

뇌 기능자기공명영상 신호를 이용한 영상자극 분류

배건우¹, 김만수^{1*}

광주과학기술원 AI대학원¹

Image classification based on functional MRI signal

Gunwoo Bae¹, Mansu Kim¹

¹ AI Graduate School, Gwangju Institute Science and Technology, Gwangju, Korea

mansu.kim@gist.ac.kr

Abstract

This study investigates the influence of resting-state noise on task-based fMRI data using the Natural Scenes Dataset (NSD). Before the main experiment, we performed preprocessing on the fMRI data. Then, we applied PCA analysis to both task fMRI and rs-fMRI to remove principal components with high correlation to the resting-state. To compare the original task fMRI with the task fMRI after removing resting-state noise, we conducted a classification task. The results for the latter were better. These findings suggest that collecting resting-state fMRI is meaningful, and removing it from task fMRI improves performance.

1. 연구 배경

기능 자기공명영상(functional magnetic resonance image, fMRI)은 비침습적인 뇌 영상 기법으로 뇌의 활동을 측정하는 데 사용된다. fMRI는 혈액 산소 수준의존(blood-oxygen-level-dependent, BOLD) 신호를 통해 뇌 영역의 활성화 정도를 측정한다 [1]. 이러한 원리를 기반으로 fMRI는 뇌의 반응을 관찰하고, 다양한 인지적, 감정적 활동에 따른 뇌 기능 변화를 분석하는 데 활용된다. 예를 들어, 인지과학의 한 분야인 기능적 연결성 (Functional Connectivity)이 있다. 기능적 연결성은 뇌의 두 영역 간에 나타나는 시간적 상관관계 또는 통계적 의존성을 연구한다. [2].

현재 fMRI 데이터를 이용하여 두뇌의 활동 패턴으로부터 개인의 의도나 생각을 추론하는 연구분야인 Neural decoding 연구가 활발하게 진행되고 있다 [3]. 퍼듀 대학교의 Haiguang Wen이 소속된 연구팀은 CNN 기반의 딥러닝 모델이 동적 자연 시각 상황에서의 시각 자극을 효과적으로 부호화하고 복호화할 수 있음을 입증했었다 [4]. 또한 최근에는 프린스턴 대학교의 Paul S. Scotti이 소속된 연구팀에서는 CLIP과 DALL-E-2 등을 사용하여 시각 자극의 부호화와 복호화의 성능을 비약적으로 발전시켰다 [5]. 이러한 기술의 발전은 언어전달 약자들에게 의사소통의 자유를 제공할 수 있다.

fMRI의 정확한 분석을 위해서는 전처리 과정이 필수적이다. 전처리 과정을 완료한 후, fMRI 데이터가 본격적으로 분석에 사용된다. 일반적으로 fMRI는 registration, brain extraction, temporal filtering 등의 전처리 과정을 거치며, 이는 fMRI 취득 과정에서 발생하는 불필요한 신호를 제거하여 신호 대 잡음비(SNR)를 높이고, 유의미한 신호를 보다 명확하게 관찰할 수 있도록 한다 [6].

본 연구에서는 fMRI 신호를 통해 영상자극을 분류하는 기계학습 모델을 제안하고, 이를 바탕으로 fMRI 전처리, 휴지 기능영상(resting-state fMRI, rs-fMRI)의 역할을 관찰하고자 한다.

2. 연구 방법

1) 데이터 셋

본 연구에서는 공개된 Natural Scenes Dataset (NSD)에서 8명의 피험자로부터 7T MRI 스캐너로부터 얻은 T1 weighted-MRI (T1w-MRI), rs-fMRI, task-fMRI 을 수집했다. NSD는 73000개의 Common Objects in Context (COCO)를 시각자극으로 사용한 task-fMRI를 통해 영상자극별 두뇌 활성화 패턴을 관찰하는 데이터셋이다.

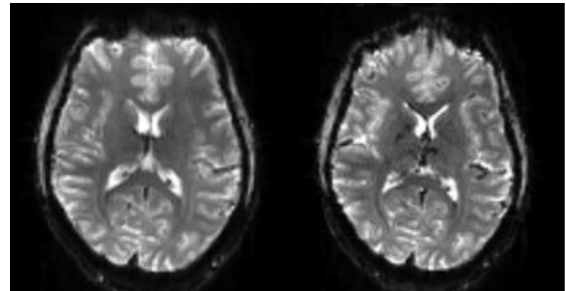


그림 1. 피험자 1의 시각자극(좌: 버스, 우: 고양이)에 따른 fMRI

구체적으로 각 피험자는 임의로 선정된 COCO 사진을 3초간 시청후, 1초의 휴식기를 갖는다. 본 연구에서는 전처리 효과와 rs-fMRI역할을 관찰하기 위해, "버스"와 "고양이"를 시각자극으로 사용한 task-fMRI만을 활용하였다 [7]. (그림 1)

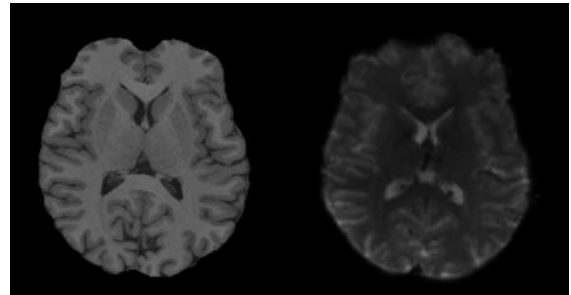


그림 2. 피험자 1의 뇌 영상(좌: T1w-MRI, 우: fMRI) 전처리 결과

	분류 모델		rs-fMRI + task-fMRI 성분	task-fMRI 성분
전 처 리 전	Logistic	Acc.	0.50 ± 0.05	0.53 ± 0.03
		AUROC	0.53 ± 0.04	0.55 ± 0.02
	SVM	Acc.	0.48 ± 0.06	0.53 ± 0.06
		AUROC	0.46 ± 0.04	0.55 ± 0.07
	DenseNet	Acc.	0.59 ± 0.05	0.59 ± 0.05
		AUROC	0.64 ± 0.07	0.64 ± 0.07
전 처 리 후	Logistic	Acc.	0.55 ± 0.07	0.58 ± 0.08
		AUROC	0.55 ± 0.08	0.60 ± 0.10
	SVM	Acc.	0.48 ± 0.05	0.57 ± 0.05
		AUROC	0.47 ± 0.06	0.57 ± 0.04
	DenseNet	Acc.	0.68 ± 0.06	0.70 ± 0.01
		AUROC	0.74 ± 0.03	0.75 ± 0.02

표 1. 인공지능 모델의 테스트 성능 비교 결과. 5-fold cross validation을 적용한 테스트 성능지표를 평균±표준편차로 제시함.

2) 뇌영상 전처리 과정

수집된 T1w-MRI는 reorientation, bias field correction, intensity rescaling, brain extraction 등을 수행했다. fMRI는 reorientation, slice timing correction, brain extraction, temporal filtering 등을 수행했다. 최종적으로, fMRI 영상에 T1w-MRI를 정합하여 분석을 진행했다. (그림 2)

3) fMRI 기반 시각자극 분류 모델

시각자극 분류를 위해, 본 연구에서는 데이터는 총 8명으로부터 846개의 시각자극 BOLD 신호 (버스: 441개, 고양이: 405개)를 사용했다.

전처리된 task-fMRI에서 "버스", "고양이" 시각자극이 주어진 순간의 BOLD 신호를 사용했고, 전처리된 rs-fMRI는 평균 BOLD 신호를 사용했다. 그 후 시각자극에 특화된 표현을 추출하기 위해, 전처리된 task-fMRI와 rs-fMRI를 주성분 분석을 사용했다. Task-fMRI는 10개, rs-fMRI는 5개의 주성분을 추출했다. Task-fMRI의 주성분 중 rs-fMRI의 주성분과 상관계수가 높은 성분 중 상위 3개를 제거하여 휴지 상태의 영향을 최소화하고 task와 직접적으로 관련된 성분만을 남겼다.

시각 자극 분류는 영상의 종류(예: "버스"와 "고양이")를 종속변수로 설정하고, task에 특화된 주성분을 독립변수로 설정하였다. 그 Logistic, SVM, DenseNet 분류 모델을 통해 훈련했다. Logistic과 SVM 분류 모델은 주성분을 데이터로 사용했고, DenseNet은 주성분에서 재구성한 볼륨을 데이터로 사용했다. 모델의 성능은 "분류 정확도"와 "AUROC"를 기준으로 5-fold 교차 검증을 통해 평가했다.

3. 연구 결과

1) 시각자극 분류 모델의 전처리 효과 비교

fMRI 전처리의 효과를 보기 위해 주성분을 모두 사용한 결과를 비교하였다. fMRI의 전처리를 하고 주성분을 모두 사용한 DenseNet 분류 모델의 성능은 accuracy(0.70 ± 0.01), AUROC(0.75 ± 0.02)를 보였다. 반면 fMRI의 전처리를 안 하고 주성분을 모두 사용한 Densenet 분류 모델의 성능은 accuracy(0.59 ± 0.05), AUROC(0.64 ± 0.07)를 보였다. 표 1에서와 같이 전처리를 한 fMRI 분류결과가 전처리를 안 한 fMRI의 분류결과보다 전반적인 부분에서 높은 것을 볼 수 있다.

2) 시각자극 분류 모델의 rs-fMRI 효과 비교

Rs-fMRI가 task-fMRI에 영향을 주는지를 보기위해 주성분을 모두 사용한 것과 상관계수 기반으로 제거한 결과를 비교하였다. fMRI의 전처리를 하고 상관계수 기반으로 주성분을 제거한 DenseNet 분류 모델의 성능은 accuracy(0.70 ± 0.01), AUROC(0.75 ± 0.02)를 보였다. 반면 주성분을 모두 사용한 DenseNet 분류 모델의 성능은 accuracy(0.68 ± 0.06), AUROC(0.74 ± 0.03)를 보였다. 또한 표 1을 보면 전처리 유무와 상관없이 상관계수 기반을 제거한 결과가 주성분을 모두 사용한 것과 무작위로 제거한 결과에 비해 높다는 것을 볼 수 있다.

4. 결론

본 연구에서는 fMRI에서 휴지 상태의 노이즈가 task-fMRI 데이터에 미치는 영향을 분석하고, 이를 제거하는 방법이 task-fMRI의 성능 향상에 기여할 수 있는지를 탐구하였다. NSD를 사용하여, 각 피험자에게 시각 자극을 제공한 후, 수집된 task-fMRI와 휴지 상태에서 얻은 rs-fMRI 데이터를 전처리하고 PCA를 통해 분석하였다. 두 데이터의 주성분 간의 상관성이 높은 fMRI volume들을 제거한 후 분류 작업을 수행한 결과, 휴지 상태의 영향을 제거한 데이터가 원래 데이터보다 더 나은 성능을 보였다. 본 연구 결과는 fMRI 분석에서 휴지 상태의 노이즈를 제거하는 전처리가 task 관련 뇌 신호를 더 잘 포착할 수 있도록 돕는다는 점에서 의미가 있으며, 향후 연구에서 다양한 자극을 사용한 실험에서도 동일한 효과가 있는지 검토될 필요가 있다.

5. Acknowledgements

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단(NRF-2022R1F1A1068529), 정보통신기획평가원(No.2019-0-01842, AI 대학원(GIST), No.2021-0-02068(AI 혁신허브)의 지원을 받아 수행된 연구임. 또한 GIST SCENT를 통한 HPC-AI 개방형 인프라의 GPU 컴퓨팅 지원에 감사드립니다.

6.참고 문헌

- [1] Kwong, K. K., Belliveau, J. W., Chesler, D. A., et al, "Dynamic magnetic resonance imaging of human brain activity during primary sensory stimulation," %1 *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 1992.
- [2] Friston, K. J., "Functional and effective connectivity: a review.," %1 *Brain Connectivity*, 2011.
- [3] Bing Du, Xiaomu Cheng, Yiping Duan, et al, "fMRI Brain Decoding and Its Applications in Brain-Computer Interface: A Survey," %1 *Brain Sciences*, 2022.
- [4] Haiguang Wen, Junxing Shi, Yizhen Zhang, Kun-Han Lu, "Neural Encoding and Decoding with Deep Learning for Dynamic Natural Vision," %1 *Cerebral Cortex*, 2018.
- [5] Paul S. Scotti, Atmadeep Banerjee, "Reconstructing the Mind's Eye: fMRI-to-Image with Contrastive Learning and Diffusion Priors," %1 *NeurIPS*, 2023.
- [6] Poldrack, R.A., Mumford, J. A., & Nichols, T. E., *Handbook of Functional MRI Data Analysis*, Cambridge University Press, 2011.
- [7] Emily J. Allen, Ghislain St-Yves, Yihan Wu, et al, "A massive 7T fMRI dataset to bridge cognitive neuroscience and artificial intelligence," %1 *Nature Neuroscience*, 2021.