

K-공간 MRI에서 어텐션 메커니즘을 이용한 알츠하이머병 검출의 개념적 접근법

안헬리나, 김상철

국민대학교

mimili1208@kookmin.ac.kr, sckim7@kookmin.ac.kr

Application of Attention Mechanisms for Alzheimer's Disease Detection in k-space MRI: Conceptual Approach

Belausava Anhelina, Kim Sang-Chul

Kookmin Univ.

요약

현재 치매, 특히 알츠하이머병의 초기 징후를 확인하거나 이미 진행 중인 상태를 모니터링하기 위해 신경학 및 신경외과 분야에서 가장 효과적인 방법으로 MRI 검사를 활용하고 있다. 일반적으로 MRI 결과는 시각적 이미지로 해석할 수 있는데, 딥러닝의 발전으로 치매 뇌와 정상 뇌의 자동 분류 및 예측이 가능해졌다[1]. 현재 주요 동향은 임상가의 주의를 기울일 만한 뇌 영역에 집중하여 attention 메커니즘을 정교화하는 소위 "의사의 시각"에 의해 주도되고 있다. 그러나 재구성된 기존 MRI 이미지의 본질적 기반이 무엇인지 분석하면, 최근 연구 관심사의 또 다른 주제인 주파수 표현, 즉 k-space의 작업에 도달하게 된다. 본 연구에서는 주파수 영역 데이터에 대한 attention 메커니즘을 통합하고 비교하는 방향을 검토하며, 보다 정확한 치매 진단에 대한 가능한 기여를 고찰할 것이다.

I. 서론

K-space는 이미지의 주파수 성분을 인코딩하는 점들로 이루어진 2D 또는 3D 행렬 표현이다. 이러한 주파수는 중심에서 주변으로 이동하면서 저주파와 고주파로 나뉘며, 각각은 전체 구조(global structures) 또는 세부 구조(fine details)를 나타낸다[2]. 따라서 이러한 데이터는 뇌의 해부학적 구조를 직접적으로 저장하지 않으며, 특정 영역에 국한되지 않고 각 요소가 전체 뇌에 대한 정보에 기여한다는 점을 이해해야 한다. 이는 attention 메커니즘을 k-space에 적용할 때의 어려움 중 하나를 나타내며, 이미지에서 잘 학습된 attention은 성능 향상을 위해 종종 ROI(Region of Interest)를 활용한다[3].

그럼에도 불구하고 k-space 데이터에 대한 연구 관심이 급속히 증가하고 있는데, 이러한 현상의 배경에는 몇 가지 핵심적인 요인들이 존재한다. 첫째, 재구성된 MRI 이미지와 비교했을 때, k-space는 역푸리에 변환(Inverse Fourier Transform, IFT) 과정에서 발생할 수 있는 손실 없이 최대한의 정보를 포함한다. 둘째, Sparse Reconstruction of Brain MRI와 같은 연구들은 k-space를 활용함으로써 불완전한 데이터로도 모델을 보다 효율적으로 학습할 가능성을 보여주며, 이는 계산 비용을 줄이는 데에도 기여한다[4][5].

이러한 k-space의 고유한 특성들을 효과적으로 활용하기 위해서는 적절한 분석 방법론이 필요하며, 이 지점에서 attention 메커니즘의 도입이 주목받고 있다[6]. Attention 메커니즘의 핵심 특징은 각 개별 특징의 중요도(weight)를 계산할 수 있다는 것이다[7]. 특히 뇌 MRI 평가에서, 특정 뇌 영역에 주목하면서 결과를 올바르게 해석하는 것이 중요한 의학적 실무와 밀접하게 관련된다. 그러나 앞서 언급했듯이 attention 메커니즘은 이미지, 오디오 등에서 잘 학습되어 있으며[8], 이제 그 효과가 주파수 영역에서도 얼마나 유효한지를 알아보고자 한다.

II. 본론

본 논문에서는 SE(Squeeze-and-Excitation Networks)와 CBAM(Convolutional Block Attention Module)와 같은 attention 메커니즘의 적용을 고려한다. 이들의 선택은 단순한 channel attention과 channel attention과 spatial attention의 조합을 비교한다는 관점에서도 흥미롭다. 채널에만 적용되는 attention은 공간적 의존성을 반영하지 못할 수 있으며, k-space에서는 중심을 기준으로 한 주파수 분포로 이를 고려할 수 있다. 그러나 이것은 여전히 일반적인 해부학적 표현과 일치하지 않으므로 spatial attention의 중요성과 필요성은 실험적으로 확인할 필요가 있다. 특히 k-space 도메인에서 spatial attention이 의미하는 '공간'은 주파수 좌표계 상의 위치를 나타내므로, 기존 영상 기반 모델에서 검증된 spatial attention의 효과가 동일하게 적용될 수 있는지에 대한 체계적 검증이 요구된다.

MRI 자체와 관련하여 잘 알려진 바와 같이, 치매의 가장 뚜렷한 지표는 대뇌 피질(cerebral cortex)의 위축이다[9]. 데이터의 주파수 표현은 시각적 표현을 제공하지 않으므로, 대뇌 피질이 gray matter로서 white matter와 다르다는 사실을 바탕으로, 그 위축에 대한 결론은 대비와 경계의 변화를 기반으로 도출된다. 앞서 언급했듯이 이러한 경계는 높은 주파수(high frequencies)로 표현된다. 이를 통해, 피질의 위축은 k-space에서 high frequencies의 기여와 low frequencies와의 균형 변화를 초래할 것이라고 가정할 수 있다.

이러한 저주파와 고주파 분포의 차이는 attention 메커니즘이 특징 가중치를 결정하는 주요 마커로 작용할 것으로 예상된다. 또한 여기서 중요한 feature의 weight가 실제 생리학적 의미와 어떻게 대응되는지 평가하는 것이 여전히 필수적이다.

III. 결 론

본 연구에서 제안된 방향에 따라 연구의 주요한 어려움과 한계를 다음과 같이 정리할 수 있다.

먼저 주파수 해석 측면에서 k-space 데이터를 어떻게 해석할 것인가의 근본적인 문제가 제기된다. k-space 데이터의 본질적 특성상 이를 오디오 신호 처리 및 시간-주파수(time-frequency) 분석 기법에 가까운 파동적 표현으로 접근할 것인지, 아니면 컴퓨터 비전 및 영상 처리 기법에 가까운 점적(point-like) 표현으로 다룰 것인지에 따라 적용 가능한 어텐션 메커니즘의 설계 방향이 근본적으로 달라진다. 이러한 해석의 차이는 단순히 기술적 선택의 문제를 넘어서 모델의 학습 효율성과 최종 성능에 직접적인 영향을 미치게 된다. 또한 계산 복잡성 관점에서 k-space 데이터를 직접 활용한 학습과 처리 과정은 기존의 재구성된 MRI 영상을 사용하는 방식 대비 현저히 많은 계산 자원과 메모리를 요구할 가능성이 높다[10]. 특히 고해상도 MRI 데이터의 경우 k-space에서의 복소수 연산과 다차원 푸리에 변환 과정에서 발생하는 계산 부하는 실시간 진단 환경에서의 실용성을 제한할 수 있다.

어텐션 메커니즘 적용에 있어서는 공간적 의존성 해석의 복잡성이 중요한 도전 과제로 대두된다. channel attention 메커니즘의 경우 각 채널을 독립적인 주파수 성분으로 해석할 수 있다는 가정 하에 설계되지만, k-space에서의 spatial attention이 다루는 "공간" 개념은 일반적인 해부학적 공간 좌표계와는 본질적으로 다른 주파수 도메인 상의 위치를 의미한다. 이는 기존 영상 기반 딥러닝 모델에서 확립된 공간적 상관관계 해석과 근본적인 차이를 보이므로, k-space 도메인에 특화된 어텐션 메커니즘의 이론적 근거 수립과 체계적 검증이 선행되어야 한다[11]. 더불어 특징 추출의 제한성 측면에서 본 연구는 알츠하이머병의 주요 영상학적 지표인 피질 두께 감소(cortical thinning) 현상을 중심으로 접근했으나, 이러한 단일 지표 중심의 분석은 해마 위축(hippocampal atrophy), 뇌실 확장(ventricular enlargement), 백질 병변(white matter lesions) 등 알츠하이머병에 수반되는 다양한 병리학적 뇌 구조 변화를 종합적으로 반영하지 못할 수 있다는 한계를 내포한다. 이는 궁극적으로 모델의 진단 민감도와 특이도에 영향을 미쳐 임상적 유용성을 제한할 가능성이 있다.

그럼에도 불구하고 k-space 도메인에서의 어텐션 메커니즘 적용은 기존 영상 기반 접근법의 한계를 극복할 수 있는 매우 유망한 연구 방향으로 평가된다. 특히 MRI 신호 획득 과정에서 발생할 수 있는 아티팩트나 노이즈에 대한 강건성 확보, 그리고 영상 재구성 과정에서 손실될 수 있는 미세한 주파수 정보의 보존 측면에서 상당한 이점을 제공할 것으로 기대된다. 따라서 이러한 접근 방식은 향후 정밀 의료 환경에서의 조기 진단 시스템 구축과 임상 현장에서의 실용화를 위한 중요한 기술적 기반이 될 것으로 전망된다.

참 고 문 헌

- [1] Jin, Z., Gong, J., Deng, M., Zheng, P., Li, G. "Deep Learning-Based Diagnosis Algorithm for Alzheimer's Disease," J. Imaging 2024, 10, 333. <https://doi.org/10.3390/jimaging10120333>
- [2] Passigan, P., Ramkumar, V. "Analyzing the Effect of k-Space Features in MRI Classification Models," arXiv:2409.13589v1

[eess.IV] 20 Sep 2024.

- [3] Hossain, M.S., Shahriar, G.M., Syeed, M.M.M. et al. "Region of interest (ROI) selection using vision transformer for automatic analysis using whole slide images," Sci Rep 13, 11314 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-38109-6>
- [4] Du, T., Zhang, Y., Shi, X., Chen, S. "Multiple Slice k-space Deep Learning for Magnetic Resonance Imaging Reconstruction," Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc. 2020 Jul;2020:1564-1567. <https://doi.org/10.1109/embc44109.2020.9175642>
- [5] Du, T., Zhang, H., Li, Y., Pickup, S., Rosen, M., Zhou, R., Song, H. K., & Fan, Y. "Adaptive convolutional neural networks for accelerating magnetic resonance imaging via k-space data interpolation," Medical image analysis 2021, 72, 102098. <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102098>
- [6] Gösche, Erik, "Attention-based networks for brain segmentation in k-space," 2023.
- [7] Hu, J., Shen, L. and Sun, G. "Squeeze-and-Excitation Networks," 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, USA, 2018, pp. 7132-7141. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1709.01507>
- [8] Xie, Y., Yang, B., Guan, Q., Zhang, J., Wu, Q., Xia, Y. "Attention Mechanisms in Medical Image Segmentation: A Survey," 2023. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.17937>
- [9] Nicastro, N., Malpetti, M., Mak, E., et al. "Gray matter changes related to microglial activation in Alzheimer's disease," Neurobiol Aging. 2020;94:236-242. doi:10.1016/j.neurobiolaging.2020.06.010
- [10] Han, Y., Sunwoo, L. and Ye, J. C. " k-Space Deep Learning for Accelerated MRI," in IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 39, no. 2, pp. 377-386, Feb. 2020, <https://doi.org/10.1109/tmi.2019.2927101>
- [11] Gösche, E., Eghbali, R., Knoll, F., & Rauschecker, A.M. (2024). Domain Influence in MRI Medical Image Segmentation: Spatial Versus k-Space Inputs. In Xuanang Xu, Zhiming Cui, Islem Rekik, Xi Ouyang, Kaicong Sun (Eds.), Machine Learning in Medical Imaging (pp. 310-319). Marrakesh, MA: Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-73284-3_31