 우 범 (Woo-Beom Lee)



1995 영남대학교 컴퓨터공학과 학사
1997 영남대학교 컴퓨터공학과 석사
2000 영남대학교 컴퓨터공학과 박사
2000.03-2004.02 대구과학대학교
컴퓨터공학과 교수
2004.03-2007.02 영남대학교
전자정보공학부 컴퓨터전공 특임교수
2007.03-현재 상지대학교
정보통신소프트웨어공학과 교수

관심분야: 뉴로비전컴퓨팅, 딥러닝, 디지털헬스케어SW,
ICT융복합의료기기