

딥러닝기반 심전도 분류의 국내외 동향분석

변영현, 궤근창*

조선대학교 제어계측공학과

*조선대학교 전자공학과

e-mail:qasdfghjt@hanmail.net, kwak@chosun.ac.kr*

A Trend Analysis of ECG Classification based on Deep Learning

Yeong-Hyeon Byeon, Keun-Chang Kwak*

Dept of Control and Instrumentation Engineering, Chosun University

*Dept of Electronics Engineering, Chosun University

요 약

심전도는 심장운동으로 미세하게 변하는 심장의 전위차를 신체외부의 피부에서 측정하는 것으로 최근 의료, 금융, 보안, 오락 등 서비스에서 기존의 생체신호시스템의 대안으로 많은 연구가 되고 있다. 기존 서비스로서 개인인식, 개인인증, 부정맥인식, 행동인식, 심방세동 검출 등은 근본적으로 심전도를 분류하는 기술이고 또한 최근 딥러닝이 여러 분야에서 두드러진 성능들이 보고되었기 때문에 딥러닝을 이용한 심전도 분석도 많은 연구가 되고 있다. 따라서 본 논문은 딥러닝기반 심전도 분류의 국내외 동향분석을 한다.

1. 서론

우리 몸의 내부에서는 끊임없이 건강에 관한 정보를 주고받는데 이러한 정보를 물리적 장비를 통해 측정할 수 있다. 이를 생체신호라고 하며, 예를들면, 심박률, 혈압, 산소포화도, 혈당, 신경전도, 뇌활성도, 뇌파, 근전도, 심전도 등이 있다. 이 생체신호들은 현재 의료, 금융, 보안, 오락 등 서비스에서 인간에게 다양한 기능과 편의를 제공해준다. 개인인식은 그 사람이 누구인지를 알아내는 기술로 맞춤형 서비스가 가능하고 개인인증은 그 사람이 맞는지 알아내는 기술로 접근허용 관리가 가능하다. 부정맥인식 및 심방세동 검출은 질병의 여부를 알아내는 기술로 자동으로 질병을 진단하거나 의사의 판단에 보조적인 역할이 가능하고 행동인식은 행해지는 움직임이 어떤 움직임인지 파악하는 기술로 움직임에 따라 맞춤형 보조 및 대처가 가능하다[1].

심전도는 심장운동으로 미세하게 변하는 심장의 전위차를 신체외부의 피부에서 측정하는 것으로 최근 다양한 서비스 분야에서 기존의 생체신호시스템의 대안으로 많은 연구가 되고 있다. 개인인식 및 개인인증에서 심전도는 신호의 원천인 심장이 몸 안에 숨어 있어 보안성이 좋고 사용자가 살아있어야 하는 제약이 따른다. 이는 심장이 생명활동에 중요한 요인으로 건강과 직접적인 연관이 있기 때문에 기존의 단순 인식 및 인증뿐만 아니라 질병관리 등에도 응용이 가능하다. 이러한 개인인식 및 인증, 부정맥인식, 행동인식, 심방세동 검출 기능들은 모두 근본적으로 심전도를 분류하는 기술이다[2-5].

최근 딥러닝이 여러 분야에서 두드러진 성능들이 보고

되었기 때문에 딥러닝을 이용한 심전도 분석도 많은 연구가 되고 있다[1]. 딥러닝은 기존의 퍼셉트론에서 더 발전한 방법으로 은닉층의 수가 많은 신경망을 의미하며, 기존의 합성곱 신경망, 재귀 신경망, 오토인코더 등 모델들에 특징추출, 풀링, 정규화 등의 다양한 기능의 층들로 깊게 쌓아 성능이 대폭 향상되었다. 최근엔 깊게 쌓여진 모델을 효율적이고 정확하게 학습시키기 위한 학습방법, 학습데이터의 부족문제를 해결하기 위해 데이터를 확장하는 방법, 여러 모델들을 융합하는 방법뿐만 아니라 기존에 적용하기 힘든 분야의 데이터 유형도 적절한 구조 변환을 통해 적용시키는 연구도 수행되고 있다.

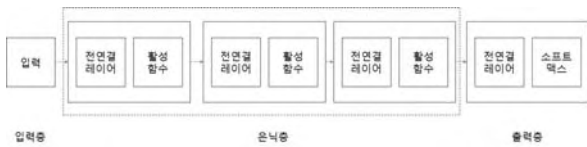
본 논문은 딥러닝기반 심전도 분류의 국내외 동향분석을 한다. 2장은 딥러닝기반 심전도 분류의 국내동향이고, 3장은 딥러닝기반 심전도 분류의 국외동향이다. 끝으로 4장에서 결론 맺는다.

2. 딥러닝기반 심전도 분류의 국내동향

2.1. 인트라-대상(Intra-Subject)의 심전도 분류

인트라-대상 심전도 분류는 단일 대상 내에서 심전도 신호를 분류하는 것을 의미한다. 심장신호의 이상 리듬을 의미하는 부정맥(Arrhythmia) 신호의 종류로서 정상 리듬의 심박수보다 현저하게 느린 서맥성 부정맥(Bradycardia)과 심장의 수축·이완 리듬이 정상 속도보다 빠른 빈맥성 부정맥(Tachycardia), 그리고 조기수축 부정맥 신호로 분류된다. 특히 이 중에서 조기수축(Premature Contraction)은 동방결절에서 발생하는 정상적인 박동 이외에 심근에서 시작되는 이상 흥분으로 발생하며, 심장병 환자에게서

가장 발생 빈도수가 높은 부정맥 신호이다. 조기수축 부정맥 신호는 건강한 사람의 경우 별다른 문제가 없다고 알려져 있지만 협심증 또는 심혈관 질환이 진행되고 있는 심장병 환자의 경우 세동(Fibrillation), 조동(Flutter)과 같은 위험한 상태로 진행될 가능성도 있다고 알려져있다[6]. 건국대학교에서는 심장의 건강상태를 평가하는 심전도 신호에서 부정맥(심실조기수축, 심방조기수축, 좌각차단, 우각차단)을 검출하고자 딥러닝 모델을 제시 및 최적의 딥러닝의 파라미터를 구하였다. 그림 1은 부정맥 리듬 검출을 위한 제안한 딥러닝 모델을 보여주고 있다. 은닉층의 수 및 층별 노드수를 변경해가면서 다양한 실험결과를 보고하였다[2].



(그림 1) 부정맥 리듬 검출을 위한 딥러닝 모델

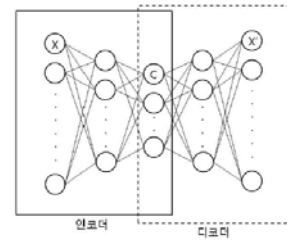
서울대학교에서는 LSTM(Long Short Term Memory)을 이용하여 별도의 특징 추출 과정 없이 부정맥 여부를 판별하였다. R 피크점을 가운테로 하여 단일 심박 단위로 학습 데이터를 구성하던 기존 방법과 다르게 다양한 길이의 심전도 데이터를 입력으로 받아서 사용할 수 있도록 하였다. 그리고 슬라이딩 윈도우를 이용해 다양한 길이의 입력을 LSTM에 입력으로 넣어주기 때문에 이 과정에서 전체적인 특징을 반영할 수 있다[3].

용량성 심전도(Capacitive electrocardiogram)는 용량성 심전도 센서를 이용하여 측정된 심전도이다. 하지만 용량성 심전도 신호는 많은 잡음을 포함하고, 그로 인해 QRS 파의 검출에서 많은 오 검출이 발생한다[4,5]. 포항공과대학교에서는 용량성 심전도 신호에서 QRS 파를 검출할 때 발생하는 오 검출을 감소시키기 위해 합성곱 신경망을 이용하였다[7].

2.2. 인터-대상(Inter-Subject)의 심전도 분류

인터-대상 심전도 분류는 여러 대상 간에 심전도 신호를 분류하는 것을 의미한다. 개인식별 기술은 개인의 유일한 특성인 행동적 또는 신체적 특징을 이용해 사용자를 식별하는 기술이다. 얼굴식별 등은 변조의 가능성이 있어서 심전도 신호를 이용한 개인식별이 연구되고 있다. 조선대학교에서는 심전도 신호를 이용한 오토인코더의 개인식별 성능에 대한 비교분석을 하였다. PTB 진단 데이터베이스로부터 학습과 검증데이터를 구성하여 최근접 방법과 여러 딥러닝기반 오토인코더와 성능을 비교하였다. 그림 2은 오토인코더의 구조를 보여준다[1]. 또한 1차원 심전도 신호를 웨이블릿변환을 통해 2차원 스칼로그램 이미지로 만든 후 여러 딥러닝 모델들과 성능비교를 하였다. 그림 3은 스칼로그램과 합성곱신경망을 이용한 개인인식을 보여

준다[8]. 국내에서 딥러닝을 이용한 인터-대상 심전도 분류와 관련하여 출판된 논문은 적은 실정이다.



(그림 2) 오토인코더의 구조



(그림 3) 스칼로그램과 합성곱신경망을 이용한 개인인식

3. 딥러닝기반 심전도 분류의 국외동향

3.1. 인트라-대상의 심전도 분류

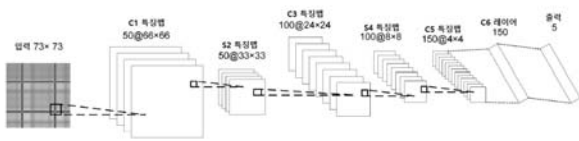
중국과학원 대학교(University of Chinese Academy of Science)는 12-리드 심전도를 9가지 범주로 분류하는 알고리즘을 제안하였다. 전문가로부터 통계 및 생리학의 중요성을 가지는 일반특징과 특정특징을 포함한 전문가 특징을 추출했다. 그런 다음 17 층 CNN(Convolutional Neural Network)을 이용해 심전도의 깊은 특징을 추출했다. 전문가 특징과 신경망의 특징을 결합한 후 여러개의 독립적인 XGBoost 분류기들을 학습시켜 예측결과를 평균하여 융합하였다[9]. 그림 4은 11층 합성곱 신경망의 구조를 보여준다.



(그림 4) 11층 합성곱 신경망의 구조

홍콩 시립 대학교는 심박률에 일치시켜 심전도를 분리하고 2개의 연속 심전도 쌍을 DBC(Dual Beat Couping)방법으로 2차원으로 변환하였다. 2차원 영상을 기반으로

CNN을 이용해 심전도를 분류하였다[10]. 그림 5는 DBC 행렬 및 CNN의 구조를 보여준다.



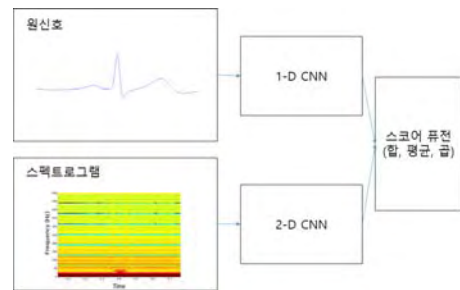
(그림 5) DBC(Dual Beat Coupling) 행렬 및 CNN의 구조

칭화대학교는 양방향 RNN(Recurrent Neural Network)와 CNN를 조합하여 새로운 심전도 분류 알고리즘인 BiRCNN을 제안하였다. CNN으로 심전도의 형태학적 특징을 추출하고 여러채널에 대해 양방향 RNN으로 병렬로 구성하여 최종 분류 결과를 얻었다. 심박변이도 채널을 통해 시간적 특징들을 학습하고 2개 리드의 심전도 채널로부터 형태적 특징을 학습하였다[11]. 그림 6는 BiRCNN의 시스템 구조를 보여준다.



(그림 6) BiRCNN의 시스템 구조

오우루 프레투 연합 대학교는 심전도를 사람친화적 (Off-the-Person) 측정장치로 얻은 여러 데이터베이스에 대해 개인인식을 실험하였다. 사람친화적인 심전도 측정 장치는 사람들이 편하게 심전도 신호를 측정하도록 하지만 그만큼 신호에 잡음이 포함될 가능성이 있다. 이를 위해 심전도로부터 직접 특징 표현을 학습하기 위해 합성곱 신경망 기반의 비 기준점 방법을 제안하였다. 원신호에 대한 1차원 합성곱 신경망과 STFT(Short-Time Fourier Transform)기반 스펙트로그램에 대한 2차원 합성곱 신경망을 학습하여 나온 스코어를 합, 평균, 곱 방법으로 퓨전 하였다. 또한 더 강인한 신경망 구축을 위해서 학습데이터의 모든 심박을 6개씩 더 확장하였다. 2개는 스케일을 10% 변환시켰고, 다른 2개는 P와 부분을 30% 이득/감쇠시켰고, 또 다른 2개는 T와 부분을 30% 이득/감쇠시켰다. 그림 8은 원신호와 스펙트로그램 퓨전 심전도인식 모델을 보여준다[14].



(그림 8) 원신호와 스펙트로그램 퓨전 심전도인식 모델

3.2. 인터-대상의 심전도 분류

텍사스 대학교는 사람인식을 위해 웨이블릿 영역 다해상도 합성곱 신경망을 제안하였다. 웨이블릿 분석을 통해 기준점 특징 추출과정을 회피할 수 있어 물리적 신호의 분할이 무작위로 가능하다. 웨이블릿 변환을 한 후 자기상관함수를 통해 위상차를 없앤다. 그 다음 1차원 합성곱 신경망을 학습하여 인식을 수행한다. 그림 7은 다해상도 합성곱 신경망의 다이어그램을 보여준다[12].



(그림 7) 다해상도 합성곱 신경망의 다이어그램

아이즈대학교는 목록중에 질사를 줄이거나 회피하기 위해 욕소에서 심전도 신호를 측정하는 시스템을 구축하고 20x28입력으로부터 9x9크기의 합성곱 필터를 20개 적용한 후 ReLU(Rectified Linear Unit)을, 2x2크기의 풀링을, 100노드의 전연결과 ReLU를, 그 후 10노드의 출력과 소프트맥스를 배치시켜 CNN을 구성하였다[13].

<표 1> 국내외 동향 요약정리

	국내	국외
인트라 대상	<ul style="list-style-type: none"> -딤러닝 모델을 제시 및 최적의 딤러닝의 파라미터를 구함. -특징추출없이 바로 LSTM 적용함. -잡음있는 심전도에서 QRS파의 효율적 검출을 위해 CNN을 사용함. 	<ul style="list-style-type: none"> -전문가 특징과 CNN 특징추출을 결합하여 부스트로 분류함 -DBC를 이용해 신호를 이미지로 만들어 CNN으로 분류함. -양방향 RNN과 CNN을 결합하여 BiRCNN를 제안함.
인터 대상	<ul style="list-style-type: none"> -심전도를 이용한 오토 인코더의 개인식별에 대한 성능을 비교함. -주파수변환으로 심전도 신호를 이미지화하여 CNN으로 개인식별의 성능을 비교함. 	<ul style="list-style-type: none"> -신호를 웨이블릿 변환하여 위상차를 없앤 후 합성곱 신경망을 학습함. -욕소에서 측정된 심전도를 CNN으로 분류함. -신호와 이미지로 각각 분류한 후 결과 스코어를 퓨전함. -신경망의 구조를 변경하면서 다양한 실험함.

비엘스코비알라 대학교는 손가락 3개를 이용하여 심전도를 측정하였고 전처리를 수행한 후 MLP(Multilayer

Perceptron)을 기반으로 하는 DNN(Deep Neural Network)를 이용해 인식하였다[15].

테살리아 대학교는 심전도 신호에 대해 전처리를 수행하고 다양한 특징들과 다양한 분류기들의 조합으로 인증을 수행하였고 그 결과를 비교하였다. 특징추출로는 푸리에 변환, 이산 코사인 변환, 이산 웨이블릿 변환을 고려하였고, 분류기로는 K-최근접 이웃 분류기, 다층퍼셉트론, 방사기저함수 신경망, 랜덤 포레스트를 고려하였다. 추가적으로 은닉층의 노드수를 바꿔가며 딥신경망으로 인증을 수행하였다[16]. 표 1은 국내외 동향 요약정리를 나타낸다.

4. 결론

심전도는 심장운동으로 미세하게 변하는 심장의 전위차를 신체외부의 피부에서 측정하는 것으로 최근 의료, 금융, 보안, 오락 등 서비스에서 기존의 생체신호시스템의 대안으로 많은 연구가 되고 있다. 또한 최근 딥러닝이 여러 분야에서 두드러진 성능들이 보고되었기 때문에 딥러닝을 이용한 심전도 분석도 많은 연구가 되고 있다. 본 논문은 딥러닝기반 심전도 분류의 국내외 동향분석을 하였다. 국내에서는 딥러닝을 이용하여 부정맥검출과 개인인식에 대한 연구가 있었고, 국외에서는 딥러닝을 이용한 심전도 특징추출과 웨이블릿 분석과 딥러닝의 조화를 통해 분류성능을 더 높이려는 연구가 있었다. 향후 동향조사를 바탕으로 딥러닝을 이용해 잡음에 더 강인한 개인인식방법을 연구할 계획이다.

감사의 글

이 논문은 2017년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. NRF-2017R1A6A1A03015496)

참고문헌

[1] 변영현, 반성범, 광근창, “ECG 신호를 이용한 오토인코더의 개인식별 성능에 대한 비교분석”, 한국디지털콘텐츠학회-한국정보기술학회 공동학술발표대회 논문집, pp. 269-271, 2017.
 [2] 김정환, 이정환, 김경섭, “딥러닝 모델을 적용한 심장신호의 부정맥 리듬검출” 대한전기학회 정보 및 제어 논문집, pp. 237-238, 2017.
 [3] 장혜미, 최현수, 윤성로, “엔드 투 엔드 재귀인공신경망 학습을 통한 심전도 분류”, 한국소프트웨어 종합학술대회 논문집, pp. 772-774, 2017.
 [4] T. Wartzek, et al. “ECG on the road: Robust and unobtrusive estimation of heart rate.” IEEE Transactions on biomedical engineering, vol. 58, no. 11, pp. 3112-3120, 2011.
 [5] M. Choi, et al. “Reduction of motion artifacts and improvement of R peak detecting accuracy using

adjacent non-intrusive ECG sensors”, Sensors vol. 16, no. 5, pp. 715, 2016.
 [6] 오용성, 쉽게 이해하는 심전도, 대한의학서적, 2001.
 [7] 이준성, 최민호, 서민석, 김상우, “용량성 심전도 신호에서 QRS 파의 오검출을 감소시키기 위한 Convolutional Neural Network 기반의 알고리즘”, 제어로봇시스템학회 국내학술대회 논문집, pp. 379-380, 2018.
 [8] Y. H. Byeon, S. B. Pan, K. C. Kwak, “Intelligent deep models based on scalograms of electrocardiogram signals for biometrics”, Sensors, vol. 19, pp. 935, 2019.
 [9] Z. Liu, Z. Meng, “Automatic identification of abnormalities in 12-lead ECGs using expert features and convolutional neural networks, International Conference on Sensor Networks and Signal Processing, pp. 163-167, 2018.
 [10] X. Zhai, C. Tin, “Automated ECG classification using dual heartbeat coupling based on convolutional neural network”, IEEE Access, vol. 6, pp. 27464-27472, 2018.
 [11] P. Xie, G. Wang, C. Zhang, M. Chen, H. Yang, T. Lv, Z. Sang, P. Zhang, “Bidirectional recurrent neural network and convolutional neural network (BiRCNN) for ECG beat classification, 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp. 2555-2558, 2018.
 [12] Q. Zhang, D. Zhou, X. Zeng, “HeartID: A multiresolution convolutional neural network for ECG-based biometric human identification in smart health applications, IEEE Access, vol. 5, pp. 11805-11816, 2017.
 [13] J. Xu, T. Li, Y. Chen, W. Chen, “Personal identification by convolutional neural network with ECG signal”, International Conference on Information and Communication Technology Convergence, pp. 559-563, 2018.
 [14] E. J. S. Luz, G. J. P. Moreira, L. S. Oliveira, W. R. Schwartz, D. Menotti, “Learning deep off-the-person heart biometrics representations”, IEEE Transactions on Information Forensics and Security, vol. 13, no. 5, pp. 1258-1270, 2018.
 [15] L. Wieclaw, Y. Khoma, P. Falat, D. Sabodashko, V. Herasymenko, “Biometric identification from raw ECG signal using deep learning techniques”, IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems, pp. 129-133, 2017.
 [16] I. Chatamidis, A. Katsika, G. Spathoulas, “Using deep learning neural networks for ECG based authentication”, International Carnahan Conference on Security Technology, 2017.