

순환신경망 기반 저가형 뇌파 분류기 연구

김현돈

한국폴리텍대학 로봇캠퍼스 로봇자동화과 교수
reynolds@kopo.ac.kr

A Study on RNN-based low-cost EEG Classifier

Hyun-Don Kim

Department of Robot Automation, Robot Campus of Korea Polytechnic

요 약

고령으로 거동이 불편하거나 목 아래 전신 마비 또는 와병 환자를 위하여 저가형 단 채널 뇌파 (EEG) 측정기를 사용하여 환자의 흥분이나 불안정 상태를 인식할 수 있는 순환신경망(RNN) 기반 뇌파 인식기 모델을 제안하였다. 제한된 환경에서 GRU(Gate Recurrent Unit) 신경망을 사용한 뇌파 인식기는 <정상/안정>은 인식률 100%, <흥분/불안정>은 90%의 인식률을 보였다. 또한, 자체 개발한 생체신호 기반 호출 시스템과 연동하여 구현함으로써 적용 가능성을 검증하였다.

1. 서론

일본은 대표적인 고령화 국가로서 부양받아야 하는 고령의 인구는 점점 증가하여 2030년 즈음 고령자를 보살피는 데 필요한 간병인은 860만 명에 달할 것으로 추산된다[1]. 대한민국도 마찬가지로 통계청 자료에 따르면 2023년 65세 이상 고령 인구 비율은 18.4%이며, 2025년에는 20.6%로 초고령사회로 진입할 것으로 전망하였다[2]. 따라서 간병인 부족 문제와 더불어 고용에 따른 금전적인 부담이 가중될 것으로 예상된다. 특히 가족 또는 간병인이 동거하면서 24시간 고령자 또는 와병 환자를 보살피는 것은 매우 어려운 일이다. 따라서 저비용으로 24시간 효과적으로 환자의 상태를 살피면서 이상 상황 발생 시 보호자에게 통보하거나, 비상조치를 할 수 있는 인터페이스가 필요하다. 여기서 거동이 불편하고 디지털기기의 조작에 익숙하지 않은 사용자를 대상으로 한다면 키보드나 마우스, 음성인식 등 기존의 인터페이스는 작동이 매우 어려우며 뇌파(EEG)를 사용한 인터페이스도 하나의 대안이 될 수 있다[3].

이 논문에서는 고령으로 거동이 불편하거나 목 아래 전신 마비 또는 와병 환자를 위하여 저가형 단 채널 뇌파(EEG) 측정기를 사용하여, 환자의 흥분이나 불안정 상태를 인식할 수 있는 순환신경망(RNN) 기반 뇌파인식기 모델을 제안하고 구현하였다.

2. 뇌파 데이터베이스 구축

2-1. 뇌파(EEG) 측정조건

뇌파인식기 모델 학습을 위해서 (그림 1)의 (A)와 같이 코딩교육용 저가형 단 채널 뇌파측정기를 사용하여 뇌파(EEG) 데이터베이스를 구축하였다. 측정 환경으로 (그림 1)의 (B)와 같이 향온향습이 유지된 쾌적한 방에서 실험자, 실험보조자, 데이터측정자 3인이 수행하였고, 측정하는 동안 실험자가 집중할 수 있도록 모든 방해요소가 제거되었다. 데이터는 집중, 흥분, 눈깜빡임 3가지의 흥분 및 불안정 상태와 지루, 멍때리기, 명상 3가지의 정상 및 안정 상태에 대하여 측정되었다. 측정은 먼저 실험자가 뇌파 측정기를 착용하고 준비 기간을 충분히 가진 후 각 조건마다 3분간 측정하였으며, 측정이 끝난 후 다음 측정이 들어가기 전까지 2분간 휴식을 가졌다.

상태에 따른 측정조건으로 집중은 온라인 틀린 그림 찾기 게임을 하면서 측정하였고, 흥분의 경우 유튜브로 돌발행동과 떼쓰면서 급발진하는 손자로 인해서 할머니가 실신하는 영상을 보면서 측정하였으며, 눈깜빡임은 눈을 일정하게 깜빡이면서 측정하였다. 또한 지루는 수도꼭지에 물이 떨어지는 영상을 보면서 측정하고, 멍때리기는 비눗방울 화면보호기를 보면서 아무 생각을 하지 않으면서 측정하였으며, 명상은 평온한 상태로 측정하였다.



(그림 1) 뇌파(EEG) 데이터베이스 구축

2-2. 학습용 데이터베이스

<표 1>과 같이 뇌파 인식기 학습을 위해서 만 18세에서 33세 사이의 20명(남자 15, 여자 5)에 대해서 저가형 교육용 단 채널 뇌파측정기로 6개 종류의 상태마다 150번씩 데이터가 측정되었다. <표 1>의 학습에 사용된 뇌파 종류와 같이 한 번 측정될 때마다 7개의 뇌파가 동시에 측정되었다. 또한, 학습 시 검증과 학습된 모델의 성능평가를 위해서 측정자 중 8명은 동일한 조건으로 뇌파가 추가 측정되었다.

<표 1> 학습용 Dataset 구성

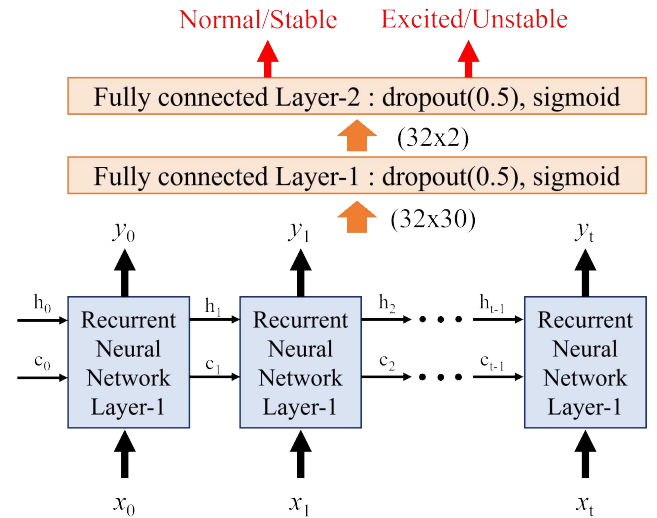
학습 데이터							
상태	흥분/불안정			정상/안정			Total
뇌파 상태	집중	흥분	눈 깜빡임	명상	명함	지루	6상태
개수	21,000	21,000	21,000	21,000	21,000	21,000	126,000
학습에 사용된 뇌파 종류							
종류	Theta	Alpha	SMR	Beta	High Beta	Low Gamma	Mid Gamma
주파수 (Hz)	4~7	8~12	12~15	15~18	18~30	30~50	50~100
개수	18,000	18,000	18,000	18,000	18,000	18,000	18,000

3. 순환신경망 기반 뇌파 인식기

3-1. 네트워크 구조

제안한 뇌파 인식기 네트워크 구조는 (그림 2)와 같다. 단일층의 순환신경망을 사용하였고, <표 1>과 같이 7종류의 뇌파 신호를 30번 연속적으로 측정하여 입력으로 사용하였다. 각 순환신경망의 은닉층

(hidden)은 32개이며 전체 출력값은 2개의 FC(Fully Connected)층을 통과하여 <정상/안정> 또는 <흥분/불안정> 두 개의 상태로 최종 예측하게 된다.



- x : input (7 vectors) / y : output (32 hidden units)
- h : hidden state / c : cell state
- t : sequences (30 steps)

(그림 2) 제안한 뇌파 인식기 네트워크 구조

3-2. 학습조건

<표 1>의 뇌파 데이터셋을 이용하여 제안한 뇌파 인식기 모델을 학습하였다. 이때 추가로 측정된 8명분의 뇌파 중에서 4명은 학습 검증에 사용하였고, 4명은 학습된 모델의 성능검증에 사용하였다. 학습을 위한 배치(Batch) 크기는 10, 반복 횟수(Epoch)는 500번 수행하였다. 학습에 사용한 최적화(Optimizer) 함수는 Adam을[4], 손실 함수(Loss function)는 BCEWithLogitsLoss를 사용하였다.

제안한 뇌파인식 모델에서 단일 층의 시계열 순차 데이터를 예측하기 위한 신경망은 RNN(Recurrent Neural Network)[5] 뿐만 아니라 LSTM(Long Short-Term Memory)[6]과 GRU(Gate Recurrent Unit)[7]로도 변경 적용하여 성능평가 하였다.

4. 성능평가

4-1. 실험결과

학습된 뇌파 인식기의 성능평가를 위해서 추가로 측정된 남학생 4명분의 테스트 뇌파 신호를 사용하였다. <표 2>와 같이 3가지 순환신경망 종류 중에서 GRU가 가장 성능이 뛰어났으며 <정상/안정>은 인식률 100%, <흥분/불안정>은 90%의 인식률을 보였다. 단, 학습에 사용한 뇌파 데이터셋은 아니지만,

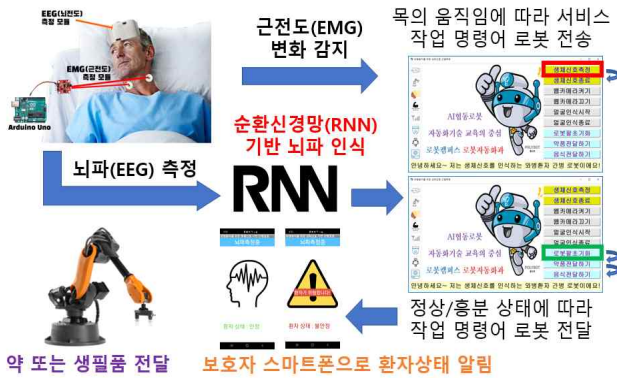
학습 데이터셋에 측정에 참여한 사람의 뇌파를 추가로 측정된 결과이며, 저가형 뇌파측정기로 취득한 데이터이기 때문에 새로운 사람의 뇌파를 사용하거나 환경이나 개인의 조건에 따라서 측정된 뇌파(EEG)의 차이가 크기 때문에 많은 성능 하락이 있음을 확인하였다.

<표 2> 제안한 뇌파 인식기 인식률

신경망	<정상/안정>	<흥분/불안정>
RNN	70% (14/20)	50% (10/20)
LSTM	90% (18/20)	70% (14/20)
GRU	100% (20/20)	90% (18/20)

4-2. 생체신호 기반 호출 시스템

학습된 뇌파 인식기를 이용하여 목 아래 전신 마비 또는 와병 환자를 위하여 뇌파(EEG) 및 목의 근전도(EMG)를 사용한 인터페이스를 제안하였다.



(그림 3) 생체신호 기반 호출 시스템 동작 흐름도

(그림 3)은 와병 환자를 위한 생체신호 기반 호출 시스템 흐름도를 시각화하여 나타낸 것이다. 각 단계를 설명하면 다음과 같다:

- ① 뇌파 및 근전도 센서를 착용한 와병 환자의 생체신호 측정을 시작한다.
- ② 순환신경망 기반 뇌파 인식기로 환자의 상태(정상/흥분)를 확인할 수 있다. 또한, 근전도 측정기를 이용하여 환자가 목을 움직일 때 나오는 근전도 신호를 측정할 수 있다.
- ③ 환자의 흥분상태를 감지 시, 로봇이 환자에게 지정된 약품을 전달하거나 외부의 보호자에게 스마트폰으로 알람을 전송할 수 있다.

5. 결론

본 논문은 뇌파(EEG)를 사용하여 거동이 불편한 고령자나 사지마비 또는 와병 환자들의 이상 상태를 모니터링하고 보호자에게 알람을 전송하거나 로봇에게 간단한 서비스 명령어를 전송할 수 있도록 생체

신호 기반 호출 시스템을 제안하였다. 이를 위해서 저가형 단 채널 뇌파측정기를 사용한 순환신경망 기반의 뇌파 인식기 모델을 제안하였고 생체신호 기반 호출 시스템과 연동하여 구현함으로써 적용 가능성을 검증하였다.

향후 뇌파 인식률 향상을 위하여 다채널의 뇌파측정기를 사용한 DB를 구축하여 모델 학습이 필요하며, 좀 더 다양한 상태를 인식할 수 있도록 생체신호의 종류와 범위를 확장할 필요가 있다. 또한 제안한 생체신호 기반 호출 시스템이 실생활에 적용된다면, 보호자나 간병인들에게 편의성을 제공할 뿐만 아니라 관련된 사회적인 비용을 절감할 수 있을 것으로 기대한다.

참고문헌

- [1] 한국경제신문, “2019 일본리포트-일본을 보며 한국을 생각한다,” 2019년 1월 23일.
- [2] 대한민국 통계청, “2023 고령자 통계,” 2023년 9월 26일.
- [3] 이진희, 박재형, 김재석, 권순, “뇌파를 이용한 맞춤형 주행 제어 모델 설계”, 대한임베디드공학회 논문지, 제18권, 제2호, pp.81-87, 2023년 4월.
- [4] D.P. Kingma, J.L. Ba, “Adam: A Method for Stochastic Optimization,” Int. Conference on ICLR (Poster), pp. 1-15, San Diego, CA, USA, May 7-9, 2015.
- [5] P. Liu, X. Qiu, and X. Huang, “Recurrent Neural Network for Text Classification with Multi-Task Learning,” Proceeding of the 25th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-16), New York, USA, pp.2873-2879, July 2016.
- [6] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long Short-Term Memory,” Neural Computation 9(8), pp.1735-1780, 1997.
- [7] K. Cho, B. Merriënboer, C.r Gulcehre, D. Bahdanau, F. Bougares, H. Schwenk, and Y. Bengio, “Learning Phrase Representations using RNN Encoder - Decoder for Statistical Machine Translation,” Preprint at arXiv: 1406.1078, 2014.