

# 수면 무호흡증 검출을 위한 향상된 LeNet-5 모델

임수빈, 여예린, 이지선, 김정현 순천향대학교

qlsl0519@sch.ac.kr, yealin0817@gmail.com, 10leegisun@naver.com, kimjh@sch.ac.kr

# An improved LeNet-5 model for sleep apnea detection

Subeen Leem, Yerin Yeo, Jisun Lee, Junghyun Kim Soonchunhyang Univ.

요약

본 논문은 심전도 신호를 이용하여 수면 무호흡증을 검출하는 모델에 대해서 다룬다. 기존 LeNet-5 기반의 모델은 단순한 구조를 이루며 좋은 성능을 나타내지만, 학습 성능과 테스트 성능의 차이로 인한 성능 개선 여지가 남아있다. 따라서 기존 모델에 Time Distributed Dense 층을 추가하고 필터 수와 유닛 수를 조절한 LeNet-5-TDD라는 새로운 신경망 구조를 제안한다. 제안 모델은 학습 파라미터를 감소시키는 동시에 향상된 성능을 보임을 실험을 통해 확인하였다.

## Ⅰ. 서 론

수면 무호흡증은 흔히 볼 수 있는 호흡기 질환으로, 장기간에 걸쳐 반복될 경우 심각한 신경 및 심혈관 합병증을 유발할 수 있다. 수면 무호흡증을 검사하기 위해 많은 전극과 전선을 착용하는 방법 및 심전도 신호를 수집하는 방법이 있다. 특히, 심전도 신호는 심장 운동으로 미세하게 변하는 심장의 전위차를 신체 외부의 피부에서 측정된다. 이 신호를 사용하여수면 무호흡증 검출하기 위한 초기의 연구[1-2]에는 파생 신호의 비선형성을 파악할 수 있는 전문가의 지식이 요구된다.

하지만 최근 들어, 심전도 신호의 다양하고 복잡한 파형의 종류를 자동으로 분류하기 위해 딥러닝을 기반으로 하는 연구가 주목받고 있다. 대표적으로 1D-CNN을 사용한 모델[3-7]과 RNN, LSTM 및 GRU를 사용한 시계열 모델[6-8]이 있다. 특히, 단순한 구조를 이루는 LeNet-5 기반 모델[3]의 테스트 환경에서 분류 예측 정확도는 87%로, 여전히 성능 개선 여지가 남아있었다. 심전도 데이터에 Time Distributed Dense(TDD) 기법을 사용한 연구[9-10]가 있지만 수면 무호흡증을 분류하는 데에 사용된사례는 존재하지 않는다. 따라서 본 논문에서는 예측 정확도를 높이기 위해 기본 LeNet-5 모델에 TDD를 추가하고 필터 수와 유닛 수를 조절한 LeNet-5-TDD라는 새로운 신경망 모델을 제안한다. 실험결과를 통해 제안한 모델은 기존 모델을 경략화하는 동시에 높은 성능을 제공함을 확인하였다.

# Ⅱ. 본론

본 연구에서 사용한 테이터는 PhysioNet Apnea-ECG database[11]로 총 70개의 단일 유도 심전도 신호 기록으로 32명의 피실험자(남성 25명, 여성 7명)로부터 기록되었다. 이 기록은 6~8시간(평균:492±32분)사이에 16비트로 100Hz에서 샘플링되었다. 테이터셋은 apn파일로 제공되는데, 각 기록의 1분당 해당 시점에 무호흡의 유무를 나타내는 주석이 포함된다. 해당 테이터를 모델에 적용하기 앞서 R-피크 간격과 진폭을 얻기 위해

전처리 과정이 필요하다. 먼저, 해밀턴 알고리즘[12]을 사용하여 R-피크를 찾는다. 다음으로, FIR filter와 R-피크의 위치를 사용하여 R-피크 간격을 계산하고 진폭을 추출한다. 이때, 추출된 R-피크 간격의 이상치를 제거하기 위해 median filter[13]를 사용한다. 마지막으로, 얻어진 R-피크 간격과 진폭에 3차 보간을 적용해 5분 동안의 R-피크 간격과 진폭을 추출한다.

그림1에 표현된 LeNet-5 기반 모델[3]은 2개의 CNN 블록과 2개의 Dense 층으로 구성된다. 반면, 그림2에 표현된 제안하는 LeNet-5-TDD 모델은 CNN 블록 내 TDD 층을 추가하고 과적합을 방지하기 위한 Dropout을 한 층 더 추가한 구조이다. 즉, 제안 모델은 CNN 층에서 데이터의 지역적 특징을 추출한 후에 TDD 층에서 데이터의 시퀀스를 다루고 Dense 층에서 클래스를 분류하게 된다.

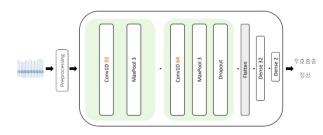


그림 1. LeNet-5 기반의 모델 구조

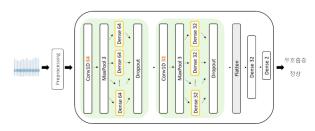
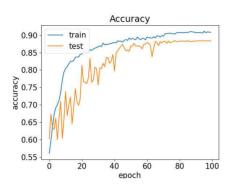


그림 2. 제안하는 LeNet-5-TDD 모델 구조

모델 학습 및 테스트를 진행하기 위해 학습 데이터는 16,709개, 테스트 데이터는 16,945개로 사용했다. 배치 크기는 128개, 학습 반복 횟수는 100회로 설정하고 Adam 최적화기를 사용했다. 그림3은 LeNet-5-TDD 모델에 대하여 학습 반복 횟수에 따른 성능을 나타낸 것이다. 80회 이상 반복시 모델은 안정적이게 되었다.



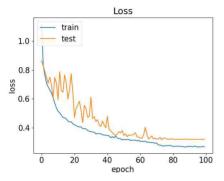


그림 3. 반복 횟수에 따른 loss와 accuracy

표 1은 기존의 LeNet-5 기반 모델과 제안하는 LeNet-5-TDD 모델의 100 에포크 학습 후 성능을 정확도, 민감도, 특이도 및 파라미터 수 관점에서 비교한 것이다. 기존 모델 대비 제안하는 모델에는 3개의 층이 추가되었지만, 사용한 필터 수와 유닛 수가 다르기에 학습 파라미터 수가 약 10,000개 감소된 것을 확인하였다. 동시에 정확도는 약 1.4%, 민감도 약 4.6% 향상되었다.

표 1. 제안 모델의 성능 비교

	정확도	민감도	특이도	파라미터 수
LeNet-5(3)	87.38	82.94	90.13	59,906
제안 모델	88.82	86.29	90.39	40,866

### Ⅲ. 결론

본 논문에서는 심전도 데이터로 수면 무호흡증을 검출하기 위해 기존의 LeNet-5 구조를 개선한 LeNet-5-TDD 모델을 제안하였다. 기존 모델에 비해 제안한 모델은 파라미터 수가 감소했을 뿐만 아니라 성능이 향상되었다. 향후 추가 연구로써 더욱 다양하고 많은 양의 데이터를 활용하여 제안 모델의 신뢰도를 높이며 제안한 구조를 다른 예측 모델에도 적용할 수있을 것으로 기대된다.

### ACKNOWLEDGMENT

"본 연구는 2021년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중 심대학사업의 연구결과로 수행되었음"(2021-0-01399)

참고문헌

- [1] Song, Changyue, et al. "An obstructive sleep apnea detection approach using a discriminative hidden Markov model from ECG signals." IEEE Transactions on Biomedical Engineering 63.7 (2015): 1532–1542.
- [2] Sharma, Hemant, and K. K. Sharma. "An algorithm for sleep apnea detection from single-lead ECG using Hermite basis functions." Computers in biology and medicine 77 (2016): 116-124.
- [3] Wang, Tao, et al. "Sleep apnea detection from a single-lead ECG signal with automatic feature-extraction through a modified LeNet-5 convolutional neural network." Peer J 7 (2019): e7731.
- [4] Lee, Hyun-Ji, et al. "Optimization of 1D CNN Model Factors for ECG Signal Classification." Journal of the Korea Society of Computer and Information 26.7 (2021): 29–36.
- [5] Sharan, Roneel V., et al. "End-to-End Sleep Apnea Detection Using Single-Lead ECG Signal and 1-D Residual Neural Networks." Journal of Medical and Biological Engineering 41.5 (2021): 758-766.
- [6] Erdenebayar, Urtnasan, et al. "Deep learning approaches for automatic detection of sleep apnea events from an electrocardiogram." Computer methods and programs in biomedicine 180 (2019): 105001.
- [7] Almutairi, Haifa, Ghulam Mubashar Hassan, and Amitava Datta. "Detection of obstructive sleep apnoea by ECG signals using deep learning architectures." 2020 28th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). IEEE, 2021.
- [8] Almutairi, Haifa, Ghulam Mubashar Hassan, and Amitava Datta. "Classification of Obstructive Sleep Apnoea from single-lead ECG signals using convolutional neural and Long Short Term Memory networks." Biomedical Signal Processing and Control 69 (2021): 102906.
- [9] Abrishami, Hedayat, et al. "Supervised ecg interval segmentation using 1stm neural network." Proceedings of the International Conference on Bioinformatics & Computational Biology (BIOCOMP). The Steering Committee of The World Congress in Computer Science, Computer Engineering and Applied Computing (WorldComp), 2018.
- [10] Peimankar, Abdolrahman, and Sadasivan Puthusserypady.
  "DENS-ECG: A deep learning approach for ECG signal delineation." Expert systems with applications 165 (2021): 113911.
- [11] Goldberger, Ary L., et al. "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals." circulation 101.23 (2000): e215–e220.
- [12] Hamilton, Pat. "Open source ECG analysis." Computers in cardiology. IEEE, 2002.
- [13] Chen, Lili, Xi Zhang, and Changyue Song. "An automatic screening approach for obstructive sleep apnea diagnosis based on single-lead electrocardiogram." IEEE transactions on automation science and engineering 12.1 (2014): 106-115.