

합성곱 신경망 기반 딥러닝 모델을 이용한 기억 과제 결과 예측

이형탁^{1,2}, 전소연³, 김준식⁴, 정천기^{5,6}, 황한정^{1,2*}

고려대학교 전자및정보공학과¹

고려대학교 인공지능 스마트융합기술 융합전공²

서울대학교 의학연구원 신경과학연구소³

서울대학교 기초과학연구소⁴

서울대학교 뇌인지과학과⁵

서울대학교병원 신경외과⁶

Predicting the Results of a Memory Task using Deep Learning Models Based on Convolutional Neural Network

Hyung-Tak Lee^{1,2}, Soyeon Jun³, June Sic Kim⁴, Chun Kee Chung^{5,6}, Han-Jeong Hwang^{1,2*}

Department of Electronics and Information Engineering, Korea University, Korea¹

Interdisciplinary Graduate Program for Artificial Intelligence Smart Convergence Technology, Korea University, Korea²

Neuroscience Research Institute, Seoul National University Medical Research Center, Korea³

Research Institute of Basic Sciences, Seoul National University, Korea⁴

Department of Brain and Cognitive Science, Seoul National University, Korea⁵

Department of Neurosurgery, Seoul National University Hospital, Korea⁶

*hwanghj@korea.ac.kr

Abstract

Most of previous studies related to decoding a memory task have used brain activity measured in a retrieval session. The purpose of this study is to predict the results of a memory task in an encoding session during memorizing given items. To this end, intracranial electroencephalography (iEEG) data were measured from three epilepsy patients during a memory task, and the iEEG data measured in an encoding session were used to predict correct and incorrect trials using four deep learning models based on convolutional neural network. The highest classification accuracy was $71.3 \pm 2.8\%$, demonstrating that an encoding session can be used to predict the results of a memory in advance.

1. 연구 배경

기억 형성은 경험, 생각, 정보가 뇌에 기록되는 것을 말하며 많은 연구자들이 기억 형성의 메커니즘을 이해하고 해석하려고 시도하였다. 대부분의 사전 연구들이 기억 형성의 메커니즘을 이해하기 위해 미세전극(microelectrode), 뇌피질전도(electrocorticography: ECoG), 두개강내 뇌파(intracranial electroencephalography: iEEG)와 같은 침습적 뇌파 측정 방법을 사용하였다. 특히 해마(hippocampus)는 주로 기억 형성에 관여하는 뇌의 소기관으로 잘 알려져 있어 기억 형성 메커니즘을 이해하는데 널리 사용되어 왔으며, 일부 연구들에서는 기억 과제를 수행하는 동안 암기의 성공 여부에 따라 해마 주변에서의 뇌 활동이 서로 상이함을 확인하였다[1].

기억 과제는 특정 단어를 암기하는 부호화 과정(encoding session)과 암기한 단어를 떠올리는 인출 과정(retrieval session)으로 나뉜다. 기억 과제와 관련된 대부분의 사전 연구들은 인출 과정을 수행하는 동안 측정된 뇌신경신호를 사용하여 기억 과제의 수행 결과 예측에 대한 가능성을 확인하였다[1]. 그러나, 부호화 과정을 수행하는 동안의 뇌신경신호를 이용하여 기억 과제의 결과를 예측할 수 있다면 기억 과제의 성공 여부를 미리 알 수 있을 뿐만 아니라 기억 형성의 메커니즘을 이해하는 데 큰 도움이 될 수 있을 것이다. 본 연구에서는 부호화 과정 동안 측정된 iEEG 데이터를 이용하여 기억 과제의 수행 결과를 예측할 수 있는지에 대한 가능성을 확인하였다.

2. 연구 방법

본 연구에는 3명의 뇌전증 환자가 실험에 참여하였으며 환자들은 치료를 목적으로 발작파 시작(seizure onset) 부위 주변과 해마 주변에 두개강내 전극(intracranial electrode)을 삽입하였다. 해당 실험은 서울대학교병원의 생명윤리위원회의 심의 승인을 받아 연구윤리를 준수하며 진행되었다(H-1407-115-596). 피험자들은 사전에 실험에 대한 정보를 전달받았으며 서면 동의서를 제출하였다.

iEEG 데이터는 환자가 단어를 암기하는 기억 과제를 수행하는 동안 측정되었으며 기억과제는 부호화 과정, 방해 과정(distractor session), 인출 과정으로 나누어 진행하였다 (그림 1).

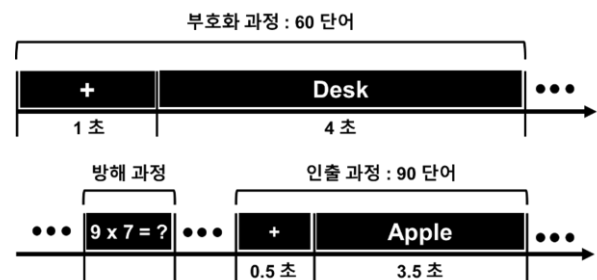


그림 1. 기억 과제 실험 패러다임

부호화 과정에서는 60개의 단어를 환자에게 제시하고 가능한 많이 암기하도록 지시하였다. 방해과정에서는 10분간 휴식한 후, 간단한 수학 문제를 5분간 풀도록 지시하였다. 인출 과정에서는 90개의 단어가 환자에게 제시되었으며 기억에 따라 3가지의 버튼을 누르도록 지시하였다. 해당 과정에서 제시된 90개의 단어 중 60개는 부호화 과정에서 제시된 단어이고 30개는 완전히 새로운 단어였다. 환자는 그들의 기억을 바탕으로 이전에 제시된 적이 있는 단어일 경우 1번 버튼, 새로운 단어일 경우 2번 버튼, 확실치 않은 경우엔 3번 버튼을 누르도록 지시받았다.

부호화 과정에서 측정된 iEEG 신호는 데이터 계산량 감소를 위해 1600Hz에서 400Hz로 다운샘플링(down-sampling) 하였고 단어 제시 시점을 기준으로 0 - 4초 구간을 추출하였다. 추출된 데이터는 인출 과정에서의 응답에 따라 정확하게 암기를 성공한 경우는 정답 시행(correct trial)으로 구분되었고 암기에 실패하거나 확신하지 못한 경우는 오답 시행(incorrect trial)으로 구분되었으며 전체 피험자 평균 정답률은 72.2 ± 2.5 %였다.

정답과 오답의 불균형을 해결하기 위해 각 시행이 100개가 되도록 데이터 증강(data augmentation) 방법을 적용하였다[3]. 기억 과제의 수행 결과를 예측하기 위해 뇌파 데이터 분석에 많이 사용되는 4가지 합성곱신경망 기반 딥러닝 모델 (Shallow ConvNet, Deep ConvNet, Hybrid ConvNet[4], EEGNet[5])을 사용하였으며, 10x5겹 교차 검증을 기반으로 분류정확도를 산출하였다.

3. 연구 결과

그림 2는 딥러닝 모델별 전체 피험자 평균 분류 정확도를 나타낸다. 각 모델에 대한 평균 분류정확도는 Shallow ConvNet을 사용했을 때 $71.3\% \pm 2.8$ %, Deep ConvNet을 사용한 경우 $64.4\% \pm 11.5$ %, Hybrid ConvNet을 사용한 경우 $67.4\% \pm 5.2$ %, EEGNet을 사용한 경우 $58.4\% \pm 6.4$ %로 Shallow ConvNet을 사용하였을 때 가장 높았다.

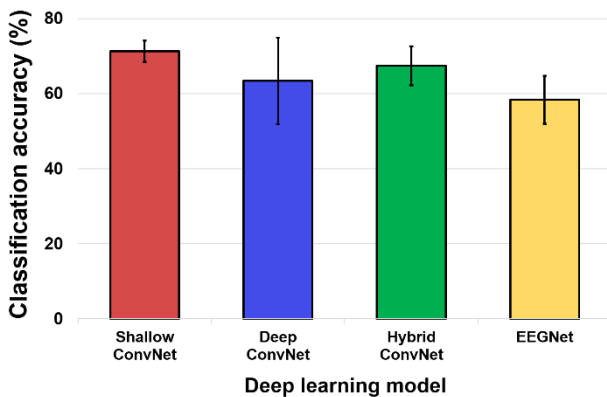


그림 2. 딥러닝 모델별 전체 피험자 평균 분류 정확도

본 연구 결과를 통해 부호화 과정 동안 측정된 iEEG 데이터를 이용하여 기억 과제의 수행 결과를 예측할 수 있는지에 대한 가능성을 확인하였다. Shallow ConvNet을 사용하였을 때 $71.3\% \pm 2.8$ %로 가장 높은 분류 정확도를 보였지만 나머지 모델의 경우 실생활에 적용되기에 부족한 분류 정확도를 보였다. 후속 연구에서 새로운 딥러닝 모델과 데이터 증강 방법을 적용하여 분류 정확도를 향상시키고 설명 가능한 인공지능(explainable AI) 기술을 통해 기억 형성 메커니즘 대한 해석을 시도할 예정이다.

4. Acknowledgements

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단 바이오·의료기술개발사업의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2021M3E5D2A01019547).

5.참고 문헌

- [1] G. A. Ojemann, J. Schoenfield-McNeill, and D. Corina, "Different neurons in different regions of human temporal lobe distinguish correct from incorrect identification or memory." *Neuropsychologia*, vol. 42, pp. 1383-1393, 2004.
- [2] E. Noh, K. Liao, M. V. Mollison, T. Curran, and V. R. D. Sa, "Single-trial EEG analysis predicts memory retrieval and reveals source-dependent differences." *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 12, pp. 258, 2018
- [3] Lotte, Fabien. "Generating artificial EEG signals to reduce BCI calibration time." *5th International Brain-Computer Interface Workshop*, pp. 176-179, 2011
- [4] Schirrmester, R. T., Springenberg, J. T., Fiederer, L. D. J., Glasstetter, M., Eggenberger, K., Tangermann, M., ... & Ball, T., "Deep learning with convolutional neural networks for EEG decoding and visualization." *Human Brain Mapping*, vol. 38, pp. 5391-5420, 2017
- [5] Lawhern, V. J., Solon, A. J., Waytowich, N. R., Gordon, S. M., Hung, C. P., & Lance, B. J., "EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain-computer interfaces." *Journal of Neural Engineering*, vol. 15, pp. 056013, 2018