



Applications of Artificial Intelligence in MR Image Acquisition and Reconstruction

MRI 신호획득과 영상재구성에서의 인공지능 적용

Junghwa Kang, MS , Yoonho Nam, PhD*

Division of Biomedical Engineering, Hankuk University of Foreign Studies, Yongin, Korea

ORCID iDs

Junghwa Kang <https://orcid.org/0000-0003-4923-8338>

Yoonho Nam <https://orcid.org/0000-0003-2149-0072>

Received November 14, 2022

Revised November 22, 2022

Accepted November 23, 2022

*Corresponding author

Yoonho Nam, PhD
Division of Biomedical Engineering,
Hankuk University
of Foreign Studies,
81 Oedae-ro, Mohyeon-eup,
Cheoin-gu, Yongin 17035, Korea.

Tel 82-31-330-4627

Fax 82-31-330-4566

E-mail yoonhonam@hufs.ac.kr

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Recently, artificial intelligence (AI) technology has shown potential clinical utility in a wide range of MRI fields. In particular, AI models for improving the efficiency of the image acquisition process and the quality of reconstructed images are being actively developed by the MR research community. AI is expected to further reduce acquisition times in various MRI protocols used in clinical practice when compared to current parallel imaging techniques. Additionally, AI can help with tasks such as planning, parameter optimization, artifact reduction, and quality assessment. Furthermore, AI is being actively applied to automate MR image analysis such as image registration, segmentation, and object detection. For this reason, it is important to consider the effects of protocols or devices in MR image analysis. In this review article, we briefly introduced issues related to AI application of MR image acquisition and reconstruction.

Index terms Magnetic Resonance Imaging; Artificial Intelligence; Deep Learning; Medical Image Processing; Image Reconstruction

서론

자기공명영상(이하 MRI)은 Bloch (1)와 Purcell 등(2)에 의해 1940년대에 정립된 핵자기공명현상을 이용한 인체 내부 영상장치로 1970년대에 Lauterbur (3)와 Mansfield와 Maudsley (4)에 의해 고안되었다. 이후 MRI는 1980년대부터 본격적인 상업화가 진행되어 현재는 임상현장에서 매우 중요한 역할을 담당하고 있다. 임상에서 MRI는 대체로 3 Tesla 이하 세기의 자기장과 라디오파수 대역의 전자기파를 활용하여 기존 인체 내부 영상장치와 차별화되는 다양한 정보를 높은 해상도로 제공해 줄 수 있는 장점을 가지고 있다. 이는 MRI가 영상을 획득하는 단계에서 적용되는 자기장과 전자기파의 다양한 조합에 의해 인체 내부의 서로 다른 여러 특징들을 강조하는 영상을

만들어 낼 수 있기 때문이다(5, 6). 간단히 요약하면, 세 개의 축에 대한 경사자장(G_x , G_y , G_z)과 전자기파(radio frequency; 이하 RF)의 세기를 시간에 따라 어떠한 양상으로 적용하는가에 의해 자기공명영상을 통해 강조될 수 있는 인체 내부의 물성은 달라질 수 있다. MRI는 영상획득과정의 자유도가 높고 강조할 수 있는 인체 내부의 물성에 대한 특성이 매우 다양하지만, 그로 인하여 영상획득의 과정에 대한 이해 및 획득한 영상에 대한 해석이 다소 복잡한 편이다. 또한, 강조하고자 하는 물성과 해상도 등에 따라 차이가 크지만, 대체로 다른 영상장비에 비해 비교적 긴 영상획득 시간을 필요로 한다. 상대적으로 긴 영상획득시간으로 인하여, 얻게 되는 영상의 품질이 영상획득 과정에서 발생할 수 있는 다양한 인체 내부 및 외부 요인의 영향에 민감한 측면도 있다. 뿐만 아니라, 일반적인 MRI 검사는 서로 다른 여러 프로토콜을 활용하여 복수의 서로 다른 물성을 강조하는 영상을 얻게 되어 영상검사로부터 얻어지는 영상의 종류와 수가 많아 영상의 분석에 요구되는 전문성, 복잡성, 시간 등의 비용이 큰 편이다.

최근 딥러닝(7)을 중심으로 하는 인공지능기술의 발전은 MRI에서의 영상획득과정과 획득한 MRI 영상의 분석과정에 있어서도 매우 큰 영향을 주고 있다(8-12). 영상의 품질저하를 최소로 하면서 영상획득시간을 단축시키고자 하는 기술은 MRI가 소개된 이래 꾸준한 발전을 이루어 오고 있으며, 실제 임상에서 활용하는 MRI 장비에서도 이미 다양한 가속화 기술들이 적용되어 오고 있다. 그러나, 기존의 가속화 기술들의 효율은 대부분 하드웨어의 성능에 의존적이며, 여전히 MRI의 영상획득시간의 단축에 대한 요구가 크다. 최근 인공지능기술이 MRI 영상의 복원과정에 활발하게 적용됨에 따라, 추가적인 장비의 도움 없이도 MRI의 영상획득시간을 의미 있게 단축시킬 수 있을 것으로 기대를 모으고 있다. 뿐만 아니라, 인공지능기술의 적용을 통해 프로토콜의 최적화, 인공물의 감소, 영상품질의 자동평가 등의 분야에서도 도움을 줄 수 있을 것으로 보인다. 또한, 인공지능기술은 MRI로부터 얻어진 고차원의 영상데이터의 객관적이고 정량적인 분석에 필요한 영상의 정합, 분할, 객체 검출 등과 같이 임상적인 필요성은 크지만 판독자나 연구자가 직접 수행하기에는 효율성이 떨어지는 영상분석의 영역에 있어서도 기존에 제시되어오던 자동화 또는 반자동화 방법들에 비해 상대적으로 나은 성능 및 빠른 처리속도를 보여주고 있다. 그러나 MRI는 같은 물성을 강조하는 영상이라고 하더라도 프로토콜 및 장비에 의한 영향이 매우 다양한 측면으로 반영되기 때문에, 인공지능을 이용한 영상분석기술이 범용성을 가지게 하는 것은 어려운 문제이다. 따라서, 이러한 차이를 고려하거나 줄여줄 수 있는 정규화기법에 대한 요구가 커지고 있으며 이와 관련된 연구들도 활발히 진행되고 있다.

본 종설에서는 MRI 영상의 획득 과정에서 최근 인공지능기술들이 적용되고 있는 분야들을 소개하고, 해당 분야에서 인공지능기술을 개발 및 적용과 관련된 현안들에 대해 소개하고자 한다.

MRI 영상획득 과정 및 기존 가속화 방법

MRI에서 영상을 복원할 수 있는 소스데이터(k-space data)를 수집하는 과정에서는 일반적으로 원하는 영상의 공간해상도에 비례하는 횡수로 반복해야 되는 영상정보의 부호화 과정(spatial encoding)이 필요하다(13). MRI의 반복시간(repetition time; 이하 TR)은 강조하고자 하는 인체 내

부의 물성에 의해 결정되며, 공간해상도 및 TR에 비례하여 영상의 전체 획득시간이 결정된다. 만약, TR이 30 ms이고 256×256 의 해상도를 가지는 단면을 20개를 얻고자 한다면 총 영상획득시간은 기본적으로 대략적으로 $30 \times 256 \times 20 = 153600 \text{ ms} = 153.6 \text{ s}$ 로 결정이 된다. TR이 길거나, 높은 공간해상도를 요구하는 검사는 보다 긴 영상획득시간이 필요할 것이다.

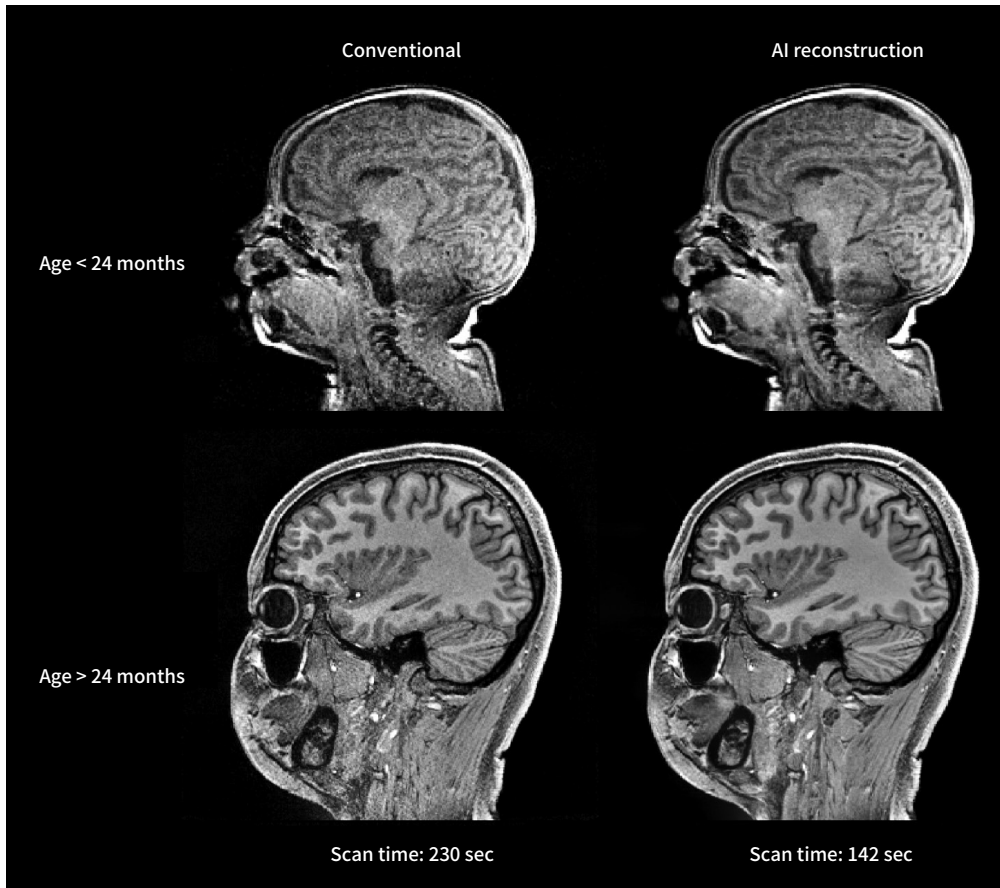
기존의 영상가속화기법은 주로 단일 TR 동안 여러 개의 영상정보 부호화를 동시에 진행하거나, 불충분한 영상정보 부호화를 진행한 후에 얻지 않은 정보를 수학적 모형을 기반으로 추정하는 방식으로 이루어져 왔다. 병렬영상(parallel imaging)기법(14-18)은 대표적인 MRI의 영상획득시간 단축기법으로 서로 다른 수신특성을 가지는 여러 개의 수신 코일들을 활용하여, 단일 TR에 여러 개의 영상정보 부호화를 동시에 진행하는 효과를 줄 수 있다. 병렬영상기법은 이론적으로 잘 정립된 가속화기법으로 많은 MR 영상검사에서 유용하게 활용되어 오고 있다. 그러나, 병렬영상기법으로 단축할 수 있는 획득시간은 신호수신에 사용하는 코일과 같은 하드웨어의 성능에 의존하여 정해지게 된다. 영상 종류에 따라 편차가 있지만, 대개는 2-4배 정도의 영상획득시간 단축이 병렬영상기법을 통해 가능하다.

압축센싱(compressed sensing) 기법(14, 16, 17)은 주로 2000년대 이후부터 MRI 분야에서 적용되기 시작한 가속화기법으로, 병렬영상기법과는 달리 MRI 신호의 희소성(sparsity) 특징을 활용하여 불충분한 부호화정보로부터 영상을 복원하는 기법이다. 만약 수학적으로 정의되는 어떤 공간(예: 영상공간, 시간공간, 주파수공간, 웨이블릿 공간 등)에서 희소성을 가질 수 있는 영상데이터라면 압축센싱기법이 적용되어 보다 적은 부호화 과정을 통해서도 손실이 적은 영상을 복원해 낼 수 있다. 따라서, 압축센싱기법은 병렬영상기법을 적용하기에 적합한 수신코일이 없는 경우에도 활용이 가능하며, 병렬영상기법과 함께 활용하여 보다 높은 정도의 가속화를 달성할 수도 있다. 그러나, 압축센싱기법은 반복적인 탐색과정을 포함하는 연산을 통해 복원이 이루어지기 때문에 병렬연산장비를 활용하는 경우에도 3차원 영상의 경우 수 분이 걸릴 정도로 비교적 긴 영상복원시간이 필요한 편이다. 최근에는 그래픽처리장치(graphics processing unit)와 같은 병렬연산 장치의 성능이 빠르게 향상되어 복원시간과 관련된 문제들이 점차 줄어들고 있다.

MRI 영상획득 과정에서의 인공지능의 적용 분야

2010년대 중반 이후부터 딥러닝을 기반으로 하는 인공지능기술은 의료영상데이터의 획득 및 복원 단계에서도 활발하게 적용되고 있다(19-23). MRI 분야에서도 주로 가속화기법을 중심으로 인공지능기술의 적용에 대한 많은 연구개발이 이루어지고 있다(23-26). 인공지능기술의 적용은 수신코일과 같은 추가적인 장비의 도움 없이도 보다 높은 가속화 정도를 달성할 수 있는 가능성을 보여주고 있다. 뿐만 아니라, 인공지능기술의 경우 대부분 모델을 학습시키는 데에는 많은 시간이 들지만 학습된 모델을 활용할 때에는 반복적인 탐색과정 없이 빠른 연산이 가능하여 가속화 영상 복원시간도 매우 빠른 장점이 있다. Fig. 1은 서로 다른 연령대의 두 명의 영유아 피험자들로부터 얻은 고해상도의 삼차원 T1 강조영상에 인공지능기술을 적용한 결과를 보여준다(27). 왼쪽은 기존 병렬영상기법을 적용해 약 230초의 획득시간으로 얻어진 데이터로부터 복원한 결과이고, 오른쪽

Fig. 1. Examples of conventional accelerated MR and AI-reconstructed MR images.
AI = artificial intelligence



족은 가속화를 더 진행하여 약 142초의 획득시간으로 보다 적게 얻어진 데이터로부터 인공지능기술을 적용하여 복원한 결과이다. 대체로 기존의 가속화기법과 비교하였을 때 최근의 인공지능기술들은 약 25%~50% 정도의 추가적인 영상획득시간의 단축을 영상품질의 저하를 무시할 만한 수준에서 달성할 수 있음을 보여주고 있다(28-30). 2019년과 2020년 두 차례에 걸쳐 Facebook과 NYU를 통해 진행되었던 Fast MRI challenge (31, 32)에서는 각각 무릎과 신경에서 주로 얻는 임상 프로토콜들에 대한 대규모의 소스데이터를 기반으로 4배 및 8배 가속화에 대한 평가가 이루어졌으며, 상위팀들의 결과 영상을 통해서도 인공지능기술을 적용하였을 때 기존 가속화방법 대비 50% 정도까지의 추가적인 가속화는 심사에 참여한 영상의학과 전문의들로부터 받아들여질 만한 수준으로 여겨졌다.

MRI 영상획득과정에서 인공지능을 이용한 가속화는 단일 영상을 얻을 때에 개별적으로 적용되는 것에 그치지 않고, 다수의 영상을 효율적으로 얻는 데에도 적용되어 전체 영상획득시간을 줄이는 데에 도움을 줄 것으로 보인다(33-35). 정량적인 MRI는 일반적으로 보다 많은 영상들을 얻음으로써 정확도를 높일 수가 있다. 예를 들어, 확산텐서영상의 분석을 위해서는 보다 많은 방향 및 보다 많은 b값을 가진 영상데이터들을 얻는 것이 권장되고, T1 이완시간측정을 더욱 정확하게 하기 위해서는 보다 많은 반전시간에 대한 영상데이터를 얻는 것이 권장된다. 최근의 연구들은 인공지능

기술의 적용을 통해 불충분한 수의 영상데이터들로부터 보다 정확한 정량화를 할 수 있는 가능성을 보여주고 있다. 또한, 다중대조도 영상을 얻는 검사에서 일부 검사의 잡음 또는 왜곡이 심하거나 누락된 경우에 나머지 대조도 영상들의 정보를 활용하여 이를 추정하여 복원하는 데에도 인공지능 기술이 적용되고 있다(36). 예를 들어 누락된 FLAIR 영상을 실제로 얻어진 T1, T2 강조영상 등을 활용하여 복원하고자 할 때에 딥러닝 기반의 모델을 활용하는 경우 기존의 MR 물리 기반의 수학적 모델로 도출한 결과보다 실제 FLAIR에 보다 가까운 결과를 보여주었다(37, 38). 저용량의 조영제를 투여한 MRI 영상으로부터 인공지능기술의 적용을 통해 고용량의 조영제를 투여한 MRI 영상의 합성 가능성을 보여준 연구들은 조영제의 사용량을 줄일 수 있는 방법으로 관심을 받고 있다(39, 40).

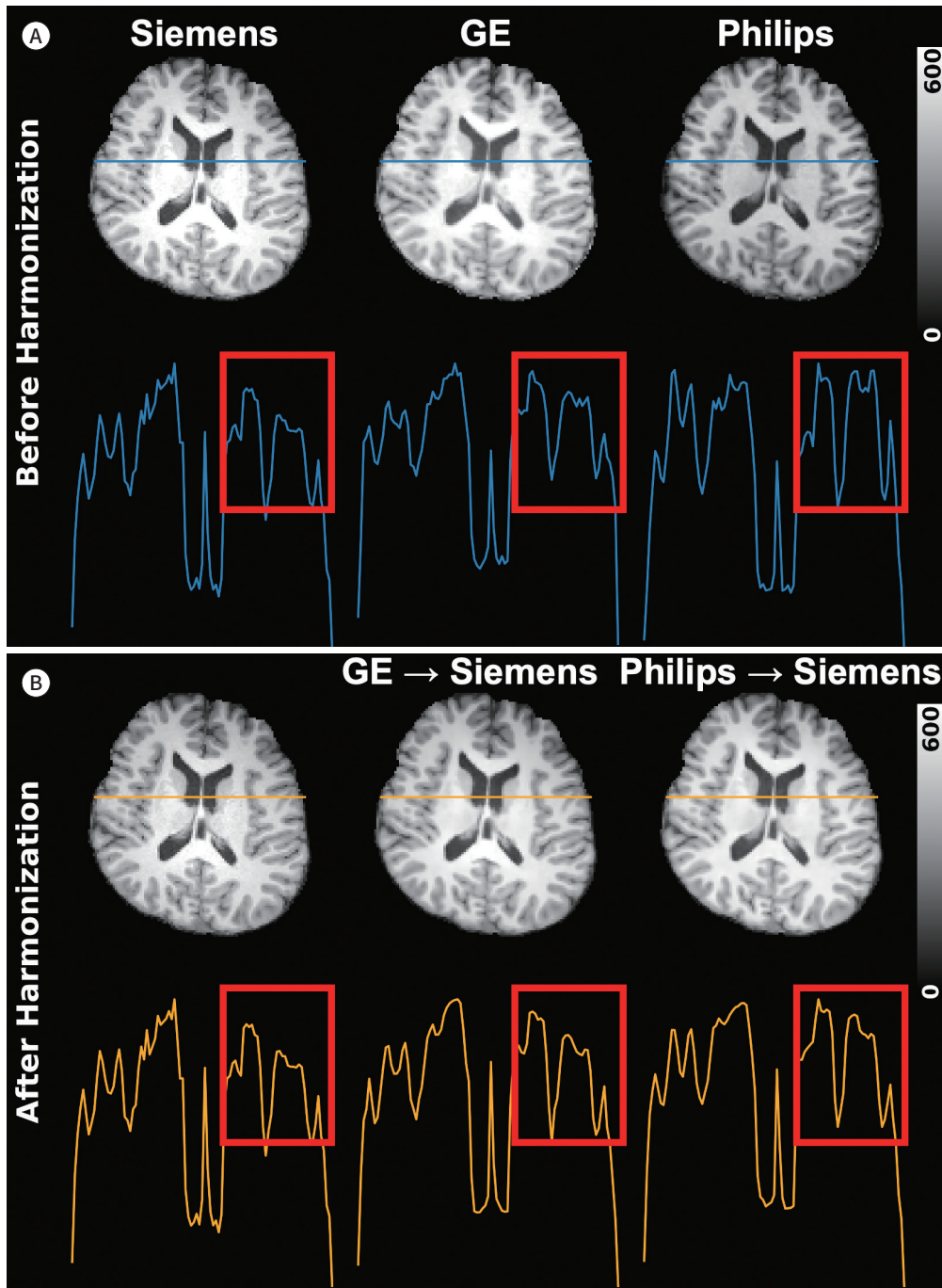
실제로 얻어진 MRI 영상을 기반으로 하여 가상의 CT 영상과 같이 다른 원리를 활용하는 장비의 영상을 합성하는 데에 인공지능기술이 적용되기도 한다. 서로 다른 장비로부터 얻어지는 의료 영상은 두 데이터 간의 인과관계가 불충분할 수 있어 활용에 보다 주의가 필요하지만, PET 영상 데이터의 감쇠보정과 같이 제한적인 용도로 활용되는 경우 유용할 수 있다. 이와 관련된 연구의 결과들은 PET 영상의 감쇠보정에 있어 MRI 영상으로부터 인공지능기술을 통해 합성된 가상의 CT 영상을 사용하는 것이 MRI 영상을 감쇠보정에 직접 사용하는 것에 비해 장점을 가질 수 있음을 보여주고 있다(41, 42).

최근에는 불충분하게 얻어진 데이터로부터 영상을 복원하는 과정뿐만 아니라, 영상복원을 위한 생체신호를 생성하고 기록하는 단계, 즉 경사자장(Gx, Gy, Gz)과 전자기파(RF)의 세기를 시간에 따라 어떤 방식으로 가하여 줄 것인지를 결정하는 MRI 펄스시퀀스 디자인과정에서도 인공지능 기술이 적용되고 있다(43-45). 펄스시퀀스의 디자인은 인체 내부의 어떤 물성을 강조하게 만들 것인가를 결정할 수도 있고, 특정 물성을 강조하고자 할 때에 하드웨어의 사양 및 인체에 대한 안전성 등 주어진 제약조건 내에서 보다 효율적인 영상정보의 부호화 방법을 제안해 줄 수도 있다. 펄스시퀀스 분야는 현재까지 인공지능기술을 적용한 연구가 상대적으로 부족한 편이지만, 앞으로 새로운 영상기법 및 보다 효율적인 부호화 방법 등을 제시해 줄 수 있는 높은 잠재성을 가지고 있다. 또한, MR fingerprinting (46, 47)과 같이 최근에 소개된 인체 내부 물성에 대한 정량적인 영상기법도 인공지능기술을 적용하여 임상적 유용성을 높일 수 있을 것으로 기대된다(48, 49).

MRI는 동일한 인체 내부의 물성을 강조하는 영상이라고 하더라도 장비의 종류, 프로토콜의 각종 변수들, 가속화의 정도 및 복원에 활용한 신호처리방법, 영상획득과정에서의 피험자 내부 및 외부 환경 등의 영향이 매우 복잡하고 다양한 방식으로 반영된다. 따라서, MRI 영상을 통한 범주 분류, 영역분할, 객체검출 등의 인공지능 기반의 분석모델의 개발에 있어 범용성을 높이는 것이 상대적으로 어려운 편이다. 이와 관련하여 장비 및 프로토콜로 인한 영상차이를 줄여줄 수 있는 변환(50-52), 영상획득과정에서의 방해요인 및 왜곡정도의 자동화된 평가(53-55) 등에 있어서도 인공지능기술이 활발하게 적용되고 있다. Fig. 2는 서로 다른 제조회사 장비로부터 얻은 같은 사람의 MRI 영상의 신호분포를 인공지능기반의 후처리과정을 통해서 harmonization을 진행한 결과를 보여준다.

Fig. 2. Artificial intelligence-based harmonization of MR images obtained from different vendors.

A, B. After applying the harmonization with reference to the Siemens image, it can be seen that the differences seen in the line profiles from different scanners of the same subject are mitigated.



MRI 영상획득과 관련 인공지능 모델의 개발 및 활용

MRI 영상의 획득과 관련해서 적용되고 있는 대부분의 인공지능기반의 모델들은 입력에 대한 비선형적인 출력특성을 가지고 있기 때문에 안정성에 대한 주의가 필요할 수 있다. 인공지능기반

의 영상재구성이 잘못된 동작을 하여 얻어진 결과는 영상품질이 전반적으로 저하가 되어 판독자가 이를 쉽게 인지할 수 있는 경우도 있는 반면에, 잘못된 동작의 결과가 판독자가 인지가 어려운 경우도 종종 있을 수 있다. 딥러닝 기반의 영상 분류 또는 생성 모델들은 미세한 규모의 적대적인 공격에도 취약한 반응을 보일 수 있음이 알려져 있다(56, 57). FastMRI challenge의 테스트 과정에서도 이러한 사례들이 다수의 참가팀들의 결과로부터 확인될 수 있었다(32, 58). 인공지능을 통해 재구성된 영상에는 실제로 존재하지 않는 구조물이 생성이 될 수 있는데, 이를 재구성 영상에서의 환각(hallucination)이라고 얘기하며 특히 주의가 필요하다(58). 기존의 병렬영상기법의 경우에는 과도한 가속화로 인해 존재하는 인공물을 관찰자가 배경지식을 통해 비교적 쉽게 인지할 수 있는 반면에, 인공지능을 통해 생성된 인공물은 실제 구조물과 구분이 어려울 수도 있어 개발 과정에서 물리적인 법칙 및 실제로 획득한 데이터로부터 얻어질 수 있는 정보들을 최대한 반영할 수 있게 하는 것이 중요하다. 인공지능모델을 통한 재구성 결과의 불확실성의 정도를 추정하여 함께 제시해 주는 것도 도움이 될 수 있을 것이다(59).

MRI는 다른 영상재구성 분야에 비해 큰 규모의 데이터를 수집하는 것이 상대적으로 어려운 편이다. 재구성이 완료된 다이콤포영상의 경우 상대적으로 큰 규모의 데이터들이 인공지능모델의 연구 및 개발을 위해 구축이 되고 있는 편이지만, 영상재구성과정에서 핵심이 될 수 있는 낮은 단계의 소스데이터는 큰 규모로 구축된 공개데이터는 아직은 부족한 편이다. 최근의 MRI 장비들은 수십 채널 이상의 수신코일을 통해 생체신호를 기록하여 신호획득단계에서 발생하는 소스데이터는 용량이 매우 커서 별도의 보관이 현실적으로 어려우며 판독을 위한 영상을 만든 후에 폐기되는 것이 일반적이다. 최근에는 fastMRI challenge 등을 통해 소위 케이공간(k-space) 데이터로 불리는 MRI의 소스데이터가 지금까지 소개된 데이터들 중에서는 가장 큰 규모로 공개되어 이를 바탕으로 한 연구개발에 도움을 주고 있으나(60), 아직은 무릎과 신경 영상의 일부 프로토콜에 대해서만 제한적으로 공개되고 있는 상황이다. 최근에는 대규모의 학습용 데이터를 활용하지 않고, 적용을 위한 데이터로부터 직접 복원영상의 품질을 개선할 수 있는 인공지능기반의 방법들도 소개되어 제한된 규모의 데이터를 통한 학습의 어려움 및 이로 인한 과적합 등의 문제를 피할 수 있는 방법으로 관심을 받고 있다(61-64).

압축센싱기법이 MRI 영상재구성 분야에 소개된 후 실질적인 활용이 이루어지기까지 걸린 시간과 비교하였을 때, 인공지능기반의 영상재구성기법은 상대적으로 빠른 속도로 상용화가 진행되고 있다. 현재 인공지능기반의 영상재구성방법은 주요 MRI 제조회사들을 중심으로 각 제조사의 프로토콜에서 활용할 수 있는 방식으로 빠르게 개발되어 제품화가 진행되고 있다. 또한, 사용하는 MRI의 제조사에 관계없이 기존 장비에서 추가적인 가속화를 통해 저품질로 복원된 다이콤포 영상 데이터를 입력으로 하여 인공지능기반의 고품질의 영상으로 재구성해 줄 수 있는 제품들도 활용을 위한 허가를 받고 시장에 소개되고 있다. 이러한 제품들의 개발단계에서는 주로 peak signal-to-noise ratio (PSNR)나 structural similarity index measure (SSIM)과 같은 영상데이터로부터 직접적으로 계산되는 정량적인 지표들을 기반으로 인공지능모델의 성능이 평가되고 있으나(32), 이는 판독에서의 유용성을 평가하는 직접적인 지표라고 할 수 없어 한계가 있다. 따라서, 인공지능기반의 영상재구성모델의 성능을 적절하게 평가하기 위해서는 진단에서의 가치를 확인할 수

있는 보다 직접적인 지표들이 함께 고려될 필요가 있다.

결론

MRI의 영상을 얻는 단계에서 인공지능은 펄스시퀀스의 디자인, 영상획득의 가속화, 영상의 합성, 영상의 표준화 및 품질평가 등의 분야에서 매우 활발하게 연구 및 개발이 진행되고 있으며, 이를 통해 영상획득에 들이는 시간 대비 판독에 사용하게 되는 영상의 품질을 향상시켜 MRI 검사의 비용을 감소시키는 데에 기여할 것으로 기대된다. 인공지능기반의 모델의 개발 및 활용에 있어 범용성, 안정성, 불확실성 등에 주의가 필요하지만, 기존의 의학물리 기반의 방법들과 함께 적용되었을 때에 해당 분야의 발전을 가속시킬 수 있는 잠재력이 크다고 보여진다. 이를 위해서는 임상현장과의 적극적인 소통을 통한 개발이 중요하며, 영상획득과정의 연구개발에 활용할 수 있는 다양성을 갖춘 대규모의 소스데이터의 구축이 필요하다.

Author Contributions

Conceptualization, N.Y.; formal analysis, all authors; funding acquisition, N.Y.; investigation, all authors; methodology, N.Y.; writing—original draft, all authors; and writing—review & editing, all authors.

Conflicts of Interest

The authors have no potential conflicts of interest to disclose.

Funding

This work was supported by a Korea Medical Device Development Fund grant funded by the Korea government (the Ministry of Science and ICT, the Ministry of Trade, Industry and Energy, the Ministry of Health & Welfare, the Ministry of Food and Drug Safety) (project number KMDF_PR_20200901_0062, 9991006735).

Acknowledgments

Thanks to Dr. Woojin Jung and Gawon Lee for providing images related to acceleration and harmonization, respectively.

REFERENCES

1. Bloch F. Nuclear induction. *Phys Rev* 1946;70:460-474
2. Purcell EM, Torrey HC, Pound RV. Resonance absorption by nuclear magnetic moments in a solid. *Phys Rev* 1946;69:37-38
3. Lauterbur PC. Image formation by induced local interactions. Examples employing nuclear magnetic resonance. *Nature* 1973;242:190-191
4. Mansfield P, Maudsley AA. Medical imaging by NMR. *Br J Radiol* 1977;50:188-194
5. Bernstein MA, King KF, Zhou XJ. *Handbook of MRI pulse sequences*. Burlington, MA: Elsevier 2004
6. Liang ZP, Lauterbur PC. *Principles of magnetic resonance imaging*. Bellingham: SPIE Optical Engineering Press Bellingham 2000
7. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature* 2015;521:436-444
8. Lin DJ, Johnson PM, Knoll F, Lui YW. Artificial intelligence for MR image reconstruction: an overview for clinicians. *J Magn Reson Imaging* 2021;53:1015-1028
9. Wang T, Lei Y, Fu Y, Wynne JF, Curran WJ, Liu T, et al. A review on medical imaging synthesis using deep learning and its clinical applications. *J Appl Clin Med Phys* 2021;22:11-36

10. Choi KS, Sunwoo L. Artificial intelligence in neuroimaging: clinical applications. *Investig Magn Reson Imaging* 2022;26:1-9
11. Lundervold AS, Lundervold A. An overview of deep learning in medical imaging focusing on MRI. *Z Med Phys* 2019;29:102-127
12. Wang G, Ye JC, De Man B. Deep learning for tomographic image reconstruction. *Nat Mach Intell* 2020;2:737-748
13. Brown RW, Cheng YCN, Haacke EM, Thompson MR, Venkatesan R. *Magnetic resonance imaging: physical principles and sequence design*. 2nd ed. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons 2014
14. Griswold MA, Jakob PM, Heidemann RM, Nittka M, Jellus V, Wang J, et al. Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA). *Magn Reson Med* 2002;47:1202-1210
15. Pruessmann KP, Weiger M, Scheidegger MB, Boesiger P. SENSE: sensitivity encoding for fast MRI. *Magn Reson Med* 1999;42:952-962
16. Deshmane A, Gulani V, Griswold MA, Seiberlich N. Parallel MR imaging. *J Magn Reson Imaging* 2012;36:55-72
17. Blaimer M, Breuer F, Mueller M, Heidemann RM, Griswold MA, Jakob PM. SMASH, SENSE, PILS, GRAPPA: how to choose the optimal method. *Top Magn Reson Imaging* 2004;15:223-236
18. Sodickson DK, Manning WJ. Simultaneous acquisition of spatial harmonics (SMASH): fast imaging with radiofrequency coil arrays. *Magn Reson Med* 1997;38:591-603
19. Wang G, Ye JC, Mueller K, Fessler JA. Image reconstruction is a new frontier of machine learning. *IEEE Trans Med Imaging* 2018;37:1289-1296
20. Razzak MI, Naz S, Zaib A. *Deep learning for medical image processing: overview, challenges and the future*. In Dey N, Ashour A, Borra S, eds. *Classification in BioApps*. Cham: Springer 2018:323-350
21. Jin KH, McCann MT, Froustey E, Unser M. Deep convolutional neural network for inverse problems in imaging. *IEEE Trans Image Process* 2017;26:4509-4522
22. Zhu B, Liu JZ, Cauley SF, Rosen BR, Rosen MS. Image reconstruction by domain-transform manifold learning. *Nature* 2018;555:487-492
23. Lee D, Lee J, Ko J, Yoon J, Ryu K, Nam Y. Deep learning in MR image processing. *Investig Magn Reson Imaging* 2019;23:81-99
24. Wang S, Su Z, Ying L, Peng X, Zhu S, Liang F, et al. Accelerating magnetic resonance imaging via deep learning. Proceedings of the 2016 IEEE 13th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2016); 2016 Apr 13-16; Prague, Czech Republic: IEEE; 2016:514-517
25. Lee D, Yoo J, Tak S, Ye JC. Deep residual learning for accelerated MRI using magnitude and phase networks. *IEEE Trans Biomed Eng* 2018;65:1985-1995
26. Knoll F, Hammernik K, Zhang C, Moeller S, Pock T, Sodickson DK, et al. Deep-learning methods for parallel magnetic resonance imaging reconstruction: a survey of the current approaches, trends, and issues. *IEEE Signal Process Mag* 2020;37:128-140
27. Jung W, Kim J, Ko J, Jeong G, Kim HG. Highly accelerated 3D MPRAGE using deep neural network-based reconstruction for brain imaging in children and young adults. *Eur Radiol* 2022;32:5468-5479
28. Eo T, Jun Y, Kim T, Jang J, Lee HJ, Hwang D. KIKI-net: cross-domain convolutional neural networks for reconstructing undersampled magnetic resonance images. *Magn Reson Med* 2018;80:2188-2201
29. Hammernik K, Klatzer T, Kobler E, Recht MP, Sodickson DK, Pock T, et al. Learning a variational network for reconstruction of accelerated MRI data. *Magn Reson Med* 2018;79:3055-3071
30. Han Y, Sunwoo L, Ye JC. k-space deep learning for accelerated MRI. *IEEE Trans Med Imaging* 2020;39:377-386
31. Knoll F, Murrell T, Sriram A, Yakubova N, Zbontar J, Rabbat M, et al. Advancing machine learning for MR image reconstruction with an open competition: overview of the 2019 fastMRI challenge. *Magn Reson Med* 2020;84:3054-3070
32. Muckley MJ, Riemenschneider B, Radmanesh A, Kim S, Jeong G, Ko J, et al. Results of the 2020 fastMRI challenge for machine learning MR image reconstruction. *IEEE Trans Med Imaging* 2021;40:2306-2317
33. Park J, Jung W, Choi EJ, Oh SH, Jang J, Shin D, et al. DIFFnet: diffusion parameter mapping network generalized for input diffusion gradient schemes and b-value. *IEEE Trans Med Imaging* 2022;41:491-499
34. Haskell MW, Cauley SF, Bilgic B, Hossbach J, Splittthoff DN, Pfeuffer J, et al. Network accelerated motion estimation and reduction (NAMER): convolutional neural network guided retrospective motion correction using a separable motion model. *Magn Reson Med* 2019;82:1452-1461
35. Feng L, Ma D, Liu F. Rapid MR relaxometry using deep learning: an overview of current techniques and emerg-

- ing trends. *NMR Biomed* 2022;35:e4416
36. Lee D, Moon WJ, Ye JC. Assessing the importance of magnetic resonance contrasts using collaborative generative adversarial networks. *Nat Mach Intell* 2020;2:34-42
 37. Ryu K, Nam Y, Gho SM, Jang J, Lee HJ, Cha J, et al. Data-driven synthetic MRI FLAIR artifact correction via deep neural network. *J Magn Reson Imaging* 2019;50:1413-1423
 38. Ryu KH, Baek HJ, Gho SM, Ryu K, Kim DH, Park SE, et al. Validation of deep learning-based artifact correction on synthetic FLAIR images in a different scanning environment. *J Clin Med* 2020;9:364
 39. Gong E, Pauly JM, Wintermark M, Zaharchuk G. Deep learning enables reduced gadolinium dose for contrast-enhanced brain MRI. *J Magn Reson Imaging* 2018;48:330-340
 40. Pasumarthi S, Tamir JI, Christensen S, Zaharchuk G, Zhang T, Gong E. A generic deep learning model for reduced gadolinium dose in contrast-enhanced brain MRI. *Magn Reson Med* 2021;86:1687-1700
 41. Liu F, Jang H, Kijowski R, Bradshaw T, McMillan AB. Deep learning MR imaging-based attenuation correction for PET/MR imaging. *Radiology* 2018;286:676-684
 42. Leynes AP, Yang J, Wiesinger F, Kaushik SS, Shanbhag DD, Seo Y, et al. Zero-echo-time and Dixon deep pseudo-CT (ZeDD CT): direct generation of pseudo-CT images for pelvic PET/MRI attenuation correction using deep convolutional neural networks with multiparametric MRI. *J Nucl Med* 2018;59:852-858
 43. Shin D, Kim Y, Oh C, An H, Park J, Kim J, et al. Deep reinforcement learning-designed radiofrequency waveform in MRI. *Nat Mach Intell* 2021;3:985-994
 44. Gezelter JD, Freeman R. Use of neural networks to design shaped radiofrequency pulses. *J Magn Reson* (1969) 1990;90:397-404
 45. Vinding MS, Skyum B, Sangill R, Lund TE. Ultrafast (milliseconds), multidimensional RF pulse design with deep learning. *Magn Reson Med* 2019;82:586-599
 46. Ma D, Gulani V, Seiberlich N, Liu K, Sunshine JL, Duerk JL, et al. Magnetic resonance fingerprinting. *Nature* 2013;495:187-192
 47. Bipin Mehta B, Coppo S, Frances McGivney D, Ian Hamilton J, Chen Y, Jiang Y, et al. Magnetic resonance fingerprinting: a technical review. *Magn Reson Med* 2019;81:25-46
 48. Hoppe E, Körzdörfer G, Würfl T, Wetzl J, Lugauer F, Pfeuffer J, et al. Deep learning for magnetic resonance fingerprinting: a new approach for predicting quantitative parameter values from time series. *Stud Health Technol Inform* 2017;243:202-206
 49. Fang Z, Chen Y, Liu M, Xiang L, Zhang Q, Wang Q, et al. Deep learning for fast and spatially constrained tissue quantification from highly accelerated data in magnetic resonance fingerprinting. *IEEE Trans Med Imaging* 2019;38:2364-2374
 50. Moyer D, Ver Steeg G, Tax CMW, Thompson PM. Scanner invariant representations for diffusion MRI harmonization. *Magn Reson Med* 2020;84:2174-2189
 51. Guan H, Liu Y, Yang E, Yap PT, Shen D, Liu M. Multi-site MRI harmonization via attention-guided deep domain adaptation for brain disorder identification. *Med Image Anal* 2021;71:102076
 52. Dewey BE, Zhao C, Reinhold JC, Carass A, Fitzgerald KC, Sotirchos ES, et al. DeepHarmony: a deep learning approach to contrast harmonization across scanner changes. *Magn Reson Imaging* 2019;64:160-170
 53. Küstner T, Gatidis S, Liebgott A, Schwartz M, Mauch L, Martirosian P, et al. A machine-learning framework for automatic reference-free quality assessment in MRI. *Magn Reson Imaging* 2018;53:134-147
 54. Largent A, Kapse K, Barnett SD, De Asis-Cruz J, Whitehead M, Murnick J, et al. Image quality assessment of fetal brain MRI using multi - instance deep learning methods. *J Magn Reson Imaging* 2021;54:818-829
 55. Piccini D, Demesmaeker R, Heerfordt J, Yerly J, Di Sopra L, Masci PG, et al. Deep learning to automate reference-free image quality assessment of whole-heart MR images. *Radiol Artif Intell* 2020;2:e190123
 56. Ma X, Niu Y, Gu L, Wang Y, Zhao Y, Bailey J, et al. Understanding adversarial attacks on deep learning based medical image analysis systems. *Pattern Recognit* 2021;110:107332
 57. Madry A, Makelov A, Schmidt L, Tsipras D, Vladu A. Towards deep learning models resistant to adversarial attacks. arXiv [Preprint]. 2017 [cited October 30, 2022]. Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.06083>
 58. Antun V, Renna F, Poon C, Adcock B, Hansen AC. On instabilities of deep learning in image reconstruction and the potential costs of AI. *Proc Natl Acad Sci U S A* 2020;117:30088-30095
 59. Edupuganti V, Mardani M, Vaswanala S, Pauly J. Uncertainty quantification in deep MRI reconstruction. *IEEE Trans Med Imaging* 2021;40:239-250
 60. Knoll F, Zbontar J, Sriram A, Muckley MJ, Bruno M, Defazio A, et al. fastMRI: a publicly available raw k-space

and DICOM dataset of knee images for accelerated MR image reconstruction using machine learning. *Radiol Artif Intell* 2020;2:e190007

61. Akçakaya M, Moeller S, Weingärtner S, Uğurbil K. Scan-specific robust artificial-neural-networks for k-space interpolation (RAKI) reconstruction: database-free deep learning for fast imaging. *Magn Reson Med* 2019;81:439-453
62. Ulyanov D, Vedaldi A, Lempitsky V. Deep image prior. Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR); 2018 Jun 18-23; Salt Lake City, UT, USA: IEEE; 2018:9446-9454
63. Yaman B, Hosseini SAH, Moeller S, Ellermann J, Uğurbil K, Akçakaya M. Self-supervised learning of physics-guided reconstruction neural networks without fully sampled reference data. *Magn Reson Med* 2020;84:3172-3191
64. Kim TH, Garg P, Haldar JP. LORAKI: autocalibrated recurrent neural networks for autoregressive MRI reconstruction in k-space. arXiv [Preprint]. 2019 [cited October 30, 2022]. Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.09390>

MRI 신호획득과 영상재구성에서의 인공지능 적용

강정화 · 남윤호*

최근 인공지능기술은 자기공명영상(이하 MRI)의 폭넓은 분야에서 임상적 활용가치를 보여 주고 있다. 특히, MRI에서 영상획득과정의 효율성 및 복원된 영상의 품질을 향상시키기 위한 목적으로 인공지능모델의 개발이 활발하다. 임상에서 활용되는 다양한 MRI 프로토콜에서 인공지능은 병렬영상기법과 같은 기존 가속화 방법 대비 추가적인 영상획득시간을 가능하게 해줄 수 것으로 기대된다. 또한, 펄스시퀀스 디자인, 영상의 인공물 감소, 자동화된 품질 평가와 같은 영역에서도 인공지능모델은 도움을 줄 수 있는 연구 결과들이 소개되고 있다. 또한, 영상분석 과정에서 중요한 장비 및 프로토콜의 영향을 줄여줄 수 있는 방법으로도 인공지능 기반의 접근이 이루어지고 있다. 본 종설에서는 MRI 영상의 획득 과정에서 최근 인공지능기술들이 적용되고 있는 분야 및 해당 분야에서의 인공지능기술의 개발 및 적용과 관련된 현안들을 소개하고자 한다.

한국외국어대학교 바이오메디컬공학부