

유방영상에서 인공지능의 적용과 최신 경향

배 민 선

인하대학교 의과대학 영상의학교실

서 론

최근 몇 년간 인공지능 (artificial intelligence, AI) 기술은 영상의학 분야에서 선행연구를 시작으로 지금은 임상 적용의 초기 단계에 있을만큼 빠르게 발전하고 있다 (1-3). 딥러닝 (deep learning)은 인공지능의 여러 기법들 중에서 가장 각광받고 있는 것으로, 이는 인간의 뇌에서 영감을 받은 합성곱 신경망 (convolutional neural network)을 기반으로 하는 기계학습 (machine learning)의 한 분야이다 (1-4). 전통적인 컴퓨터 보조진단 (computer-aided detection, CAD) 프로그램은 인간이 지각하고 선택한 영상 특징을 바탕으로 하는 반면에, 인공지능 알고리즘은 영상 데이터를 분류 (classification)하는데 필요한 특징을 찾아내며 인간이 감지하기 어렵지만 유용한 특징을 발견할 수 있다 (1, 5-9).

펍메드 (PubMed)에서 확인해보면 영상의학 분야의 딥러닝 관련 연구가 기하급수적으로 증가하고 있음을 알 수 있다 (3). 유방영상 분야에서는 주로 유방촬영술을 이용한 연구가 많은데, 유방암에 대한 검사 민감도를 높이고 위양성 진단을 줄임으로써 판독의 정확도를 향상시킨다 (1, 5-9). 딥러닝은 영상의학과 의사가 환자 개개인의 유방암 발생 위험도를 정확하게 평가하는데 도움을 줄 수 있으며, 판독 시간이 단축되고 암이 없는 (cancer-free) 선별 유방촬영을 빠르게 분류해 판독업무의 효율성을 높일 수 있다.

(1, 5-9). 자기공명영상 (magnetic resonance imaging, MRI)이나 초음파를 이용한 연구에서는 유방암 환자에서 선행항암요법의 치료 반응성을 예측하거나 액와림프절 전이를 영상으로 예측할 수 있는 가능성을 보여준다 (5-6). 본 종설에서는 인공지능의 주요 용어와 개념을 간단히 소개하고 유방영상에서 최근 주목받고 있는 인공지능의 적용 사례와 최신 동향에 대해 알아보고자 한다.

1. 인공지능의 간략한 개요

인공지능은 보통 인간의 지능을 필요로 하는 문제를 해결하는 알고리즘 (algorithm)을 개발하는 컴퓨터 공학으로 다양한 접근법을 포괄하는 용어이다 (그림 1). 기계학습은 데이터의 가장 특징적인 것과 연관된 매개변수들을 학습하는 모델을 만드는 인공지능의 세부 분야이다. 기계학습 알고리즘은 입력과 출력 정보특성 간 적합성이 극대화되도록 개발되고 그 이후 다른 데이터에 적용될 수 있다. 딥러닝은 기계학습의 중요한 방법론 중 하나로서 인간의 신경망을 모방하여 심층 학습을 가능하게 하는 인공 신경망 (artificial neural network)이다 (1-10). 뉴런 (neuron)과 같은 단순한 연산 단위를 여러 층에 걸쳐 구성하고 데이터의 반복적인 훈련을 통해 패턴 인식을 가능하게 한다. 입력과 출력 사이에 여러 뉴런을 그물망 형태로 연결하여 은닉층 (hidden layer)을 구성하고 많은 데이터를 훈련시키면, 데이터에 내재된 특징이 은닉층에 나타나게 되는데 이것을 가공하여 다양한 용도로 활용한다 (그림 2). 과거에는 은닉층의 훈련이 어려워서 한 개 또는 몇 개로 구성된 (simple or shallow) 신경망이었으나 최근에 훈련 기법이 발전되면서 다층 신경망이 등장하게 되었다 (1, 10). 합성곱 신경망은 영상 분석을 위해 특화된 다층 신경망으로 영상의 계층적인 (hierarchical) 특징 표현을 학습하여 출력등급 점수로 변형시킨다 (9, 10).

본 종설은 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단의 지원 (NRF-2020R1F1A107687712)과 대한유방영상학회 및 대한유방검진학회 다기관 연구지원사업의 지원 (KSBI&KSFBS-2020-02)을 받아 이루어진 것임.

통신저자: 배민선

(22332) 인천광역시 중구 인항로 27

인하대학교병원 영상의학과

Tel. (032) 890-3046 Fax. (032) 890-2729

E-mail: minsunb@gmail.com

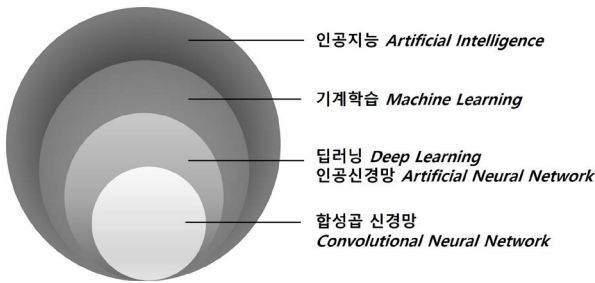


그림 1. 인공지능, 기계학습, 딥러닝의 관계를 보여주는 도식

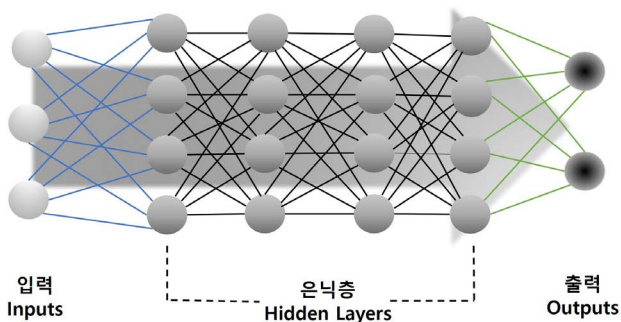


그림 2. 신경망의 구조. 심층 신경망에는 입력과 출력 사이에 다수의 은닉층이 있다.

깊은 층의 알고리즘을 사용할수록 딥러닝 모델의 성과는 향상되지만 학습 데이터에 지나치게 의존적인 과적합 (overfitting) 문제를 일으킬 수 있다 (1-3, 9, 10). 과적합이란 학습 데이터로는 모델의 성능이 우수하지만 약간 특성이 다른 새로운 데이터로는 성능이 저하되는 현상을 말하는데, 딥러닝 연구를 진행하거나 현실에 적용하고자 할 때 과적합을 피하는 것이 중요하다 (1, 9). 합성곱 신경망을 제대로 훈련시키려면 기계학습의 다른 방법론보다 더 많은 데이터가 필요한데, 임상에서 많은 수의 데이터를 모으기 쉽지 않은 경우도 있다. 데이터셋 (dataset)이 충분하지 않을 경우 이미 많은 데이터로 훈련된 모델을 부족한 학습 데이터셋에 적용하는 전이 학습 (transfer learning)이나 과적합을 최소화하는 데이터 증폭 (augmentation) 기법을 이용할 수 있다 (1, 7-9).

기계학습 알고리즘에 대한 학습 과정은 지도 학습 (supervised learning), 비지도 학습 (unsupervised learning), 강화 학습 (reinforcement learning) 크게 세 가지이다 (1, 6, 7). 지도 학습은 레이블링 (labeling)된 데이터를 이용한다. 예를 들면 유방촬영영상에 유방암에 대해 양성 또는 음성으로 표시된 것이 레이블링된 데이터이다. 지도 학습에서는 많은 양의 데이터와 정확한 레이블링이 요구되고 그라운드 트루스 (ground truth)의 합의된

정의가 필요하다. 비지도 학습은 레이블링 되지 않은 데이터를 이용하는데 대표적인 예가 데이터를 비슷한 특징의 그룹끼리 분류하는 군집 (clustering) 분석이다. 반지도 학습 (semisupervised learning)은 일종의 융합 기법으로 많은 양의 레이블링 되지 않은 데이터와 소수의 레이블링된 데이터가 함께 제공된다. 강화 학습은 알고리즘이 정해진 정답없이 피드백을 통해서 보상받으며 스스로 학습하는 것을 말한다. 일단 충분한 학습 데이터셋으로 기계 학습 모델을 만들고 나면, 학습 데이터와 같은 출처의 데이터를 이용한 내부 검증 (internal validation)과 다른 출처의 데이터를 이용하는 외부 검증 (external validation)이 필요하다 (1-4, 9, 10). 인공지능 모델이 실제로 임상에서 적용될 수 있을지 일반화 (generalizability)를 확인하기 위해서는 반드시 외부 데이터셋으로 모델 성능을 검증해야 한다.

현재 상용화에 이르는 영상 분석 알고리즘은 지도학습 기반인 경우가 많으며, 유방영상에서 출판된 대부분의 인공지능 논문에서도 레이블링된 데이터를 이용한다 (1, 9). 예를 들면 유방암 발견을 위한 알고리즘을 개발하려고 할 때, 컴퓨터에 제공되는 유방촬영 영상은 암에 대해 양성 또는 음성으로 레이블링이 된다. 전통적인 기계학습 알고리즘을 이용한 CAD는 전문가가 경험을 바탕으로 직접 정해주는 영상 특징을 기반으로 하지만, 딥러닝 알고리즘은 이러한 특징의 선택 없이 유방촬영을 양성 또는 음성으로 분류하기 위해 필요한 영상 특징을 학습하며 사람이 찾기 어려운 특징이나 연관성을 발견할 수도 있다 (그림 3). 예를 들면 전통적인 CAD 알고리즘은 석회화 병변이 유방촬영에 있는지 여부를 판단할 뿐 악성과 양성을 확실하게 구별하지 못할 수 있다. 하지만 인공지능 알고리즘은 유방암이라는 결과에 초점을 맞추어서 많은 양의 데이터를 학습하기 때문에 유방암에 특이적인 영상 특징을 찾아낼 수 있다. 또한 유방촬영술의 전통적인 CAD 프로그램은 높은 빈도의 위양성 판정이 단점으로 지적되고 있다 (7-9).

2. 유방촬영술에 대한 인공지능 적용

1) 유방암의 발견

유방촬영술에 대한 인공지능 기술 적용의 가장 대표적인 사례는 인공지능 기반 진단보조 (AI-based CAD) 프로그램이다 (5, 6, 9). 현재 많은 인공지능 연구가 중점을 두는 분야이기도 하고 출판된 여러 논문들이 유망한 연구결과를 보여주었다. 인공지능 기반 CAD는 영상의학과 의사

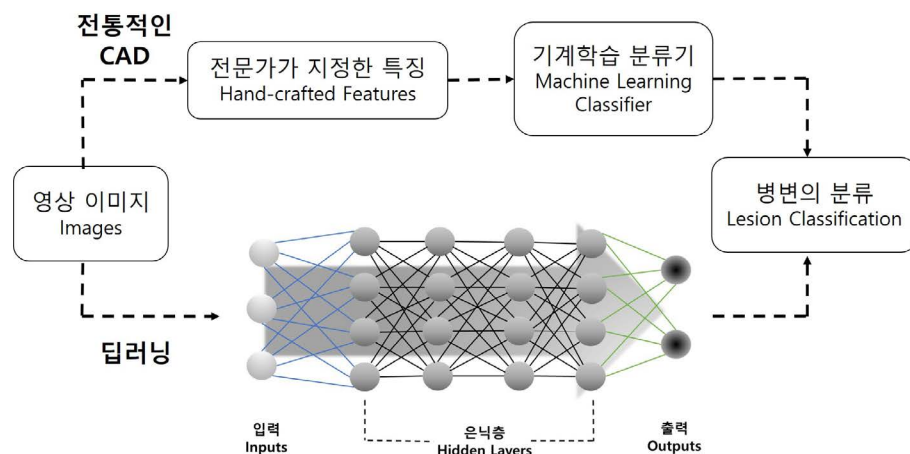


그림 3. 병변을 악성과 양성으로 분류하기 위해 적용된 전통적인 CAD와 딥러닝 기법의 비교

의 판독 정확도를 높이고 소환율 (recall rate)을 낮춤으로써 시너지 효과를 내는 것으로 보인다. 최근의 리더스터디 (reader study) 논문들을 보면, 연구자들은 선별 유방촬영술을 딥러닝 기반의 인공지능 시스템을 활용하여 판독하는 경우와 그렇지 않은 경우에서 영상의학과 의사의 진단능 (diagnostic performance)을 비교하였다 (1, 8, 9). 이러한 인공지능 시스템은 국소 병변 또는 유방촬영 전체에 대한 암 가능성 점수와 병변의 위치 정보를 함께 포함하는 형태로 제공된다 (1, 9). Radiology 저널에 발표된 한 연구에서는 14명의 영상의학과 의사들이 각각 240개의 디지털 유방촬영술을 한번은 인공지능 시스템의 보조를 받아서 다른 한번은 보조 없이 판독하였다. 진단 정확도 (area under the curve, AUC)는 인공지능을 활용한 경우가 더 높았으나 (0.89 vs. 0.87, $P = 0.002$), 이러한 AUC 향상은 경험이 적은 영상의학과 의사에만 해당되었고 숙련된 영상의학과 의사에서는 없었다 (11). 같은 인공지능 시스템을 이용한 후속 연구에서는 인공지능의 단독 (stand-alone) 성능이 101명의 미국 및 유럽 영상의학과 의사들의 진단능과 비교되었고, 이 연구결과는 미국국립암연구소 저널 (Journal of the National Cancer Institute)에 발표되었다 (12). 인공지능 시스템의 단독 성능은 영상의학과 의사들의 진단 정확도 (AUC)보다 열등하지 않았고 (0.84 vs. 0.81), 영상의학과 의사들의 61.4%보다 높은 AUC를 보였다. 국내에도 의료 인공지능 기업인 루닛이 세브란스병원, 서울아산병원, 삼성서울병원과 공동 개발한 유방촬영술의 인공지능 기반 CAD 프로그램이 있으며, 이는 2019년에 식품의약품안전처의 허가를 받았다. 최근 발표된 연구에 따르면, 우리나라, 미국 및 영국에서 모은 170,000개 이상의 유방촬영으로 학습한 인공지능 알고리즘을 이용하여 14명의 영상의학과 의사가 각

각 320개의 유방촬영을 판독했을 때 의사의 진단 정확도 (AUC)는 0.81에서 0.88로 유의하게 향상되었다 (13).

하지만 이러한 연구들은 리더스터디에 근거한 후향적 연구이기 때문에 인공지능 기반 진단보조 프로그램이 실제 임상에서 사용되기 전에 전향적으로 평가될 필요가 있다 (1). 진단능 평가의 척도로 쓰인 AUC 수치의 향상이 유방암 검진에서 암발견율과 소환율에 어떤 영향을 미치는지에 대한 연구도 있어야 한다 (9). 유방촬영술 검진에서 인공지능 시스템은 단독 사용되거나 또는 병행되어 제2의 판독자로서의 역할을 할 수 있으며, 다양한 수준의 경험과 숙련도를 가진 영상의학과 의사들이 보다 정확한 판독을 하는데 도움을 준다. 만약 이전 검사와의 비교가 가능하고 임상 정보가 추가된다면 인공지능 소프트웨어의 성능이 강화될 것으로 예상된다.

2) 판독의 효율성 증가

유방암 검진에서 인공지능 알고리즘을 이용하여 많은 양의 유방촬영술을 효과적으로 분류 (triage)하려는 시도가 연구 수준에서 논의되고 있다 (1, 5-9). 유방촬영술 검진에서 진단된 암의 비율이 상대적으로 낮은 것을 감안할 때, 인공지능 분석 결과의 역치값을 기준으로 점수가 낮은 그룹에 대해서는 자동으로 음성 판정을 내리고 점수가 높은 그룹의 유방촬영에 대해서만 의사가 판독을 한다는 개념이다 (9). 이러한 분류가 임상적인 효율성을 높이고 영상의학과 의사의 업무량을 줄여줄 것이라는 가설이다. 또한 영상의학과 의사는 복잡하고 어려운 유방촬영의 판독에 더 집중할 시간을 가질 수 있을 것이다. 유방촬영을 두 명의 영상의학과 전문의가 판독하는 (double-reading) 유럽에서는 인공지능 점수가 낮은 그룹에 대해서는 한 명

만 판독하고자 하는 가설도 있다고 한다 (6, 9). 하지만 이러한 가설들이 실제 임상에 적용될 수 있을지 판단하기 전에 인공지능이 단독으로 판정한 것을 누가 책임질지에 대한 윤리적인 문제도 충분히 논의되어야 한다.

최근 발표된 Radiology 논문에서 Yala 등은 다수의 선별 유방촬영술을 암이 없음으로 분류해내는 딥러닝 모델을 개발했다 (14). 이 모델은 미국 하바드대 부속병원 (MGH)에서 235,000개 이상의 유방촬영 후향적 코호트를 이용하여 훈련되고 검증되었다. 모델의 역치값은 검증 데이터셋에서 암발견에 대한 높은 수준의 민감도를 유지하면서 진양성 판정의 가능성을 최소화하고 진음성 판정을 극대화하는 것으로 설정되었다. 26,000개 이상의 유방촬영에 대한 딥러닝 모델의 테스트에서 AUC는 0.82였다. 영상의학과 의사가 유방촬영 전체 (100%)를 판독하는 환경과 비교할 때, 딥러닝이 음성으로 판정하지 않은 유방촬영 (80%)만을 판독하는 시뮬레이션에서 특이도는 유의하게 높아졌고 (94.2% vs. 93.5%, $P < 0.01$) 민감도는 차이가 없었다 (90.1% vs. 90.6%). 비슷한 시기에 유럽 그룹이 발표한 European Radiology 논문은 판독량을 감소시키는 효율성과 암이 있는 검사가 판독에서 배제될 위험성에 대한 트레이드 오프 (trade-off)를 제시하였다 (15). 전체 선별 유방촬영 검사 중에서 17% 정도 줄어드는 인공지능 역치값을 선택하면 암이 있는 검사의 1%만이 배제되지만, 만약 47%로 줄일 경우 암이 있는 검사의 7%가 판독에서 배제된다.

디지털 유방 토모신세시스 (digital breast tomosynthesis, DBT)는 기존 2D 또는 합성 (synthetic) 유방촬영술과 같이 검사하면 암발견율을 높이고 소환율을 낮추는 장점이 있어서 유방암 검진에서 많이 이용되고 있다 (8). DBT에 대한 인공지능의 적용은 아직까지 제한적이긴 하지만, 딥러닝 기반의 CAD 결과를 참고하면 판독의 정확도가 향상되고 판독 시간은 줄어든다는 연구 보고들이 있다 (16-18). 최근 한 연구에서 24명의 영상의학과 의사들이 각각 260개의 DBT 영상을 인공지능 시스템이 있는 환경과 없는 환경에서 판독했을 때, 판독 시간은 평균 30초 정도 감소했지만 AUC는 유의하게 향상되었다 (0.85 vs. 0.80, $P < 0.01$) (16).

3) 유방암 발병 위험도 평가

기존의 유방암 발병 위험도 예측모델들은 일반 인구집단에서의 위험도 수치를 제시하기 때문에 여성 개인별 위험도를 보다 정확하게 평가할 필요가 있다. 이는 개인별

위험도에 따라서 초음파나 MRI 같은 추가 검진을 권유하거나 개인맞춤형 검진을 시행하기 위함이다 (1, 9, 19). 최근에는 유방밀도 (breast density)가 기존 예측모델에 포함되긴 했지만, 유방실질조직의 텍스처 (texture) 패턴처럼 더 높은 수준의 예측 정보가 유방촬영에 존재할 가능성이 있다 (9, 20, 21). 그래서 최근에 정상 또는 양성 판정의 유방촬영영상을 학습시켜 유방암의 발생을 예측하는 딥러닝 모델을 만들려는 시도가 있다. 스웨덴에서 Dembrower 등이 발표한 Radiology 논문에 따르면, 2,283명의 정상 또는 양성 유방촬영으로 훈련시킨 딥러닝 예측모델이 나이와 유방밀도의 정량화 수치를 기반으로 한 예측모델보다 유의하게 높은 AUC를 보였다 (0.65 vs. 0.60, $P < 0.001$) (22). 미국 데이터를 이용한 또 다른 Radiology 논문에서도 88,000건 이상의 유방촬영을 이용한 딥러닝 모델이 Tyrer-Cuzick 모델 (유방밀도를 포함한 버전8)보다 유방암 발생의 5년 위험도 예측에서 더 높은 AUC를 보였다 (0.68 vs. 0.62). 이 연구에서 가장 높은 AUC (0.70)를 보인 것은 유방촬영과 임상적 위험요인 (유방암 가족력 등)을 같이 학습시킨 모델이었다 (23).

3. 다른 유방영상에서의 인공지능

1) 초음파

유방초음파를 이용한 인공지능 관련 논문도 최근 몇 년 간 증가 추세에 있다 (24, 25). 초음파 영상에서 유방 종괴들을 악성과 양성으로 구분하는 것에 관심이 많으며, 자동 유방초음파 (automated breast US)에서 딥러닝 기반 CAD 프로그램의 활용에 관한 연구가 있다 (24, 26). 그 밖에 인공지능 알고리즘을 이용하여 초음파 영상에서 병변의 분할 (segmentation)이나 영상 합성 (synthesis)을 시도한 연구가 있다 (24, 25). 유방 초음파에도 이미 상용화된 딥러닝 기반 진단보조 소프트웨어가 있는데, 사용자가 의심되는 병변의 영상을 선택하면 그 관심영역에 대해 유방영상판독 및 데이터체계 (BI-RADS)에 맞춰진 암 가능성을 자동적으로 보여준다 (24, 27, 28).

Mango 등은 미국 식품의약국 (FDA) 승인을 받은 Koios Decision Support (DS)를 이용하여 900개 유방 병변에 대해 15명의 의사들이 리더스터디를 수행했다 (27). 이 중 11명만 영상의학과 전문의였고, 나머지 4명은 외과 또는 산부인과 전문의였다. 한번은 초음파 영상만 주어졌고 다른 한번은 초음파와 Koios DS 영상이 같이 제시되었는데, 평균 AUC는 각각 0.83과 0.87이었다. 결론적

으로 딥러닝 기반 진단보조 소프트웨어는 초음파 영상에서 유방병변 판정의 정확도를 향상시켰다. 우리나라 삼성메디슨에서도 유방초음파를 위한 딥러닝 기반 CAD 소프트웨어 (S-Detect)를 개발했고, 이것을 활용한 국내 다기관 연구의 결과가 최근 발표되었다 (28). 서울대학교병원, 세브란스병원, 삼성서울병원에서 무증상 여성의 초음파 검진에서 발견된 유방 종괴에 대해 S-Detect를 적용하였고, 소프트웨어의 형태학적 특징들 중에서 모양 (shape)과 방향 (orientation)이 가장 유용한 정보였다. 299개의 데이터를 이용하여 딥러닝 소프트웨어의 정량적 지표, BI-RADS 최종평가, 환자 나이 정보를 통합한 노모그램 (nomogram)을 구축한 후 164개의 데이터에 대해 검증하였다. 영상의학과 의사의 BI-RADS 판정과 비교하였을 때, 진단모델의 AUC가 향상되었고 민감도는 유지되면서 위양성율은 감소하였다 (45% vs. 97%, $P < 0.001$).

2) MRI

유방 MRI 판독을 위한 인공지능 소프트웨어의 개발은 삼차원 영상 문제와 검사마다 여러 시퀀스 (sequence)가 있어서 복잡해진다 (6, 29). 상용화된 기존 MRI CAD 시스템은 CADstream, DynaCAD for Breast가 있으며, 딥러닝 기술이 점점 발전되어 적용된다면 CAD 소프트웨어도 강화될 것이다 (29). 최근 10년간 유방 MRI에 적용된 인공지능 논문들을 조사한 종설에 따르면, 병변에 대한 악성과 양성의 감별이 가장 많았고 대부분 조영증강 영상이 분석에 사용되었다 (30). 인공지능을 이용하여 유방암 환자에서 선행항암요법의 치료 반응성을 평가하거나 액와림프절 전이나 Oncotype Dx 재발 점수를 MR 영상으로 예측하려는 연구가 있다 (31-36). 또한 MRI에서 유선조직의 양이나 배경실질조영증강 (background parenchymal enhancement) 정도를 딥러닝 방법으로 정량화 하려는 시도가 있다 (37, 38).

4. 인공지능의 도전과제

인공지능 알고리즘을 개발하는데 있어서 도전과제 중 하나는 대규모의 데이터셋을 구축하고 레이블링 작업을 수행하는 것이다. 크기가 작은 데이터셋에 대해서는 제한점을 줄여주는 인공지능 기법을 이용해야 한다. 두번째는 인공지능의 블랙박스 문제인데 개발된 인공지능 모델을 어떻게 해석하는냐가 중요한 이슈이다. 만약 모델의 의사결정 과정에 대한 충분한 근거가 없다면 의사나 환자 모

두에게 받아들여지기 어려울 수 있다. 마지막으로 인공지능 시스템이 상용화되기 전에 실제 환경에서 반드시 검증되어야 한다. 인공지능은 영상의학의 질과 가치를 높일 수 있으며, 영상의학과 의사가 인공지능 시스템의 특징과 한계를 이해하고 적절하게 사용한다면 보다 원활한 업무 환경에 놓이게 될 것으로 기대한다.

결 론

인공지능은 유방영상에서 판독의 정확도와 효율성을 향상시킬 수 있고, 유방촬영술을 이용하여 환자 개인의 유방암 발생 위험도를 평가하는데 도움을 줄 수 있다. 유방촬영술의 유방밀도나 MRI에서 유선조직의 양을 정량화하기 위해 인공지능이 적용될 수 있고, 다양한 진단 모델과 임상적인 예측 모델을 만드는 것에도 이용된다. 인공지능 시스템은 여러 기관에서 얻어진 다양한 영상 데이터셋에서 검증될 필요가 있으며, 실제로 사용되기 전에 임상 현장에서 철저한 평가가 이루어져야 한다.

참 고 문 헌

1. Bahl M. Artificial intelligence: a primer for breast imaging radiologists. J Breast Imaging 2020;2(4):304-314
2. 박승호. 의료인공지능: 인공지능 초심자를 위한 길라잡이. 대한영상의학학회지 2018;78(5):301-308
3. 송경두, 김명찬, 도신희. 딥러닝 알고리즘 개발과정을 통해 본 영상의학분야에서 딥러닝의 최신 경향. 대한영상의학학회지 2019;80(2):202-212
4. Soffer S, Ben-Cohen A, Shimon O, Amitai MM, Greenspan H, Klang E. Convolutional neural networks for radiologic images: a radiologist's guide. Radiology 2019;290(3):590-606
5. Morgan MB, Mates JL. Applications of artificial intelligence in breast imaging. Radiol Clin North Am 2021;59(1):139-148
6. Ou WC, Polat D, Dogan BE. Deep learning in breast radiology: current progress and future directions. Eur Radiol 2021 Jan 15. Online ahead of print
7. Le EPV, Wang Y, Huang Y, Hickman S, Gilbert FJ. Artificial intelligence in breast imaging. Clin Radiol 2019;74(5):357-366
8. Geras KJ, Mann RM, Moy L. Artificial intelligence for mammography and digital breast tomosynthesis: current concepts and future perspectives. Radiology

- 2019;293(2):246-259
9. 김기환, 이상협. 유방촬영술에서 인공지능의 적용: 알고리즘 개발 및 평가 관점. 대한영상의학회지 2021;82(1):12-28
10. 김종효. 영상정보학: 인공지능-빅데이터-데이터 과학 시대의 영상의학학을 위한 새 지평. 대한영상의학회지 2019;80(2):176-201
11. Rodríguez-Ruiz A, Krupinski E, Mordang JJ, et al. Detection of breast cancer with mammography: effect of an artificial intelligence support system. Radiology 2019;290(2):305-314
12. Rodríguez-Ruiz A, Lång K, Gubern-Merida A, et al. Standalone artificial intelligence for breast cancer detection in mammography: comparison with 101 radiologists. J Natl Cancer Inst 2019;111(9):916-922
13. Kim HE, Kim HH, Han BK, et al. Changes in cancer detection and false-positive recall in mammography using artificial intelligence: a retrospective, multireader study. Lancet Digital Health 2020;2(3):E138-E148
14. Yala A, Schuster T, Miles R, Barzilay R, Lehman C. A deep learning model to triage screening mammograms: a simulation study. Radiology 2019;293(1):38-46
15. Rodríguez-Ruiz A, Lång K, Gubern-Merida A, et al. Can we reduce the workload of mammographic screening by automatic identification of normal exams with artificial intelligence? A feasibility study. Eur Radiol 2019;29(9):4825-4832
16. Conant EF, Toledano AY, Periaswamy S, et al. Improving accuracy and efficiency with concurrent use of artificial intelligence for digital breast tomosynthesis. Radiol Artif Intell 2019;1(4):e180096
17. Balleyguier C, Arfi-Rouche J, Levy L, et al. Improving digital breast tomosynthesis reading time: a pilot multi-reader, multi-case study using concurrent Computer-Aided Detection (CAD). Eur J Radiol 2017;97:83-89
18. Chae EY, Kim HH, Jeong JW, Chae SH, Lee S, Choi YW. Decrease in interpretation time for both novice and experienced readers using a concurrent computer-aided detection system for digital breast tomosynthesis. Eur Radiol 2019;29(5):2518-2525
19. Amir E, Freedman OC, Seruga B, Evans DG. Assessing women at high risk of breast cancer: a review of risk assessment models. J Natl Cancer Inst 2010;102(10):680-691
20. Brentnall AR, Cuzick J, Buist DSM, Bowles EJA. Long-term accuracy of breast cancer risk assessment combining classic risk factors and breast density. JAMA Oncol 2018;4(9):e180174
21. Bahl M. Harnessing the power of deep learning to assess breast cancer risk. Radiology 2020;294(2):273-274
22. Dembrower K, Liu Y, Azizpour H, et al. Comparison of a deep learning risk score and standard mammographic density score for breast cancer risk prediction. Radiology 2019;294(2):265-272
23. Yala A, Lehman C, Schuster T, Portnoi T, Barzilay R. A deep learning mammography-based model for improved breast cancer risk prediction. Radiology 2019;292(1):60-66
24. Fujioka T, Mori M, Kubota K, et al. The utility of deep learning in breast ultrasonic imaging: a review. Diagnostics (Basel) 2020;10(12):1055
25. Kim J, Kim HJ, Kim C, Kim WH. Artificial intelligence in breast ultrasonography. Ultrasonography 2021;40(2):183-190
26. Yang S, Gao X, Liu L. et al. Performance and reading time of automated breast US with or without computer-aided detection. Radiology 2019;292(3):540-549
27. Mango VL, Sun M, Wynn RT, Ha R. Should we ignore, follow, or biopsy? impact of artificial intelligence decision support on breast ultrasound lesion assessment. AJR Am J Roentgenol 2020;214(6):1445-1452
28. Kim WY, Choi YH, Kim EK, et al. Deep learning based computer aided diagnosis in screening breast ultrasound to reduce false positive diagnoses. Sci Rep 2021;11(1):395
29. Sheth D, Giger ML. Artificial intelligence in the interpretation of breast cancer on MRI. J Magn Reson Imaging 2020;51(5):1310-1324
30. Codari M, Schiaffino S, Sardanelli F, Trimboli RM. Artificial Intelligence for breast MRI in 2008-2018: a systematic mapping review. AJR Am J Roentgenol 2019;212(2):280-292
31. Sutton EJ, Onishi N, Fehr DA, et al. A machine learning model that classifies breast cancer pathologic complete response on MRI post-neoadjuvant chemotherapy. Breast Cancer Res 2020;22(1):57
32. Tahmassebi A, Wengert GJ, Helbich TH et al. Impact of machine learning with multiparametric magnetic resonance imaging of the breast for early prediction of response to neoadjuvant chemotherapy and survival outcomes in breast cancer patients. Invest Radiol

- 2019;54(2):110-117
33. Gullo RL, Eskreis-Winkler S, Morris EA, Pinker K. Machine learning with multiparametric magnetic resonance imaging of the breast for early prediction of response to neoadjuvant chemotherapy. *Breast* 2020;49:115-122
34. Ha R, Chang P, Karcich J, et al. Predicting post neoadjuvant axillary response using a novel convolutional neural network algorithm. *Ann Surg Oncol* 2018;25(10):3037-3043
35. Ha R, Chang P, Karcich J, et al. Axillary lymph node evaluation utilizing convolutional neural networks using MRI dataset. *J Digit Imaging* 2018;31(6):851-856
36. Ha R, Chang P, Mutasa S, et al. Convolutional neural network using a breast MRI tumor dataset can predict oncotype Dx recurrence score. *J Magn Reson Imaging* 2019;49(2):518-524
37. Ha R, Chang P, Mema E, et al. Fully automated convolutional neural network method for quantification of breast MRI fibroglandular tissue and B-background parenchymal enhancement. *J Digit Imaging* 2019;32(1):141-147
38. Nam Y, Park GE, Kang J, Kim SH. Fully automatic assessment of background parenchymal enhancement on breast MRI using machine-learning models. *J Magn Reson Imaging* 2021;53(3):818-826