

## 1차원 합성곱 신경망에 기반한 부정맥 분류 시스템의 설계

김성우<sup>1\*</sup> · 김인주<sup>2</sup> · 신승철<sup>3</sup>

### Design of Arrhythmia Classification System Based on 1-D Convolutional Neural Networks

Seong-Woo Kim<sup>1\*</sup> · In-Ju Kim<sup>2</sup> · Seung-Cheol Shin<sup>3</sup>

<sup>1\*</sup>Professor, Department of Computer Software Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

<sup>2</sup>Undergraduate Student, Department of Computer Software Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

<sup>3</sup>CEO, Solmitech Co.Ltd. Suite B622, Daedeok Biz Center, 17 Techno 4-ro, Yuseong-gu, Daejeon, 34013 Korea

#### 요 약

최근 심전도 (ECG) 신호를 사용하여 심장병을 진단하는 많은 연구가 이루어지고 있다. 이러한 심전도 신호는 비정상적인 심장 상태를 나타내는 부정맥을 모니터링하고 진단하는 데 유용하게 쓰인다. 본 논문에서는 1차원 합성곱 신경망을 사용하여 ECG 신호에 대하여 부정맥을 분류하는 시스템을 제안한다. 제안하는 신경망 알고리즘은 부정맥 신호의 특징을 세밀하게 추출하도록 4개의 합성곱 계층으로 구성하고 매개변수를 최적화하도록 설계되었다. MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에 대해 학습한 신경망은 시뮬레이션을 통해 99% 이상의 정확도의 분류 성능을 가진다는 것을 보여준다. 비교적 합성곱 커널의 개수가 많을수록 ECG 신호의 특성을 더 잘 나타내기 때문에 좋은 성능을 나타내는 것으로 분석되었다. 또한 제안된 신경망을 활용한 실제 시스템을 구현하여 실시간으로 부정맥을 분류하는 결과를 검증하였다.

#### ABSTRACT

Recently, many researches have been actively to diagnose symptoms of heart disease using ECG signal, which is an electrical signal measuring heart status. In particular, the electrocardiogram signal can be used to monitor and diagnose arrhythmias that indicates an abnormal heart status. In this paper, we proposed 1-D convolutional neural network for arrhythmias classification systems. The proposed model consists of deep 11 layers which can learn to extract features and classify 5 types of arrhythmias. The simulation results over MIT-BIH arrhythmia database show that the learned neural network has more than 99% classification accuracy. It is analyzed that the more the number of convolutional kernels the network has, the more detailed characteristics of ECG signal resulted in better performance. Moreover, we implemented a practical application based on the proposed one to classify arrhythmias in real-time.

**키워드** : ECG 신호, QRS 파형, 심장 부정맥, 심전도 분류, 1차원 합성곱 신경망

**Keywords** : ECG Signal, QRS complex, Heart Arrhythmia, Heartbeat Classification, 1-D Convolutional Neural Network

Received 11 November 2019, Revised 17 November 2019, Accepted 2 December 2019

\* Corresponding Author Seong-Woo Kim(E-mail: libero@deu.ac.kr, Tel:+82-51-890-1728)

Professor, Department of Computer Software Engineering, Dong-Eui University, Busan, 47340 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2020.24.1.37>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.  
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

## I. 서론

심장은 우리 몸에서 제일 중요한 신체기관으로서 이상이 있으면 생명에 직접적으로 영향을 주지만, 이런 심장질환 증상은 평상시 잘 나타나지 않아서 지속적이고 체계적인 건강관리가 중요하다. 심장의 상태를 알려주는 심전도(ECG) 신호를 실시간으로 모니터링 할 수 있는 시스템으로는 Imed, Zephyr, AliveCor 사의 제품 등이 있다. 최근에는 웨어러블 장치를 몸에 장착하고 심전도 신호를 실시간으로 측정하여 스마트 기기로 보내는 장치도 개발되고 있다. 다음 그림 1은 심장에 장착하여 심전도 신호를 실시간으로 스마트폰으로 보내는 장치를 보여준다[1].



Fig. 1 An example of wearable ECG meter[1]

심전도 신호의 불규칙한 변화나 왜곡된 신호를 부정맥(arrhythmias)라고 하며 이십여 가지의 종류가 있다. 심전도 측정기를 사용하여 이러한 부정맥을 통하여 심장의 이상을 미리 진단하고 치료할 수 있으므로 올바른 부정맥의 검출과 분류 시스템의 개발이 각광받고 있다. 하지만 부정맥은 종류에 따라 파형의 모양이나 시간적인 특성이 무척 다르므로 제대로 검출하거나 분류하기가 어려운 편이다.

이러한 부정맥을 구분하기 위하여 수많은 알고리즘이 개발되어 왔다. Inan 등은 ECG 신호에 웨이블릿 변환을 적용하여 신호의 특성을 추출하는 방법을 사용하였다[2]. 주성분 분석, 선형판별 분석, 독립 성분 분석법과 같은 통계적인 방식을 사용하여 특징을 추출하는 방식도 연구되었다[3]. 한편 특징이 추출되면 다양한 분류 방식을 적용할 수 있다. R 신호의 간격이나 형태학적인 특성을 이용하여 분류 알고리즘을 구현하는 연구가 있었다[4]. 한편 서포트 벡터 머신(SVM), 신경 회로망과 같은 다양한 기계 학습 알고리즘을 적용하여 부정맥을 분류하려는 연구가 진행되었다[4].

최근에는 부정맥 분류에 딥러닝 기술을 적용하려는

다양한 시도가 있었다. 합성곱 신경망(CNN, Convolutional Neural Network) 는 생물체의 시신경을 모방하여 만들어진 인공 신경 회로망으로서 영상의 특징을 추출하는데 탁월한 성능을 발휘하여 인공지능 및 컴퓨터 비전 분야에서 많은 각광을 받고 있다. 합성곱 신경망은 합성곱 계층에서 이미지를 이해하고, 이로부터 고수준의 추상화된 정보를 추출하기 때문에 기존의 패턴인식이나 영상처리 기술과는 다르게 영상의 특징을 찾아내는 별도의 특징점 검출 과정이 필요 없으면서도 사물의 특징을 깊게 학습하기 때문에 우수한 성능을 보여준다. 1D CNN의 경우에는 특정한 파형의 모양뿐만 아니라 여러 빈맥과 같은 패턴에 대해서도 좋은 분류 성능을 가진다는 것을 확인하였다[5]. Yildirim 등은 LSTM RNN을 사용하여 특정한 종류의 부정맥을 분류하는 데 정확도를 아주 높은 결과를 보여준다[6].

본 논문에서는 심전도 신호를 사용하여 부정맥을 분류하는 시스템에 적용 가능한 1차원 합성곱 신경망을 제안한다. 제안하는 신경망은 4 쌍의 합성곱 및 최대 풀링 계층을 포함하여 총 11 계층으로 구성되어 있으며 5 개의 클래스에 대하여 특징을 추출하고 부정맥을 분류할 수 있도록 학습된다. 제안한 시스템을 검증하기 위해 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 활용하여 부정맥 데이터 셋을 생성하고 모의실험을 통해 성능을 평가하였다. 모의실험 결과는 학습된 신경망은 98% 이상의 분류 정확도를 나타내었다. 또한 실제로 시스템을 구현하여 실시간으로 부정맥을 분류하는 데 우수한 성능을 가진다는 것을 검증하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 부정맥 분류 시스템을 설명하고 단계별로 상세하게 설명한다. 먼저 심전도 신호를 전처리하고 QRS 파형에 대하여 설명하고 제안하는 1차원 합성곱 신경망의 구조에 대하여 상세하게 설명한다. 4장에서는 부정맥이 포함된 심전도 데이터 셋을 적용하여 처리한 결과를 보여준다. 끝으로 결론 및 추후 연구 과제를 제시하며 논문을 끝맺는다.

## II. 제안 시스템

본 논문에서 제안하는 부정맥 분류 시스템의 전체 구성도는 그림 2와 같다. 먼저 ECG 신호로부터 전처리 과정을 통하여 필터링한 후 QRS 파형(QRS complex)라고

부르는 심박파형을 구분한다. QRS 파형이 구분되면 특징을 추출하고 부정맥을 검출하게 된다.



Fig. 2 The architecture of arrhythmia classification system

여기서 전처리 과정에서는 대역필터를 사용하여 잡음을 제거하고 신호를 강화하는 기능을 수행한다. 심박파형 구분 과정에서는 아래에 설명하는 QRS 파형을 검출하고 검출된 QRS 파형을 기반으로 특징을 추출하고 부정맥을 검출하게 된다.

### 2.1. QRS 파형

먼저 ECG 신호에 대해 알아보자. 정상적인 심장 박동을 측정하여 나타난 ECG 신호는 다음 그림과 같은 형태를 가진다. 심장이 심방과 심실 구조에 의해 주기적인 박동으로 동작함에 따라 이 신호는 적어도 P, Q, R, S, T 등의 특징점을 가진다. 다음 그림 3은 QRS 파형의 전형적인 형태를 보여준다.

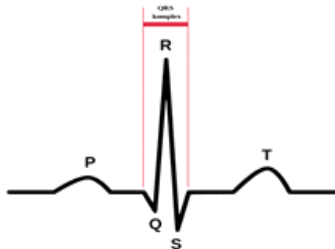


Fig. 3 The wave shape of QRS complex

이 중에서 P 파는 심방 탈분극(atrial depolarization)

으로 인해 발생한다. ECG에서 가장 큰 진폭을 나타내는 Q, R, S 파는 심실 탈분극(ventricular depolarization)으로 인해 발생하며 하나의 사건으로 처리되어 QRS 복합파(complex)라고 부른다. QRS 시간 간격은 보통 0.06 ~ 0.1초간 지속되며 어린아이일 때는 더 짧을 수도 있다. 특히 R 파는 최대 피크값을 나타내며 R 파를 지속적으로 측정함으로써 분 당 심장 박동 수를 계산할 수 있다. 마지막 T 파는 심실 재분극(ventricular repolarization)으로 인해 발생한다. 심장에 이상이 발생하면 QRS 복합파는 길어지고 넓어지는 경향을 가진다.

### 2.2. 특징 추출

합성곱 신경망은 합성곱 계층에서 영상으로부터 고수준의 추상화된 정보를 추출하기 때문에 기존의 패턴 인식이나 영상처리 기술과는 다르게 영상의 특징을 찾아내는 별도의 특징점 검출 과정이 필요 없으면서도 깊게 학습된 사물의 특징으로부터 우수한 성능을 보여준다. 본 논문에서는 ECG 데이터의 특징을 추출하고 분류하기 위해 1차원 합성곱 신경망을 활용하였다.

본 논문에서 사용한 합성곱 신경망의 구조는 다음 그림 4와 같다. 먼저 총 4개의 합성곱 계층과 4개의 최대풀링 계층이 번갈아가며 연결망에 쌓인다. 마지막에 2개의 완전 연결 계층과 출력 계층이 연결된다.

연속된 합성곱 계층과 최대풀링 계층은 ECG 신호의 특성을 크기별로 추출하기 위한 것이다. 합성곱 연결 계층에서는 커널 크기에 맞게 입력값이 합성곱되어 출력되므로 잡음을 줄이고 신호의 특성을 강화하기 위한 필터의 역할을 담당한다. 특정한 출력 노드를 계산하는 1차원 합성곱에 대한 식은 다음과 같다.

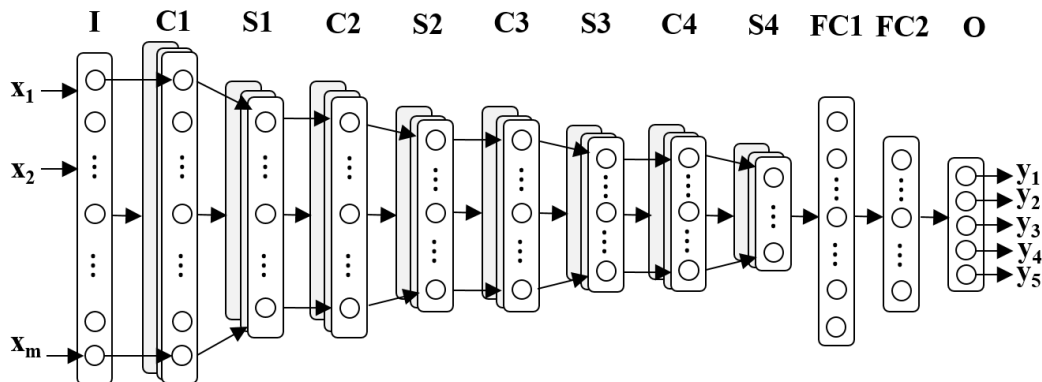


Fig. 4 The architecture of the proposed CNN model

$$y_n = f\left(\sum_{k \in M} x_k w_{k,n} + b_n\right) \quad (1)$$

여기서  $x$ ,  $y$ ,  $w$ 는 각각 입력, 출력, 커널 필터를 나타내며,  $M$  은 현재 뉴런의 수용 장을 나타낸다.  $f$ 는 출력단의 활성화 함수를 나타내며, 주로 ReLu (Linear Rectified Linear) 함수를 사용한다. 마지막 4번째 합성곱 계층에서는 배치 정규화 과정을 수행하여 기울기 소실 문제에 대처하도록 하였다.

최대 풀링 계층에서는 샘플링을 반으로 감소시키므로 결과적으로 ECG 데이터의 차원을 줄이면서 동시에 특성 정보가 크기 변화에도 불변하여 그대로 유지하게 한다. 마지막으로 2개의 완전 연결 계층의 노드 수는 각각 30, 20으로 정하였으며 출력 계층에서는 소프트맥스 (softmax) 함수를 사용하였다. 전체 신경망 모델의 계층 구조는 표 1과 같다.

이 신경망 모델 내부의 가중치 매개변수들은 역전파를 통해 학습한다. 즉, 입력 데이터로 ECG 신호를 입력하여 신경망을 통해 전방향으로 계산된 값은 최종적으로 소프트맥스 분류기가 포함된 출력노드로 출력된다. 이 값과 미리 설정된 목표 값과의 오차를 기반으로 역방향으로 전파되면서 신경망 내부의 가중치 매개변수들을 수정하여 학습하게 된다.

**Table. 1** The layer architecture of proposed 1D CNN model

Layer	Type	Kernel x Unit	Kernel Size	Output
1	1D Convolution	4/8/12/16 x 258	4/8/12	ReLU
2	Max Pooling	4/8/12/16 x 129	2	-
3	1D Convolution	4/8/12/16 x 128	4/8/12	ReLU
4	Max Pooling	4/8/12/16 x 64	2	-
5	1D Convolution	4/8/12/16 x 64	4/8/12	ReLU
6	Max Pooling	4/8/12/16 x 32	2	-
7	1D Convolution	4/8/12/16 x 32	4/8/12	ReLU, Batch Normalize
8	Max Pooling	4/8/12/16 x 16	2	-
9	Fully Connected	30	-	-
10	Fully Connected	20	-	-
11	Output	5	-	Softmax

### III. 구현 결과

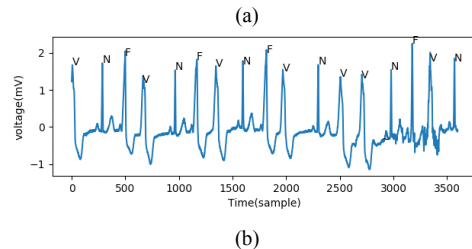
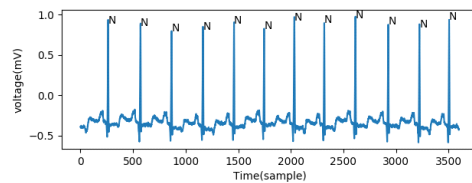
#### 3.1. ECG 데이터베이스

본 논문에서는 부정맥 분류 시스템에서 합성곱 신경망을 학습하기 위한 ECG 신호는 피지오넷(Physionet) MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 활용하였다[7]. 이 데이터베이스는 47명으로부터 30분씩 기록된 48개의 2채널 ECG 레코드를 포함하고 있으며, 각 신호는 360 Hz로 샘플링되어 ECG 펄스 비트에 대한 시간 및 분류 정보를 포함하고 있다. 본 논문에서는 다음 표 2와 같이 총 십만여 펄스 비트에 대해 AAMI EC57 에서 추천한 다섯 가지 클래스를 분류하는 데 사용하였다[8].

**Table. 2** A summary of ECG beats categorized as per ANSI/AAMI EC57

Class	Beat Type
N	Normal Beat, Left Bundle Brack Block (LBBB) Right Bundle Branch Block (RBBB), Atrial Escape Beat
S	Atrial Premature Beat (AP), Aberrated atrial premeature, Nodal premature, Supra-ventricular premature
V	Premature Ventricular Contraction Ventricular escape
F	Fusion of ventricular and normal
Q	Paced, Fusion of paced and normal, Unclassified

본 논문에서는 정상일 때와 부정맥이 발생할 때의 QRS 파형에 대한 형태학적인 특성을 활용한다. 예를 들면 그림 5 처럼 정상, 조기 심실 수축, 조기 심방 수축 파형 등이 모두 다른 모양을 가진다는 것을 알 수 있다.



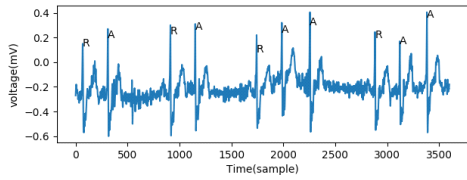


Fig. 5 Examples of ECG signals with different categories, (a) normal (b) PVC & Fusion (c) AP

### 3.2. 신경망 학습

본 논문에서는 성능 평가를 위해 16GB 램과 엔비디아 GTX-1080 Ti GPU 보드를 포함한 3.2GHz AMD 패념2-X6 1090T 컴퓨터에서 학습 알고리즘을 실행하였다. 제안된 1차원 합성곱 신경망은 텐서플로와 케라스 플랫폼을 활용하여 구현하였다.

신경망 학습을 위한 데이터 셋으로 MIT BIH 부정맥 데이터베이스의 십만여 비트 중 N/S/V/F/Q 의 클래스 별로 각각 10662, 2781, 7235, 802, 8040 개의 비트 샘플을 사용하였다. 올바른 신경망 학습과 검증에 위해 클래스 당 샘플 수의 균형을 맞추기 위해 최대 크기인 10662에 맞추어 다른 클래스 샘플들의 표준편차와 평균에 작은 변화를 주어 추가 샘플 데이터를 생성하였다.

신경망 학습과 검증을 위한 데이터 샘플 수는 전체 데이터 샘플을 섞어 8 대 2로 분리하였다. 신경망 학습은 한번에 전체 학습용 샘플을 사용하여 총 30 에포크(epoch) 동안 학습하였다. 신경망의 매개변수를 효과적으로 학습시키기 위해 rmsprop 최적화기를 사용하였고 학습율은 0.01로 설정하였다.

다음으로 신경망의 각 계층별 노드 수와 같은 매개변수를 결정해야 한다. 특히 합성곱 신경망 모델에서 합성곱 계층의 커널 크기와 갯수는 성능에 큰 영향을 끼치므로 신중하게 결정해야 한다. 따라서 여기서는 커널의 크기와 갯수에 따라 분류 정확도가 어떻게 변하는지를 분석하여 최적의 커널 크기와 갯수를 결정하였다.

그림 6은 합성곱 커널의 크기가 각각 4, 8, 12 일 때와 커널 수가 각각 4, 8, 16, 32개일 때 각각 신경망을 학습시켜 정확도를 나타낸 결과를 보여준다. 그림에서 알 수 있듯이 커널 수는 많을수록 좋은 성능을 나타내는데, 이는 커널이 많을수록 ECG 신호의 특징을 더 잘 나타내기 때문이다. 하지만, 커널 수가 충분히 많다면 더 이상 성능이 좋아지지는 않는다. 그리고 커널의 크기가 12일 때 보다는 4와 8일 때 초기 학습 성능이 더 좋다는 것을 알

수 있는데, 이것은 커널 크기가 작을수록 모델을 구성하는 전체 파라미터의 수가 작아져, 적은 에포크에서도 최적화가 빨리 일어날 수 있기 때문이다. 하지만 결국 에포크가 증가하여 최적화가 진행됨에 따라 정확도 순서는 커널 크기에 비례하게 된다.

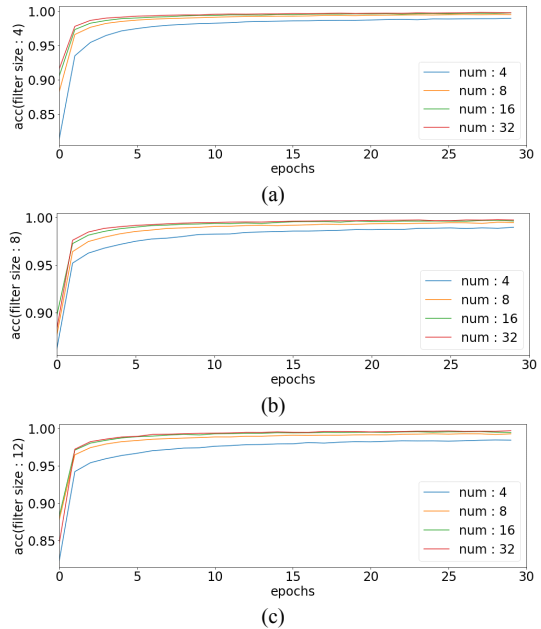


Fig. 6 The graph for the choice of convolution kernels with sizes (a) 4, (b) 8, (c) 12.

### 3.3. 분류 성능 평가

분류를 위한 성능 평가는 일반적으로 양성 참(TP), 음성 참(TN), 양성 거짓(FP), 음성 거짓(NP)의 4가지 측정 요소로 구한다. 정확도(Accuracy, acc) = (TP+TN) / (TP+TN+FP+FN) 는 모든 분류 결과 중에서 올바르게 분류된 비율을 나타낸다. 반면에, 재현율(Recall, sen) = TP/(TP+FN)은 모든 사건 중에서 올바르게 분류한 사건의 비율을 나타낸다. 정밀도/양성 예측성(Precision, Positive Predictivity)=TP/(TP+FP)은 모든 검출된 사건 중에서 올바르게 분류한 사건의 비율을 나타낸다. F1 점수는 재현율과 정밀도의 조화 평균을 나타낸다.

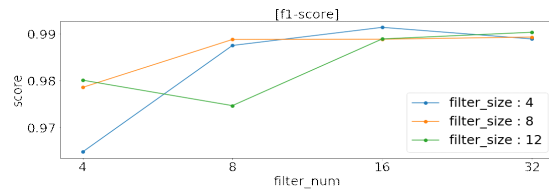
표 3은 제안한 1차원 합성곱 신경망에 대하여 커널 크기를 8로 하고 개수를 32로 하여 학습한 후에 검증 데이터셋을 적용하여 성능을 측정한 결과를 보여준다. 정확도와 재현율을 5개의 클래스가 각각 99% 이상, 으로 나타났으며, 정밀도는 V 클래스에 대해서만 97%이며

나머지 클래스는 99% 이상으로 나타났으며, F1 점수는 V 클래스만 98%이며 나머지 클래스는 99% 이상으로 나타났다. 따라서 제안한 신경망 모델은 아주 우수한 분류 성능을 가진다는 것을 알 수 있다.

**Table. 3** A confusion matrix of ECG heartbeats for proposed algorithm.

		predicted					acc	ppv	sen	f1 score
		N	S	V	F	Q				
original	N	1818	1	5	0	1	99.75	99.18	99.62	99.40
	S	8	1810	15	0	1	99.70	99.83	99.69	99.26
	V	3	2	1782	17	0	99.31	97.86	99.78	98.32
	F	1	0	16	1754	0	99.62	99.04	99.04	99.04
	Q	3	0	3	0	1760	99.91	99.89	99.66	99.77

그림 7은 합성곱 커널의 수에 따른 필터들의 f1 score 평균값을 보여준다. 필터 수가 증가할수록 커널의 크기가 4, 8, 12 일 때의 f1 score 평균값이 대체로 증가하며, 이는 커널 수가 데이터의 정확도뿐만 아니라 재현율과 정밀도에도 긍정적인 영향을 미친다는 것을 알 수 있다.



**Fig. 7** The graph for the average f1 scores kernel sizes at each kernel counts

표 4는 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에 대하여 수행한 기존 연구 및 본 논문에서 구현한 부정맥 분류 성능을 비교한 것이다. 본 논문의 분류 성능이 기존 연구와 비슷하게 좋은 결과를 가진다는 것을 알 수 있다.

**Table. 4** Results of state-of-the-art studies based on the MIT-BIH database

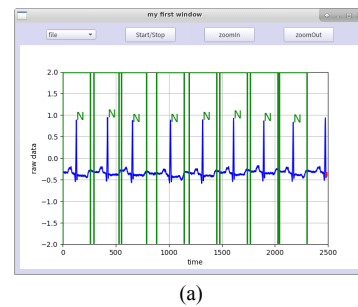
Study	No. of Class	Approach	Accuracy
Martis, et al [3]	5	DWT+ICA, PNN	99.28%
Mondejar-Guerra[4]	4	Ensemble SVM	94.50%
Yildirim, et.al[5]	13	1D-CNN	95.20%
Yildirim [6]	5	LSTM	99.25%
This Work	5	1D-CNN	99.66%

### 3.4. 부정맥 검출 시스템

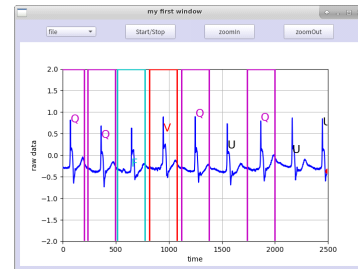
본 논문에서는 실시간으로 입력되는 심전도 신호 또는 파일로부터 부정맥을 검출하고 실시간으로 그래프로 출력하는 모니터링 소프트웨어를 구현하였다. 개발에 사용된 프로그래밍 언어는 파이썬 3.5를 사용하였으며, GUI 컴포넌트와 그래프 출력을 위해 각각 PySide2 와 matplotlib 파이썬 모듈을 사용하였다.

구현된 시스템은 먼저 실시간으로 입력되는 심전도 신호를 데이터셋으로 하여 QRS 파형을 검출하고, 검출된 QRS 데이터를 앞서 설계한 1차원 합성곱 신경망에 입력하여 부정맥을 판별한 후 그래프에 표시하는 2단계로 구성되었다. QRS 검출을 위해 먼저 대역 필터를 통과시키고 Pan-Tomkins 알고리즘을 적용하였다. 검출된 QRS 파형은 ‘U’(unclassified) 로 표시하고 부정맥이 분류되면 신경망 결과값이 가장 크거나 50%보다 큰 클래스에 따라 ‘N’, ‘S’, ‘V’, ‘F’, ‘Q’ 중 하나로 표시된다.

그림 8은 실제 프로그램 상에서 심전도 신호를 그래프로 표시하고 QRS 파형을 검출하고 이 파형 중에 부정맥을 찾아내고 분류한 결과를 보여준다. 정상적인 QRS 파형 (a)에서는 거의 모두 ‘N’ 으로 분류되고 그렇지 않은 경우(b)는 상당수의 파형이 부정맥으로 분류되는 것을 알 수 있다. 간혹 분류되지 않는 파형은 신경망 결과값 중 50%보다 큰 클래스가 없는 경우에 해당한다.



(a)



(b)

**Fig. 8** The graph result of detecting qrs and arrhythmias

#### IV. 결론

본 논문에서는 1차원 합성곱 신경망을 사용하여 ECG 신호에 대하여 부정맥을 분류하는 시스템에 대한 내용을 포함하고 있다. 제안하는 신경망 알고리즘은 부정맥 신호의 특징을 세밀하게 추출하도록 여러 합성곱 계층으로 구성하고 매개변수를 최적화하도록 설계되었다. 매개변수를 적절하게 설정하면 5가지의 부정맥 종류에 대하여 높은 분류 정확도와 성능을 가진다는 것을 모의실험 결과를 통해 검증하였다.

신경망 모델은 구조의 복잡성 때문에 실시간으로 처리하기 위해서는 최적화된 알고리즘 구현이 필요하다. 향후에는 제안한 신경망 모델을 임베디드 시스템에 적용하여 실시간 ECG 모니터링 및 부정맥 분류 시스템을 구현할 계획이다. 또한 신경망 모델을 개선하여 더욱 세부적인 부정맥 종류를 분류하고 위치를 추정하도록 개선하는 것도 필요하다.

#### References

- [ 1 ] S.W. Kim, and S.C. Shin, "Realization of a Wearable ECG Monitoring System for Mobile Healthcare," *The Proceeding of the KIPS Fall Conference 2018*, pp.453-456, 2018.
- [ 2 ] O.T. Inan, L.G. Gregory, and T.A. Kovacs, "Robust Neural-Network-Based Classification of Premature Ventricular Contractions Using wavelet Transform and Timing Interval Features," *IEEE Transaction on biomedical engineering*, vol. 53, no. 12, pp. 2507-2512, Dec. 2006.
- [ 3 ] R.J. Martis, U. R. Acharya, and L.C. Min, "ECG beat classification using PCA, ILDA, ICA and Discrete Wavelet Transform," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, pp. 437-448, 2013.
- [ 4 ] V. Mondejar-Guerra, J. Novo, J. Rouco, M.G. Penedo, and M. Ortega, "Heartbeat classification fusing temporal and morphological information of ECGs via ensemble of classifiers," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 47, pp. 41-48, 2019.
- [ 5 ] O.Yildirim, P. Plawiak, R-S Tan, and U. R. Acharya, "Arrhythmia detection using deep convolutional neural network with long duration ECG signals," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 102, pp. 411-420, 2018.
- [ 6 ] O.Yildirim, "A novel wavelet sequence based on deep bidirectional LSTM network model for ECG signal classification," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 96, pp. 189-202, 2018.
- [ 7 ] G. B. Moody, and R.G. Mark, "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database," *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.* vol. 20, pp. 45-50, 2001.
- [ 8 ] American National Standards Institute, *Testing and Reporting Performance Results of Cardiac Rhythm and ST Segment Measurement Algorithms*, 2012.



**김성우(Seong-Woo Kim)**

1999년 KAIST 전기및전자공학과 공학박사  
 1999년~2002년 한국전자통신연구원 선임연구원  
 2002년~현재 동의대학교 컴퓨터소프트웨어공학과 교수  
 ※관심분야: 인공지능, 사물인터넷, 임베디드OS



**김인주(In-Ju Kim)**

2019년 동의대학교 컴퓨터소프트웨어공학과 공학사  
 ※관심분야: 데이터 사이언스, 머신러닝/딥러닝



**신승철(Seung-Cheol Shin)**

2000년 KAIST 전자전산공학과 공학박사  
 2000년~2009년 한국전자통신연구원 선임연구원  
 2010년~현재 주술미테크 대표이사  
 ※관심분야: 생체신호 측정 및 분석, 무선통신, 응급의료, 실버케어