

유방자기공명영상의 품질 향상과 효율적 검사를 위한 인공지능의 적용

이은지

순천향대 부속 서울병원 영상의학과

영상의학 분야에서 인공지능 기술은 병변의 분할(segmentation), 발견(detection), 및 분류(classification)를 통해 진단적 도움을 주는 것에서 영상품질 향상을 시키고 검사 시간을 줄여 효율적 검사를 할 수 있는 데까지 그 영역이 확장되고 있다. 특히 자기공명영상에서 인공지능의 적용으로 기존의 영상획득 방법의 제한점을 극복하고 좋은 품질의 영상을 얻을 수 있는 다양한 인공지능 알고리즘이 개발되어 적용되고 있다. 본 종설에서는 자기공명영상의 영상품질 향상을 위해 개발된 인공지능기술에 대해 정리하고, 이 기술이 유방자기공명영상의 품질향상과 효율적 검사에 기여할 수 있는 바에 대해서 논하고자 한다.

Index words: Deep learning; magnetic resonance imaging; diffusion-weighted image

서론

자기공명영상(magnetic resonance imaging, 이하 MRI)은 유방촬영술(mammography), 초음파(ultrasonography)와 함께 유방병변의 평가 사용되는 영상 촬영기법 중 하나로, T2-강조영상(T2-weighted image), 확산 강조영상(diffusion-weighted imaging), 역동적 조영증강 영상상(dynamic contrast-enhanced image; 이하 DCE image)의 다중 매개변수 자기공명영상(multiparametric MRI; 이하 mpMRI)으로 시행한다. 유방자기공명영상은 주로 암이 진단된 환자에서 병기설정이나 다른 영상 촬영기법에서 결론을 내리기 어려운 병변의 경우 문제해결을 위한 목적 등 진단적 목적으로 시행되어왔다. 최근 American college of radiology(ACR)가

이드라인에서는 고위험여성 뿐만 아니라, 치밀 유방을 가진 중등도와 평균 위험의 여성에서도 유방자기공명영상을 보조적 선별(supplementary screening) 및 감시도구(surveillance tool)로 사용할 수 있다고 그 역할을 확대하여 보고하고 있다(1, 2). 또한 Kuhl 등에 의해 처음 소개된 단축 자기공명영상 프로토콜(abbreviated MRI)은 조영 전 T1-강조영상과 1-2개의 초기 조영증강 영상을 중심으로 하여 유방 자기공명영상 검사의 시간과 비용을 단축시켜 더 많은 적응증으로 검사를 시행할 수 있는 근거가 되었다(3). 전립선의 경우에도 유방처럼 암 선별 및 치료 후 재발 감시를 위하여 mpMRI를 시행하며, 구조화된 판독문(Prostate Imaging Reporting and Data System; 이하 PI-RADS)을 사용한다(4). PI-RADS에서는 적절한 진단을 위한 영상획득을 위하여 촬영 조건에 대해서 상세하게 기술하고 있으나, 전립선 mpMRI의 판정에서 숙련된 판독자 간에도 중간 정도의 판독자 간 일치도를 보였다(5). 적절한 판독수행을 위해서는 영상품질의 확보가 필수적이며, 이를 위하여 대규모 다기관연구에서 유추된 mpMRI의 품질평가 점수 시스템(Prostate imaging quality; 이하 PI-QUAL)이 제시되었다(6, 7). 따라서 전

통신저자: Eun Ji Lee, M.D., Ph.D.
Department of Radiology
Soonchunhyang University Hospital, Seoul
59 Daesakwan-ro, Yongsan-ku, Seoul 04401, Korea
Tel. +82-2-709-9397 Fax. +82-2-709-3928
E-mail: demian3923@naver.com

단적 목적에서 선별 및 추적관찰의 목적에까지 영역이 확대되는 유방자기공명영상에서도 임상적 목적에 맞게 영상 품질을 향상시키면서도 검사시간을 줄여 효율적인 검사를 시행하는 것은 중요하다.

영상품질 향상을 위한 인공지능의 종류와 역할

자기공명영상은 영상 획득(image acquisition), 영상 재구성(image reconstruction) 및 영상 재구성 후 후처리(post-processing) 과정을 거쳐 최종 영상을 얻게 되며, 인공지능 알고리즘은 세 단계 모두에서 적용되어 영상품질 향상에 기여할 수 있다(그림 1). 각 단계별 사용 가능한 방법을 살펴보면 크게 자기공명영상을 획득하여 k-space를 구성하고 영상을 재구성하는 과정에서부터 적용하는 k-space 기반의 방법(direct k-space-to-image mapping, physics-based reconstruction, k-space learning)과 영상획득 후 영상잡음을 감소시키거나 해상도를 높이고 움직임에 의한 인공물을 제거하는 영상기반(image-based)의 방법으로 나누어 볼 수 있으며, 두 방법을 함께 사용하는 혼합학습(hybrid learning)도 가능하다(8). 자기공명영상에서 영상을 획득할 때 영상획득시간의 단축과 움직임으로 인한 인공물을 피하기 위하여 k-space를 일부만 채우고 부족한 데이터를 보완하는 방법으로 영상 재구성을 시행하게 되는데, 이러한 과정은 영상화질 감소에 영향을 미친다. k-space로부터 영상을 재구성하는 단계에서 적용하는 인공지능 알고리즘은 사전에 계산된 코일감도맵(coil sensitivity map)과 일부만 채워진

k-space 데이터(undersampled k-space)를 입력값으로 하고 k-space를 완전히 채운 표본스캔을 정답으로 하여 미리 학습된 convolutional neural network(이하 CNN) 기반 알고리즘으로, 이를 자기공명영상장치의 영상 재구성 파이프라인에 설치함으로써 실제 환자의 영상을 획득하고 재구성하는 과정에 사용된다(8). 영상기반 인공지능의 경우 undersampled data로 재구성된 영상을 fully sampled data로 재구성된 참조영상과 비교하여 학습된 딥러닝 알고리즘을 기반으로 영상의 해상도가 향상되거나 잡음이 감소된 영상을 후처리기법으로 얻을 수 있다(9, 10).

영상품질 향상을 위해 개발된 인공지능 알고리즘은 다양한 자기공명영상 장치에 설치되어 실제 환자 영상을 획득할 때, 영상품질을 향상시키면서도 검사시간을 줄여 더 효율적인 검사가 가능함이 보고되고 있다. T1-강조 용적보간 호흡정지(volume interpolated breath-hold examination), T2-고속스핀에코(turbo-spin echo), HASTE(Half-Fourier Acquisition Single Shot Turbo Spin-Echo), 확산강조영상을 대상으로 뇌, 상복부, 전립선, 골반강, 근육격계 등의 신체부위의 영상에서 인공지능 알고리즘의 효용성에 대한 결과들이 보고되었다(11-29). 영상 재구성 과정에 인공지능 알고리즘을 적용하는 경우 영상 가속화를 위한 영상획득조건을 조정할 수 있어 가속화된 영상을 얻는데 유리하며, 영상 재구성 후 후처리 과정에서 인공지능 알고리즘을 추가로 적용하여 영상품질을 더욱 향상시킬 수도 있다. 현재 장비회사마다 인공지능 알고리즘이 개발되어 영상 재구성 및 후처리에 적용이 가능

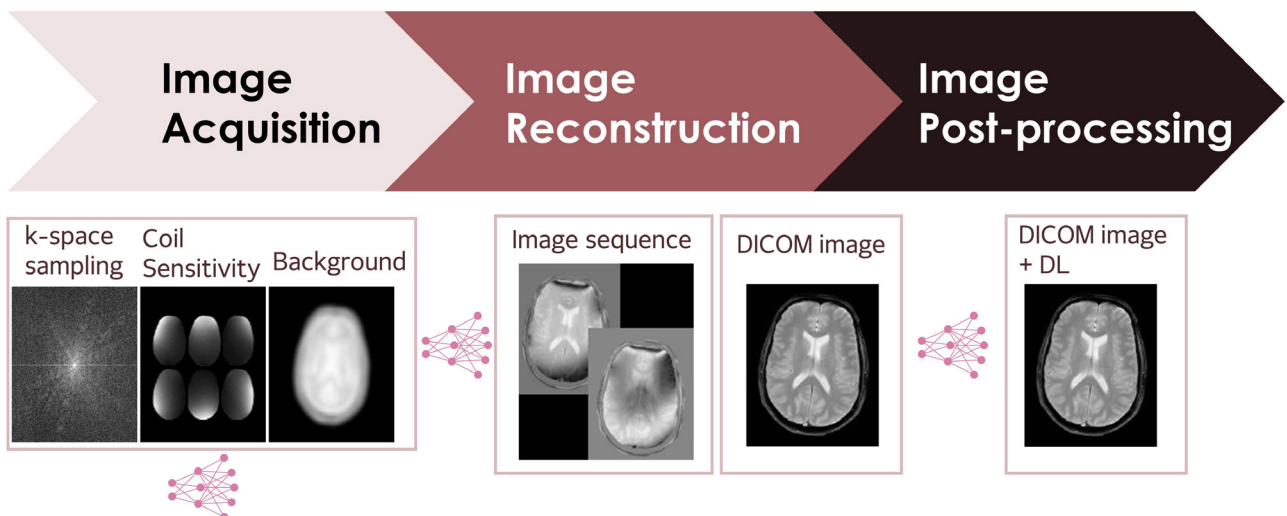


그림 1. 자기공명영상의 영상품질 향상을 위한 인공지능 알고리즘의 단계별 적용

하며, 목적에 맞게 선택하여 사용할 수 있다(표 1).

유방자기공명영상의 품질향상을 위한
인공지능의 적용

유방자기공명영상에서 확산강조영상의 진단 및 선별검사 목적에서의 역할이 주목을 받고 있으며, 이를 활용하여 비조영증강 자기공명영상을 사용한 유방자기공명영상의 검사 적응증을 넓히고자 하는 시도가 계속되고 있다. 특히 선별검사 목적의 확산강조영상의 역할에 대한 연구들에서 다양한 범위의 민감도와 특이도를(각각 45-100%, 79-95%) 보이는데, 더 높은 진단능을 보인 연구는 고해상도 확산강조영상 기법인 readout segmented echo planar imaging(rs-EPI)나 T1 또는 T2 강조영상과 확산강조영상을 합산(fusion)한 방법을 사용하였다(30). 이는 확산강조영상의 임상활용이 확대되기 위해서는 영상품질이 확보되고 적절한 수준의 진단능을 가질 수 있는 영상획득이 중요함을 시사하며, 유럽유방영상의학회(European Society

of Breast Radiology, 이하 EUSOBI)와 한국에서도 적절한 확산강조영상 획득을 위한 표준화된 영상획득 방법 및 촬영 조건에 대하여 제시하였다(31, 32).

기존의 확산강조영상은 단발 에코평면영상(single-shot echo-planar imaging, 이하 ss-EPI)을 사용하여 얻는다. 이 기법은 한 번의 라디오표주파(radiofrequency) 펄스로 영상재구성에 필요한 k-space를 모두 채워서 약 50-100 msec의 짧은 시간 내에 영상획득이 가능하여 환자 움직임에 영향을 덜 받고 높은 신호대잡음비(signal-to-noise ratio; 이하 SNR)를 갖는 장점이 있다(33). 그러나 공간해상도가 낮고 특히 자장이 증가할수록 자화율 인공물에 취약한 단점이 있다(33). 이러한 단점을 극복하기 위해서 k-space를 여러 분절로 나누어 라디오표주파 펄스를 주어 공간해상도를 높이고 인공물을 감소시키는 분절 에코평면영상(rs-EPI)이나 rs-EPI의 영상획득시간을 감소시킬 수 있는 simultaneous multi-slice rs-EPI(이하 SMS rs-EPI)가 개발되어 임상에 활용되고 있다(30, 34). 그러나 이러한 기법들은 가속인자(acceleration factor)를 증

표 1. 장비회사 별 인공지능 영상 재구성 알고리즘의 종류와 특징

	Siemens	Philips	GE	Cannon
k-space-based DLR	DL Boost DL Gain	SmartSpeed	AIR™ Recon DL	IMC
Image-based DLR	DL Sharp			AiCE PIQE
Characteristics	↑ SNR, ↓ noise ↑ Spatial resolution	↑ Spatial resolution Motion correction ↑ SNR, ↓ noise ↓ Metal artifact	↑ SNR, ↓ noise ↑ Spatial resolution ↓ Ring artifact	↑ SNR, ↓ noise ↑ Spatial resolution ↓ Ring artifact Motion correction
Applicable Sequence	2D T1, T2, PD TSE, 2D HASTE 2D phase contrast 3D VIBE 3D T2 SPACE DWI (ss-EPI, rs-EPI)	T1, T2WI 2D, 3D TSE, GRE DWI (ss-EPI, rs-EPI) Angiography	2D (SE, GRE, FSE, FGRE, SPGR, SSFSE, ss-EPI, FIESTA, MERGE, MDE, ASSET/ARC) 3D (CUBE, VIBRANT, LAVA) Motion free T1, PD, T1&T2 FLAIR FSE-DIXON, DTI, T1, T2 mapping	T1, T2WI, T2*WI FLAIR, DWI, TOF CS
Algorithm	CNN (VNN)	CNN	CNN	CNN

CNN, convolutional neural network; DL, deep learning; DLR, deep learning reconstruction; DWI, diffusion-weighted imaging; EPI, echo planar imaging; FIESTA, fast imaging employing steady-state acquisition; FLAIR, fluid attenuated inversion recovery; GRE, gradient echo; FSE, fast spin-echo; FGRE, fast gradient echo; MERGE, multiple echo recombined gradient echo; SNR, signal-to-noise ratio; SPGR, spoiled gradient recalled echo; PD, proton density; TSE, turbo spin-echo; SE, spin-echo; SPACE, Sampling Perfection with Application optimized Contrasts using different flip angle Evolution; VIBE, volume interpolated breath-hold examination; VNN, variational neural network

가하면 인공물이 발생하여 영상획득 시간을 감소시키는데 한계가 있으며, 기존의 ss-EPI와 유사한 영상획득 시간으로 촬영하였을 때 인공물 발생 없이 좋은 영상품질을 얻을 수 있다고 보고되었다(35).

유방자기공명영상에서도 품질 향상을 위해 개발된 인공지능 알고리즘을 확산강조영상 및 T2 강조영상에 적용한 연구들이 보고되었다(12, 13, 19, 36-37). 발표된 연구들은 1.5T 또는 3.0T 자기공명영상의 확산강조영상을 대상으로 하였으며, k-space 기반으로 영상 재구성 단계에서 인공지능 알고리즘을 적용함으로써 기존의 영상획득 방법보다 40-50% 정도로 영상획득시간을 줄인 가속화된 영상 획득 조건에서도 좋은 품질의 영상을 얻을 수 있음을 강조하고 있다(그림 2). 또한 영상 재구성 단계(k-space 기반)

와 이후 후처리 단계(영상기반)에 적용하는 인공지능 알고리즘을 병합하여 사용함으로써 영상화질을 더욱 향상시킬 수 있음도 보고되었다(13, 37). 유방의 확산강조영상에서 영상화질이 개선되며 SNR이 향상되고 병변의 경계가 더 명확해짐으로써 정성적으로 병변을 발견하고 형태적 분석을 하는데 도움이 될 수 있다. 또한 확산강조영상에서 겉보기확산계수(apparent diffusion coefficient, 이하 ADC)를 통하여 정량적 분석을 시행할 수 있는데, 기존의 확산강조영상 기법과 비교하여 인공지능 기반 재구성이나 영상 후처리 과정을 거친 영상에서도 악성 및 양성 유방 병변의 ADC값이 유의한 차이가 없다고 보고되어, 새로운 인공지능 기반 영상기법을 적용한 확산강조영상으로도 정성 및 정량적 분석을 시행할 수 있는 근거가 된다(12, 13,

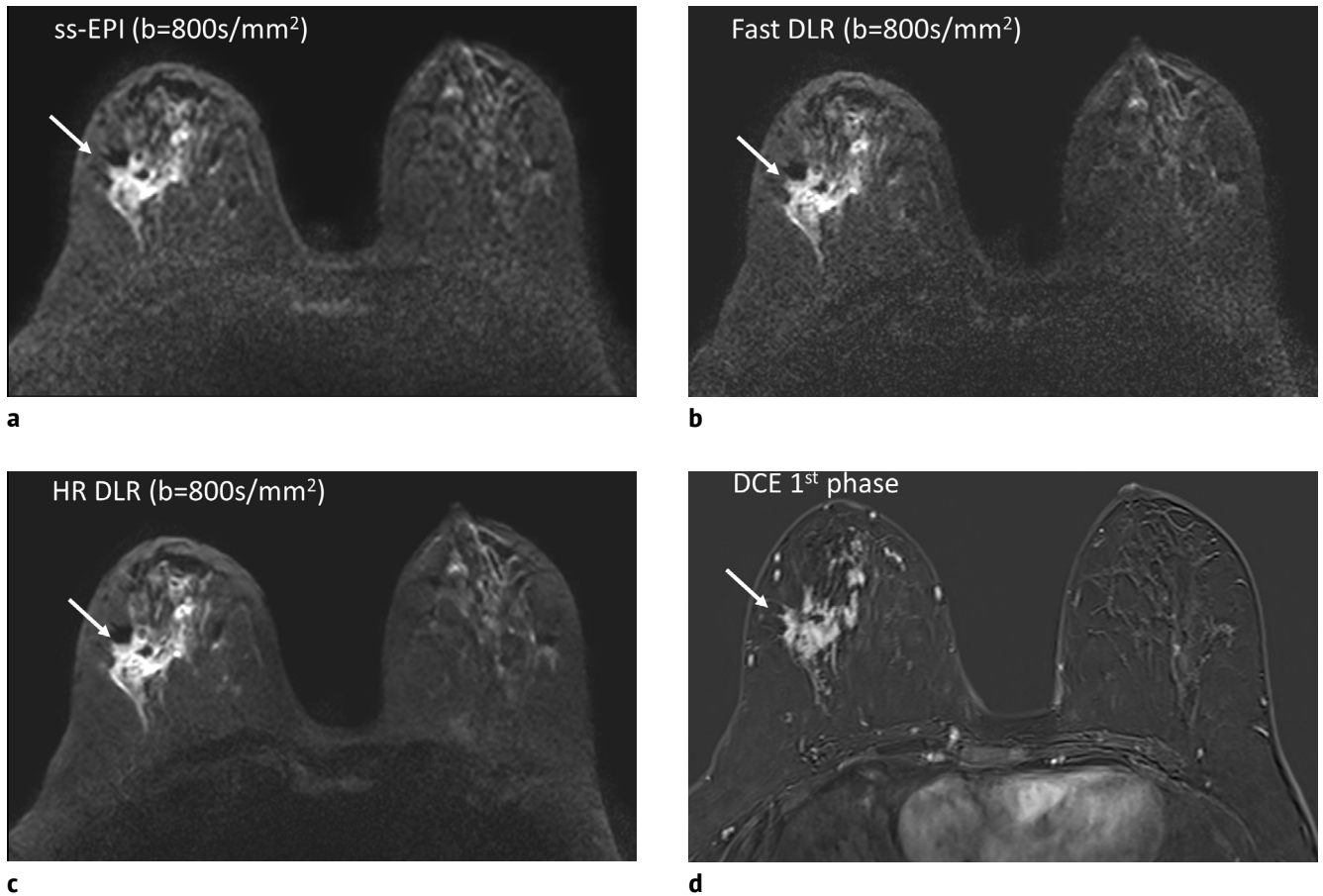


그림 2. 유방자기공명영상의 확산강조영상의 k-space 영상 재구성 단계에서 적용된 인공지능 알고리즘의 예
 우상외측 유방에 약 7.7 cm 크기의 침윤성 유방암이 진단된 43세 여자환자의 유방자기공명영상의 확산강조영상과 역동적 조영증강영상 중 첫 1분 단면영상. **a-c.** 기존의 단면 에코평면영상(**a**, single-shot echo-planar imaging; 이하 ss-EPI, 촬영시간: 2분 5초)과 비교하여 가속화된 촬영조건에 인공지능 재구성을 적용한 영상(**b**, fast deep-learning reconstruction; 이하 fast DLR, 촬영시간: 1분 2초) 및 고해상도 촬영조건에 인공지능 재구성을 적용한 영상(**c**, high-resolution DLR; 이하 HR DLR, 촬영시간: 1분 57초)의 b값 800s/mm² 영상에서 인공지능 재구성 영상들이 전반적 영상화질이 향상되고 병변의 경계가 명확하게 구분됨을 확인할 수 있다(화살표). **d.** 역동적 조영증강영상상, 유방 우상외측에 침상형 경계의 혹이 보인다(화살표).

37). T2 강조영상에 인공지능 영상 재구성을 적용한 한 연구에서는 기존의 촬영조건이나 고해상도 촬영조건 모두에서 인공지능 영상 재구성을 적용한 연구가 양적, 질적 영상질 평가에서 통계적으로 우수한 결과를 보였고 고해상도 영상촬영 조건에서 인공지능을 적용한 경우가 가장 좋은 영상으로 평가되었다(36).

다양한 시퀀스로 구성된 mpMRI에서 각 시퀀스의 영상 획득 시간을 줄이면서도 영상품질을 향상시킬 수 있다면 효율적인 검사가 가능해지며, 특히 조영제를 사용하지 않거나 조영제강 후 초기 영상만을 획득하는 단축 자기공명 영상 프로토콜에 적용 시 전체 검사 시간을 크게 감소시킬 수 있어 효율적이다. 전립선 자기공명영상에서 인공지능 알고리즘을 사용하여 전체 검사 시간을 약 70-80% 감소하면서도 기존 mpMRI 프로토콜과 유사한 진단능을 보임을 보고하였다(17, 18). 또한 최근 한 연구는 뇌졸중 평가를 위한 4개의 시퀀스로 구성된 뇌 mpMRI를 인공지능 적용한 가속화 재구성을 사용하여 검사시간을 약 78% 감소하면서도 영상품질은 향상시키고 기존과 유사한 진단 결과를 보임을 보고하였다(29). 목적에 따른 시퀀스 구성이 다양해지고 검사 건수가 증가 중인 유방자기공명영상에서도 같은 맥락에서 인공지능 알고리즘의 적용이 효율적 검사에 도움이 될 수 있음을 유추할 수 있다.

기존 연구들은 단일 기관, 단일 장비의 인공지능 알고리즘을 사용한 결과이다. 따라서 다양한 장비회사에서 여러 인공지능 알고리즘을 적용하여 유방암 발견이나 병변의 진단능의 향상을 도모할 수 있는가를 확인하는 추가 연구들이 필요하며, 그 결과는 영상품질 향상을 위한 인공지능 알고리즘의 임상적 이용을 확대하는 중요한 근거가 될 것이다. 또한 각 장비회사마다 개발된 인공지능 알고리즘은 노이즈 감소(noise reduction), 구조물의 경계를 명확하게 하는 방법(edge enhancement), 특정 인공물의 제거(removal of Gibb's artifact) 등 약간씩 다른 목적으로 훈련되었으며, 각 기관마다 각 시퀀스의 영상획득 조건이 다양하므로 판독자가 목적에 맞게 인공지능 알고리즘을 적용하여 최적화된 영상획득 시간과 영상품질을 얻을 수 있는 세팅을 찾는 것이 중요하다.

결 론

유방자기공명영상은 유방암이 진단된 환자의 병기 설정이나 치료 계획, 항암치료 후 치료반응평가와 같은 진단적 목적에서부터 다양한 유방암 위험도의 여성에서 유방촬영술에 보조적인 선별검사 목적으로 그 적응증이 확장되고

있으며 검사 건수의 증가로 이어지고 있다. 이러한 환경에서 영상획득 시간을 줄이면서 진단적 정확도에 영향을 주지 않는 좋은 영상품질을 유지하는 것이 중요하다. 유방자기공명영상에서 인공지능에 기반한 영상 재구성이나 후처리 알고리즘은 병변의 발견, 진단, 측정 및 정량화 등의 알고리즘에 비해 검사장비에서 미리 설치되어 바로 영상획득에 적용이 쉽고, 빠른 검사는 실제 임상에서 효율적 검사실 운영에 도움이 된다.

유방 자기공명영상에서 각 시퀀스에 필요한 목적에 맞게 인공지능 알고리즘을 적용한다면 영상획득시간을 감소하면서도 적절한 영상품질과 진단적 정확도를 유지하는 효율적인 검사가 가능할 것이다.

참 고 문 헌

1. Mainiero MB, Lourenco A, Mahoney MC, Newell MS, Bailey L, Barke LD, et al. ACR Appropriateness Criteria Breast Cancer Screening. J Am Coll Radiol 2016;13:R45-r49
2. Lewin AA, Moy L, Baron P, Didwania AD, diFlorio-Alexander RM, Hayward JH, et al. ACR Appropriateness Criteria® Stage I Breast Cancer: Initial Workup and Surveillance for Local Recurrence and Distant Metastases in Asymptomatic Women. J Am Coll Radiol 2019;16:S428-s439
3. Kuhl CK, Schrading S, Strobel K, Schild HH, Hilgers RD, Bieling HB. Abbreviated breast magnetic resonance imaging (MRI): first postcontrast subtracted images and maximum-intensity projection—a novel approach to breast cancer screening with MRI. J Clin Oncol 2014;32:2304-2310
4. Turkbey B, Rosenkrantz AB, Haider MA, Padhani AR, Villeirs G, Macura KJ, et al. Prostate Imaging Reporting and Data System Version 2.1: 2019 Update of Prostate Imaging Reporting and Data System Version 2. Eur Urol 2019;76:340-351
5. Rosenkrantz AB, Ginocchio LA, Cornfeld D, Froemming AT, Gupta RT, Turkbey B, et al. Interobserver Reproducibility of the PI-RADS Version 2 Lexicon: A Multicenter Study of Six Experienced Prostate Radiologists. Radiology 2016;280:793-804
6. de Rooij M, Israël B, Tummers M, Ahmed HU, Barrett T, Giganti F, et al. ESUR/ESUI consensus statements on multi-parametric MRI for the detection of clinically significant prostate cancer: quality requirements for

- image acquisition, interpretation and radiologists' training. *Eur Radiol* 2020;30:5404-5416
7. Giganti F, Allen C, Emberton M, Moore CM, Kasivisvanathan V. Prostate Imaging Quality (PI-QUAL): A New Quality Control Scoring System for Multiparametric Magnetic Resonance Imaging of the Prostate from the PRECISION trial. *Eur Urol Oncol* 2020;3:615-619
8. Gassenmaier S, Küstner T, Nickel D, Herrmann J, Hoffmann R, Almansour H, et al. Deep Learning Applications in Magnetic Resonance Imaging: Has the Future Become Present? *Diagnostics (Basel)* 2021;11
9. Almansour H, Gassenmaier S, Nickel D, Kannengiesser S, Afat S, Weiss J, et al. Deep Learning-Based Superresolution Reconstruction for Upper Abdominal Magnetic Resonance Imaging: An Analysis of Image Quality, Diagnostic Confidence, and Lesion Conspicuity. *Investigative Radiology* 2021;56:509-516
10. Ueda T, Ohno Y, Yamamoto K, Murayama K, Ikeda M, Yui M, et al. Deep Learning Reconstruction of Diffusion-weighted MRI Improves Image Quality for Prostatic Imaging. *Radiology* 2022;303:373-381
11. Bae SH, Hwang J, Hong SS, Lee EJ, Jeong J, Benkert T, et al. Clinical feasibility of accelerated diffusion weighted imaging of the abdomen with deep learning reconstruction: Comparison with conventional diffusion weighted imaging. *Eur J Radiol* 2022;154:110428
12. Lee EJ, Chang YW, Sung JK, Thomas B. Feasibility of deep learning k-space-to-image reconstruction for diffusion weighted imaging in patients with breast cancers: Focus on image quality and reduced scan time. *Eur J Radiol* 2022;157:110608
13. Wilpert C, Neubauer C, Rau A, Schneider H, Benkert T, Weiland E, et al. Accelerated Diffusion-Weighted Imaging in 3 T Breast MRI Using a Deep Learning Reconstruction Algorithm With Superresolution Processing: A Prospective Comparative Study. *Invest Radiol* 2023;58:842-852
14. Gassenmaier S, Afat S, Nickel MD, Mostapha M, Herrmann J, Almansour H, et al. Accelerated T2-Weighted TSE Imaging of the Prostate Using Deep Learning Image Reconstruction: A Prospective Comparison with Standard T2-Weighted TSE Imaging. *Cancers (Basel)* 2021;13
15. Gassenmaier S, Afat S, Nickel D, Mostapha M, Herrmann J, Othman AE. Deep learning-accelerated T2-weighted imaging of the prostate: Reduction of acquisition time and improvement of image quality. *Eur J Radiol* 2021;137:109600
16. Kim EH, Choi MH, Lee YJ, Han D, Mostapha M, Nickel D. Deep learning-accelerated T2-weighted imaging of the prostate: Impact of further acceleration with lower spatial resolution on image quality. *Eur J Radiol* 2021;145:110012
17. Oerther B, Engel H, Nedelcu A, Strecker R, Benkert T, Nickel D, et al. Performance of an ultra-fast deep-learning accelerated MRI screening protocol for prostate cancer compared to a standard multiparametric protocol. *Eur Radiol* 2024
18. Johnson PM, Tong A, Donthireddy A, Melamud K, Petrocelli R, Smereka P, et al. Deep Learning Reconstruction Enables Highly Accelerated Biparametric MR Imaging of the Prostate. *J Magn Reson Imaging* 2022;56:184-195
19. Wessling D, Gassenmaier S, Olthof SC, Benkert T, Weiland E, Afat S, et al. Novel deep-learning-based diffusion weighted imaging sequence in 1.5 T breast MRI. *Eur J Radiol* 2023;166:110948
20. Wary P, Hossu G, Ambarki K, Nickel D, Arberet S, Oster J, et al. Deep learning HASTE sequence compared with T2-weighted BLADE sequence for liver MRI at 3 Tesla: a qualitative and quantitative prospective study. *Eur Radiol* 2023;33:6817-6827
21. Herrmann J, Gassenmaier S, Nickel D, Arberet S, Afat S, Lingg A, et al. Diagnostic Confidence and Feasibility of a Deep Learning Accelerated HASTE Sequence of the Abdomen in a Single Breath-Hold. *Invest Radiol* 2021;56:313-319
22. Lee Y, Yoon S, Paek M, Han D, Choi MH, Park SH. Advanced MRI techniques in abdominal imaging. *Abdom Radiol (NY)* 2024;49:3615-3636
23. Almansour H, Herrmann J, Gassenmaier S, Lingg A, Nickel MD, Kannengiesser S, et al. Combined Deep Learning-based Super-Resolution and Partial Fourier Reconstruction for Gradient Echo Sequences in Abdominal MRI at 3 Tesla: Shortening Breath-Hold Time and Improving Image Sharpness and Lesion Conspicuity. *Acad Radiol* 2023;30:863-872
24. Lee EJ, Hwang J, Park S, Bae SH, Lim J, Chang YW, et al. Utility of accelerated T2-weighted turbo spin-echo imaging with deep learning reconstruction in female pelvic MRI: a multi-reader study. *Eur Radiol*

- 2023;33:7697-7706
25. Ren J, Li Y, Liu FS, Liu C, Zhu JX, Nickel MD, et al. Comparison of a deep learning-accelerated T2-weighted turbo spin echo sequence and its conventional counterpart for female pelvic MRI: reduced acquisition times and improved image quality. *Insights Imaging* 2022;13:193
26. Kim H, Choi MH, Lee YJ, Han D, Mostapha M, Nickel D. Deep learning-accelerated T2-weighted imaging versus conventional T2-weighted imaging in the female pelvic cavity: image quality and diagnostic performance. *Acta Radiol* 2024;65:499-505
27. Johnson PM, Lin DJ, Zbontar J, Zitnick CL, Sriram A, Muckley M, et al. Deep Learning Reconstruction Enables Prospectively Accelerated Clinical Knee MRI. *Radiology* 2023;307:e220425
28. Yoon MA, Gold GE, Chaudhari AS. Accelerated Musculoskeletal Magnetic Resonance Imaging. *J Magn Reson Imaging* 2024;60:1806-1822
29. Altmann S, Grauhan NF, Brockstedt L, Kondova M, Schmidtman I, Paul R, et al. Ultrafast Brain MRI with Deep Learning Reconstruction for Suspected Acute Ischemic Stroke. *Radiology* 2024;310:e231938
30. Shin HJ, Lee SH, Moon WK. Diffusion-Weighted Imaging as a Stand-Alone Breast Imaging Modality. *J Korean Soc Radiol* 2021;82:29-48
31. Lee SH, Shin HJ, Moon WK. Diffusion-Weighted Magnetic Resonance Imaging of the Breast: Standardization of Image Acquisition and Interpretation. *Korean J Radiol* 2021;22:9-22
32. Baltzer P, Mann RM, Iima M, Sigmund EE, Clauser P, Gilbert FJ, et al. Diffusion-weighted imaging of the breast—a consensus and mission statement from the EUSOBI International Breast Diffusion-Weighted Imaging working group. *Eur Radiol* 2020;30:1436-1450
33. Wu W, Miller KL. Image formation in diffusion MRI: A review of recent technical developments. *J Magn Reson Imaging* 2017;46:646-662
34. Amornsiripanitch N, Bickelhaupt S, Shin HJ, Dang M, Rahbar H, Pinker K, et al. Diffusion-weighted MRI for Unenhanced Breast Cancer Screening. *Radiology* 2019;293:504-520
35. Filli L, Ghafoor S, Kenkel D, Liu W, Weiland E, Andreisek G, et al. Simultaneous multi-slice readout-segmented echo planar imaging for accelerated diffusion-weighted imaging of the breast. *Eur J Radiol* 2016;85:274-278
36. Allen TJ, Henze Bancroft LC, Unal O, Estkowski LD, Cashen TA, Korosec F, et al. Evaluation of a Deep Learning Reconstruction for High-Quality T2-Weighted Breast Magnetic Resonance Imaging. *Tomography* 2023;9:1949-1964
37. Sauer ST, Christner SA, Lois AM, Woznicki P, Curtaz C, Kunz AS, et al. Deep Learning k-Space-to-Image Reconstruction Facilitates High Spatial Resolution and Scan Time Reduction in Diffusion-Weighted Imaging Breast MRI. *J Magn Reson Imaging* 2023