

유방 초음파 실시간 인공지능 진단 모델: 키프레임 기반의 동영상 테스트 블록을 이용한 조기 검증 연구

조서현^{1,2} · 김재일^{1,2} · 김찬호^{1,2} · 신호경^{1,2} · 김혜정³ · 윤정현⁴ · 정해정^{2,3} · 김원화^{2,3}

¹경북대학교 IT대학 컴퓨터학부, ²(주) 빔웍스, ³경북대학교 의과대학 칠곡경북대병원 영상의학과,
⁴연세대학교 의과대학 세브란스병원 영상의학과

목적: 실시간으로 유방 초음파 영상을 분석하여 암 의심 병변을 검출하고 감별진단하는 인공지능 진단 모델을 제안하고, 키프레임 중심의 동영상 블록 테스트 데이터를 이용하여 제안 모델의 진단 성능과 실시간 성능에 대한 검증 연구를 수행하고자 하였다.

대상 및 방법: 실시간 진단 보조를 위한 인공지능 딥러닝 모델은 기술사업화를 목적으로 50만장 이상의 유방초음파 데이터를 학습하여 개발되었다. 제안 기법의 실시간 초음파 진단에 대한 성능을 검증하기 위해 조직검사로 확진된 유방암 환자들로부터 6편의 초음파 동영상을 수집하였다. 모델 평가를 위해 수집된 모든 영상으로부터 랜덤마크 기반의 키프레임 추출 알고리즘을 사용하여 초당 10프레임으로 프레임을 추출하였으며, 총 25개의 키프레임 블록을 생성하였다. 생성된 키프레임 블록의 레이블링은 숙련된 유방 영상 전문의가 병리 영상 판독지 참조하여 블록 단위로 수행하였다. 진단 성능지표는 정확도, AUC, 민감도, 특이도로 산출하였고, 실시간 성능에 대한 평가는 병렬 연산 가속화를 위해 GPU를 사용하는 환경과 사용하지 않는 환경에서 한 프레임당 모델 입력부터 추론까지의 시간을 GPU가 있는 하드웨어(HW Configuration 1) 및 GPU가 없는 하드웨어(HW Configuration 2) 모두에서 측정하는 방식으로 수행하였다.

결과: 키프레임 블록 데이터 셋은 비악성 14개, 악성 5개로 레이블링 되었고, 6개는 제외하였다. 레이블링된 키프레임 블록은 201개의 프레임 영상을 포함하였다. 진단 성능 지표는 정확도 0.882, AUC 0.917, 민감도 1.0, 특이도 0.833으로 나타났다. 추론 시간은 HW Configuration 1에서 평균 0.03초, HW Configuration 2에서 평균 0.06초가 소요되어, GPU가 없는 환경에서도 초당 17 프레임을 처리할 수 있는 실시간성을 달성하였다.

결론: 개발된 모델은 높은 진단 성능과 즉각적인 추론 시간으로 유방 초음파 검사 시 실시간 진단 지원이 가능하며, 실제 초음파 검사에 적용하였을 때 사용자의 유방 병변의 검출과 진단 성능을 향상시켜줄 것으로 기대한다.

Index words: Breast; Ultrasound; Cancer; Real-time; Dynamic; Artificial Intelligence (AI);
Computer-aided Diagnosis (CAD)

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIT) (No.2020R1C1C1006453, No.2019R1G1A1098655), Ministry of Education (No. 2020R1I1A3074639), and by the Korean Society of Breast Imaging & Korean Society for Breast Screening (KSBI & KSFBS-2017-01).

Correspondence to: Won Hwa Kim, M.D., Ph.D.

Department of Radiology, School of Medicine, Kyungpook National University, Kyungpook National University Chilgok Hospital, 807 Hoguk-ro, Buk-gu, Daegu 41404, Korea

E-mail: greenoaktree9@gmail.com, oaktree9@beamworks.co.kr

서 론

유방암은 전 세계 여성들에게 가장 치명적인 질병 중 하나이다. 유방암의 조기 진단은 일반적으로 성공적인 치료의 기회를 증가시키고 사망률을 효과적으로 감소시킨다 (1). 유방암 조기 진단을 위해서 유방촬영술, 초음파, 자기 공명영상 검사가 주로 사용되고 있다. 특히, 초음파 검사는 양성과 악성 종양을 구별하기 위한 주요 방법으로 사용되며, 비침습적이며 방사선의 위험이 없고 사용하기 쉬우며 실시간 모니터링이 가능하다는 장점이 있다. 또한, 치

밀 유방으로 인해 유방촬영술에서 발견이 되지 않는 유방암도 진단할 수 있다 (2-4).

이러한 장점에도 불구하고 초음파 영상 진단에는 몇 가지 한계가 있다. 초음파 진단 과정은 검사자가 환자 1명당 30,000장 이상의 프레임 영상으로부터 병변을 검출한 후, 병변의 악성 확률에 대해 판단하여 조직검사와 수술적 제거 여부에 대한 결정을 내리게 된다 (5). 이 때 전적으로 의사의 주관적 판단에 의존하고, 병변 진단을 위해 높은 수준의 전문 지식이 필요하기 때문에, 전문가와 비전문가의 진단 성적의 차이가 크고 의사들 간의 진단 일치도가

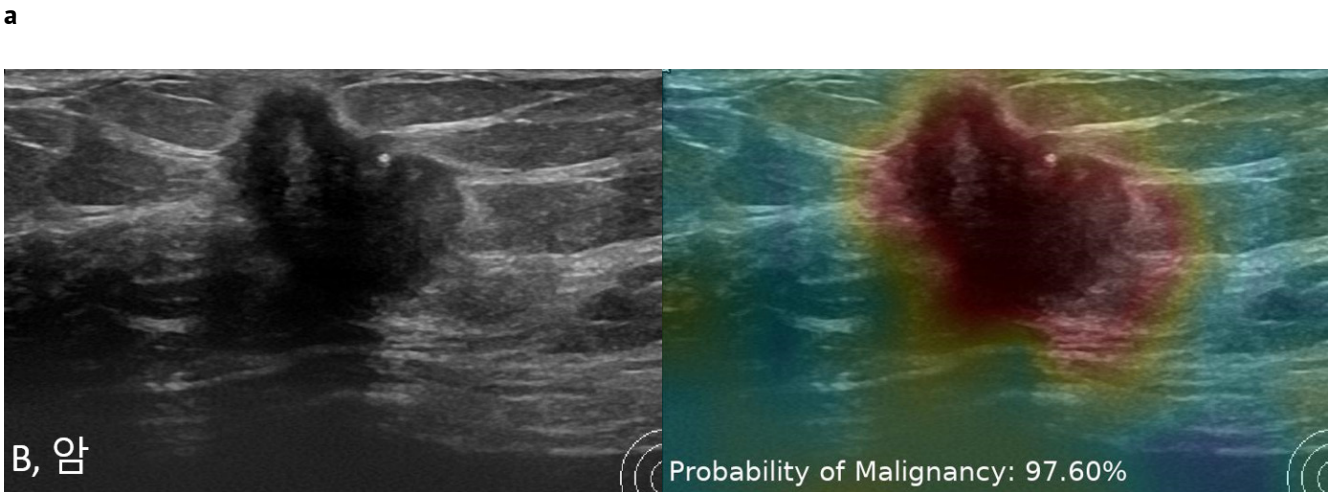
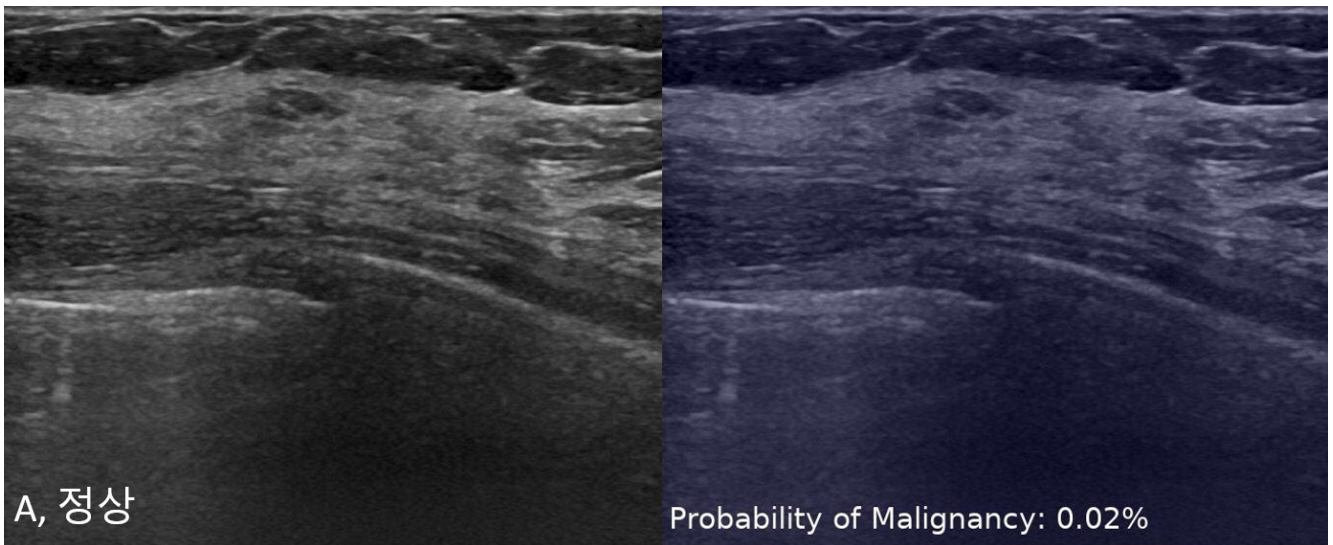


그림 1. CadAI-B 모델의 검출 시각화 및 악성도 제공 결과

(a) 정상 증례의 B-mode영상(왼쪽)과 이를 진단하는 CadAI map(오른쪽). 본 연구에서 제안된 인공지능 모델(CadAI-B, v1.0.0)이 이 케이스의 경우 0.02%의 악성도로 예측을 하면서 유의미한 병변을 하이라이트하지 않고 있는 모습. (b) 암 증례의 B-mode영상(왼쪽)과 이를 진단하는 CadAI map(오른쪽). 본 연구에서 제안된 인공지능 모델(CadAI-B, v1.0.0)이 이 케이스의 경우 97.6%의 악성도로 예측을 하면서 증괴영역을 붉은색으로 하이라이트하고 있는 모습.

낮게 나타나는 경향이 있다 (6-8). 또한, 양성 병변 및 유사 병변으로 인한 높은 위양성률과 위음성률은 불필요한 조직검사와 수술을 유발한다 (9, 10).

이러한 한계를 극복하기 위하여, 초음파 영상을 위한 컴퓨터 지원 진단 시스템(Computer-Aided Diagnosis System, CAD)이 검사자의 진단 성적을 향상시킬 수 있다는 것이 보고되고 있으며, 특히 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 기술을 적용한 AI-CAD에 대한 관심이 높아지고 있다 (11, 12). 유방 초음파 영상을 사용한 검출, 감별진단 및 병변 분할을 위한 연구에서 합성곱 신경망(Convolutional Neural Networks)이 기존 영상 처리 기반 CAD에 비해 높은 성능을 보였다 (13-16). 현재까지 AI-CAD 연구들은 사용자가 병변 발견 후 캡처한 정지 초음파 영상을 대상으로 감별 진단을 지원하는 모델을 제안하였다. 하지만 초음파 진단은 임상적으로 유의미한 병변

을 검출하는 과정이 선행되어야 하며, 동시에 이러한 검출 과정이 스캔 시간 동안 실시간으로 이루어 진다. 이러한 초음파 진단의 실시간성을 지원하기 위한 AI-CAD 기술은 초음파 영상 프레임을 입력으로 하여, 병변을 검출하고 악성 여부에 따라 시각화하는 AI 모델 처리 과정을 최소 1초당 20프레임(0.05초/frame) 수준으로 수행할 수 있는 실시간 처리 성능을 갖추어야 한다. 본 연구진은 실시간 검출 및 감별 진단 기술을 구현하기 위해 각각 다른 모델로 구현하기보다 동시에 수행할 수 있는 단일 신경망 모델을 구현하여 수행 시간을 단축시키면서도 높은 진단 성능을 보이는 실시간 유방 초음파 AI-CAD를 개발하였다. 본 연구는 키프레임(Keyframe) 중심의 동영상 블록 테스트 데이터를 활용하여, 실시간 유방 초음파 AI-CAD 모델의 진단 성능 및 실시간 성능에 대한 검증 연구를 수행하였다.

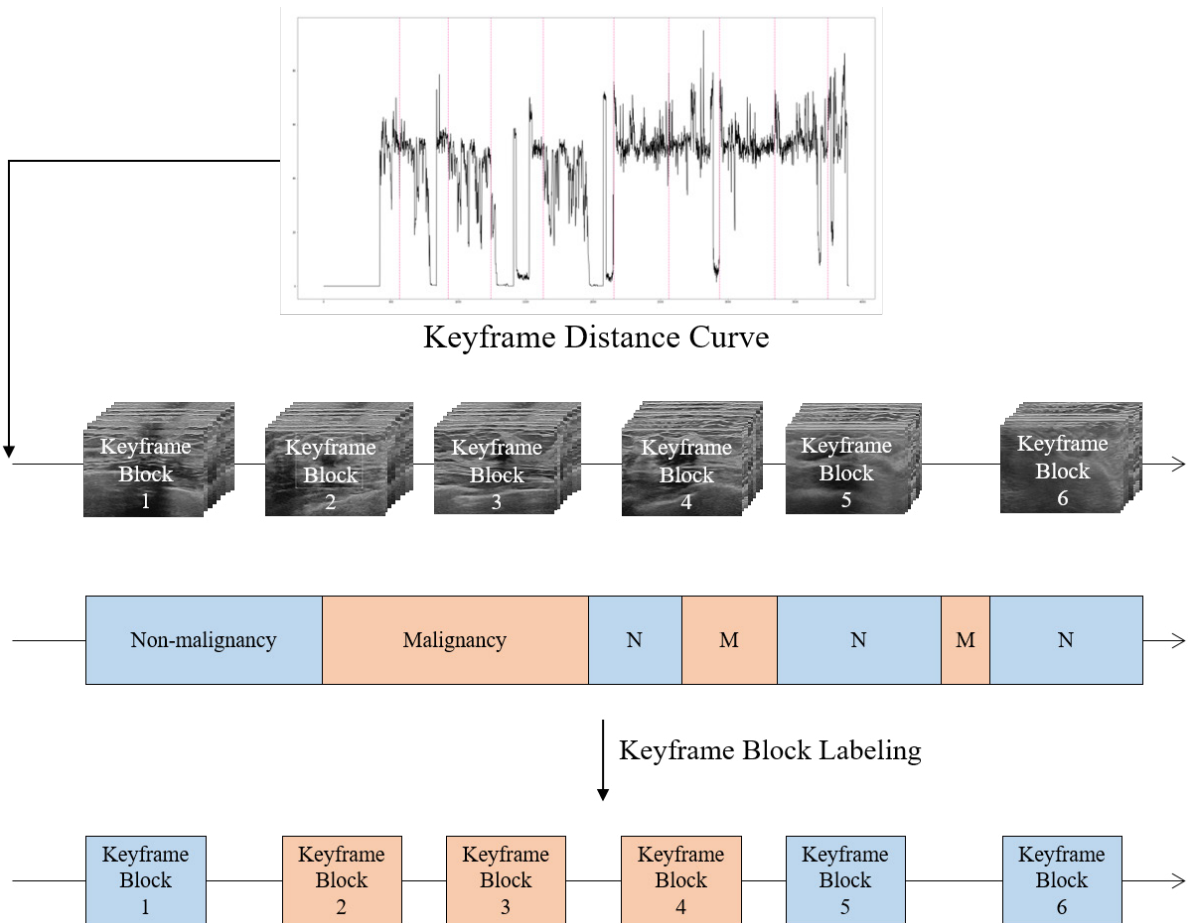


그림 2. 키 프레임 블록에 대한 악성/비악성 라벨링 결정 방법
 랜드마크 기반 키 프레임 결정 알고리즘을 이용하여 키프레임(Keyframe Distance Curve에서 붉은 선) 추출 후, 키 프레임 블록 단위로 악성과 비악성 레이블링을 수행한다. 악성 프레임과 비악성 프레임을 모두 포함하는 경우, 악성으로 레이블링한다.
 N = Non-malignancy, M = Malignancy

대상 및 방법

본 연구에 평가된 실시간 진단 모델은 50만장 이상의 유방 초음파 영상을 학습하는 약지도(Weakly-supervised)기반 학습 딥러닝 알고리즘을 기초로 개발된 모델로 (CadAI-B, version 1.0.0, BeamWorks, Inc., Daegu, Republic of Korea) 악성 진단과 관련된 연관성 맵을 생성하여 유방암 의심영역을 시각화 함으로써 유의미한 병변 검출을 돕고, 동시에 초음파 영상 대한 정량적 악성확률을 제시한다 (그림 1). 실시간 진단 모델은 학습된 모델 성능을 유지하면서, 모델의 연산 속도를 높이기 위하여 신경망 압축 기술을 이용한 경량화를 수행하였다. 이때 경량화 이후에도 진단 정확도 유지를 위한 추가적인 모델 최적화 과정을 함께 수행하였다 (17).

실시간 AI-CAD 모델의 평가를 위하여, 2021년 1월부터 2021년 7월까지 칠곡경북대학교 병원에서 유방 초음파를 시행한 환자들로부터 동의서를 획득 후 총 6편의 초음파 영상 비디오를 수집하였다. 초음파 동영상의 길이는 양쪽 유방에 대한 영상을 획득하는데 초당 30프레임으로 평균 3분이다. 모든 영상은 모델 평가를 위해 초당 10프레임

의 일정한 간격으로 프레임을 추출하고, 이후 프레임 단위 랜드마크 기반 키 프레임 추출 알고리즘을 (18) 사용하여, 영상마다 25개의 키 프레임 블록을 생성하였다. 키 프레임 추출 알고리즘은 프레임마다 다수의 랜드마크를 추출하고, 인접 시간의 프레임에서 추출된 랜드마크 간 대응성을 영상 특징들을 이용하여 구축한 뒤, 대응되는 랜드마크가 적거나 거리가 먼 경우 영상 컨텍스트가 달라진 것으로 판단하여, 대표 키프레임으로 추출하는 방식이다 (그림 2). 추출된 키 프레임을 중심으로 앞뒤 각 10초간 프레임들을 포함하여, 키 프레임 블록으로 정의한다. 따라서 각 키 프레임 블록은 201 프레임으로 구성된다. 키 프레임 블록의 레이블링은 숙련된 한명의 유방 영상 전문가가 병리 및 영상 판독지를 참조하여 블록 단위로 수행하였다. 키 프레임 블록 데이터 셋은 비악성 14개, 악성 5개로 구성되었고, 6개는 제외되었다. 제외 기준은 (1) 초음파 B-Mode가 포함되지 않은 경우, (2) 초음파 B-Mode 영상이 Freeze 상태인 경우, (3) 기타 영상 잡음, 마커 등이 포함된 경우이다. 표 1은 전체 실시간 초음파 영상 테스트 데이터 셋의 분포이다.

본 논문에서 제안한 CadAI-B 모델은 진단 성능

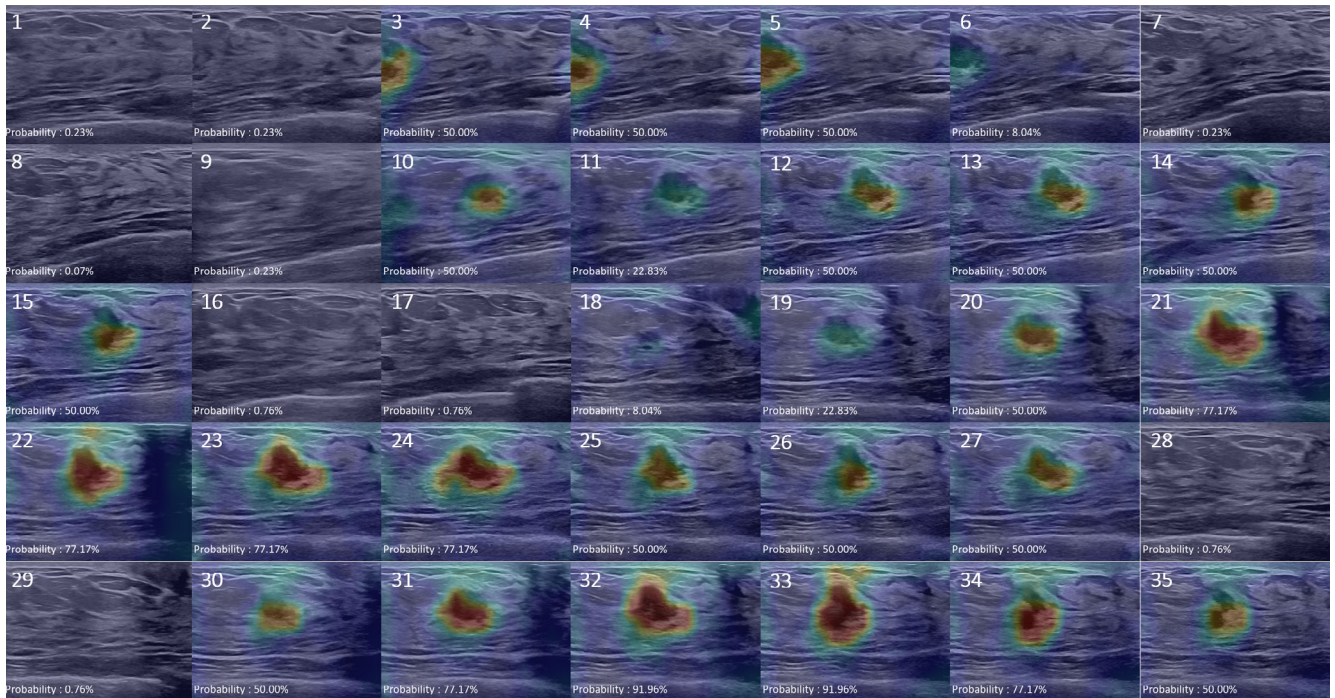


그림 3. 실시간 영상 키프레임 블록에 대한 실시간 초음파 진단 모델 (CadAI-B)의 악성 의심 영역 검출 및 악성도 출력 결과. 악성 병변이 포함된 시계열적으로 나열된 프레임 영상에서 제안된 모델이 병변을 검출하고, 악성도를 출력하는 모습. 병변이 포함되지 않은 프레임(1~2, 7~9, 16~17, 28~29)에서는 붉은 영역이 없이 낮은 악성 확률을 제공하며 악성 병변이 포함된 프레임에서는 붉은색으로 병변을 표시하며 높은 악성확률을 제공하고 있다.

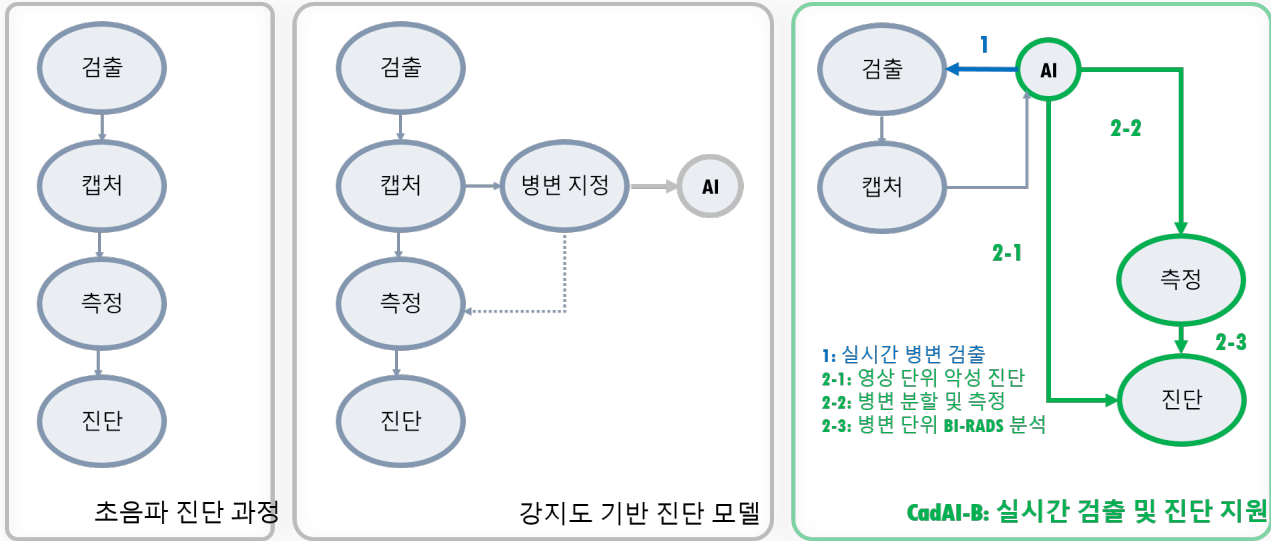


그림 4. 기존 관심영역 기반 강지도학습 진단 모델과 제안된 CadAI-B모델의 진단 보조의 비교 구조
 일반적으로 초음파 진단 과정(왼쪽)은 검출, 캡처, 측정, 진단으로 이루어 진다. 기존의 관심 영역 기반 강지도학습(Strong-supervised) 모델은 사용자가 병변을 캡처하고 지정하여야만 인공지능 진단을 수행할 수 있지만, CadAI-B 모델은 약지도학습(Weakly-supervised)과 강지도학습 알고리즘을 유연하게 활용함으로써, 검출 단계부터 인공지능이 지원하며, 사용자가 직접 병변을 지정하지 않아도 측정과 진단을 동시에 수행한다.

표 1. 실시간 초음파 영상 테스트 데이터 셋

	전체	악성	양성	정상
Video 수	6	4	2	-
Block수	25	5	14	6
Frame 수	3,819	1,005	2,814	-
크기 (mm)	-	5 ~ 19	4 ~ 7	-

과 실시간 성능으로 구분하여 평가하였다. 진단 성능은 AUC(Area under the Receiving Operator Characteristics Curve), 민감도(Sensitivity), 특이도(Specificity)로 평가하여 경량화 전/후를 비교하였으며, 실시간 성능에 대한 평가는 영상 전처리를 통한 모델 입력부터 추론까지의 시간을 측정하여 계산하는 프레임 당 평균 연산 시간(Second per Frame)을 사용하였다. 실시간 성능평가에서는 딥러닝 모델 구현 시 병렬 연산 가속화를 위한 GPU를 사용하는 환경과 사용하지 않는 환경에서 동작 속도를 계산하기 위하여 두가지 하드웨어 셋팅을 구성하였다. 이를 통해 신경망 경량화를 통하여, GPU를 사용하지 않는 환경에서도 충분한 실시간 성능을 달성할 수 있는지 검증하였다. 첫번째 하드웨어 셋팅은 Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU @ 2.90GHz, 32GB, GeForce RTX 3080 GPU으로 구성되었으며 (HW Configuration 1), 두번째 하드웨어 셋팅은 Intel(R) Core(TM) i9-

9880H CPU @ 2.30GHz, 16GB를 사용하였고, GPU는 사용하지 않았다(HW Configuration 2).

결 과

제안된 모델의 테스트 블록들에 대한 진단 성능 지표는 AUC 0.92, 민감도 1.00, 특이도 0.83으로 나타났다. 그림 3과 같이 AI-CAD 모델은 키 프레임 블록에 포함된 모든 프레임에 대해 실시간으로 검출을 지원하는 연관성 맵과 감별 진단을 지원하는 악성 확률을 제공한다. 전문가가 악성으로 레이블링한 모든 키 프레임 테스트 블록 중 병변이 나타나는 프레임에서 AI-CAD 모델이 제공한 연관성 맵의 하이라이트 영역이 악성 병변의 위치에 정확하게 대응됨을 확인하였다.

평균 추론 시간은 HW Configuration 1에서 0.03초/frame, HW Configuration 2에서 0.06초/frame로 측정되었다. 또한, 이러한 추론 시간을 기반으로 동영상 테스트 블록에 대한 진단 모델을 적용하였을 때, 뚜렷한 지연 없이 실시간으로 검출 및 진단을 보조할 수 있음을 확인하였다. 이러한 실시간 성능을 달성하기 위한 경량화 방법을 적용하여 진단 모델의 크기가 104.62 MB에서 29.6 MB로 감소함에도 불구하고, 진단 성능은 유지되었음을 확인하였다 (표 2).

표 2. 경량화 전후 진단 성능 비교

	AUC	Sensitivity	Specificity	Model Size (MB)
경량화 전	0.957	0.944	0.821	104.62
경량화 후	0.955	0.936	0.861	29.6

* MB: megabyte

고 찰

본 논문은 AI-CAD 모델을 이용한 실시간 초음파 진단 지원 기술의 진단 성능과 실시간성을 평가하는 것을 목표로 하였다. 해당 AI-CAD 모델은 50만장 이상의 유방 초음파 영상으로 구성된 대규모 영상 데이터베이스로 학습되었다 (19). 또한, 약지도 학습을 기반으로 악성 진단과 연관된 영역을 시각화하여, 사용자가 악성 병변 위치를 쉽게 검출할 수 있도록 지원하면서, 동시에 정량적 악성 확률을 제공한다. 그리고 초음파 진단 과정에서 실시간 적용이 가능하도록 프레임 당 추론 시간을 줄이는 신경망 압축 기반 경량화 방법을 사용하였고, 경량화 후 진단 성능을 유지하기 위한 최적화 과정을 수행하였다.

그 동안 정지 영상을 이용한 초음파 AI-CAD를 분석한 연구들이 소개되었으나, 실시간 영상을 대상으로 초음파 AI-CAD 모델을 검증한 연구는 없었다. 실시간 영상을 대상으로 진단 성능을 분석하기 위해서는, 시계열적으로 계속 이어져 있는 동영상을 프레임 단위로 분할하고 각각 시간에 대해 정답(Ground Truth)을 레이블링하는 과정이 불가피하다. 하지만, 사용자가 주관적으로 직접 프레임들을 선택하고 추출할 경우, 편향된 평가 데이터를 가질 수 있기 때문에, 본 연구는 랜드마크 기반 프레임간 유사성 측정 알고리즘을 사용하여 자동으로 컨텍스트의 변화가 있는 유의미한 키프레임을 추출하여, 키프레임 중심의 영상 블록 데이터를 구축하고, 블록 단위의 레이블링을 수행하여 초음파 AI-CAD 모델의 검증 연구를 수행하였다.

본 연구의 결과는 제안된 모델이 실시간 유방 초음파 영상을 분석하여 높은 병변 검출 및 진단 성능으로 진단 지원이 가능함을 보여준다. 하지만 향후 임상적용을 위해 해결해야 할 문제도 발견할 수 있었다. 본 연구에서 제안된 모델은 50만장 이상의 정상 영상을 학습하여 다양한 정상 유방 패턴들을 대부분 비악성으로 실시간 분석하여, 유의미한 신호를 보이지 않았지만, 일부의 프레임에서 약한 위양성 신호가 확인되었다. 특히, 유두 뒤쪽으로 후방음향영(Posterior Acoustic Shadowing) 및 선조직의 이질성(Heterogeneous)이 높은 영역에서 위양성 신호가 주로

감지되었다. 이는 사람과 비슷하게 본 AI-CAD가 일부 비종괴성 유방암인지 의심하는 과정이라고 보이며, 추후 위양성 신호의 주요 패턴들이나 케이스를 모아서 지속 학습(Continual Learning)을 통해 개선하고자 한다.

본 연구에 쓰인 모델은 약지도학습과 강지도학습(Strong-supervised) 딥러닝 알고리즘을 유연하게 적용하였고, 종래의 강지도학습 기반 알고리즘과 비교하여, 모델의 학습과 임상적용에서 장점이 많다 (그림 4). 강지도학습 기반 기술들은 일반적으로 전문가가 병변의 관심 영역(Region of Interest, ROI)을 이미지 내에서 수동 혹은 반자동으로 분할(Segmentation)하는 작업을 요구한다. 또한, 자동화된 ROI 분할 방법을 이용하더라도, 전문가가 직접 ROI를 검증하는 것이 여전히 필요로 하여, 다음과 같은 한계를 수반한다. 첫째, 관심 영역에 대한 분할작업은 시간이 많이 들고 노동 집약적이기 때문에 수만개 이상의 학습 데이터를 필요로 하는 높은 진단 성능과 일반화 성능의 딥러닝 모델을 개발하는 데 한계가 있다. 둘째, 관심 영역에 대한 분할작업은 병변 특성(양성/악성 가능성에 따른 경계, 모양)에 대한 주관적인 사전 판정을 한 후에 이루어지므로 데이터에 기반하여 파라미터를 정하는 딥러닝 알고리즘에 편향(Bias)을 추가하여 모델의 성능에 부정적인 영향을 줄 수 있다. 셋째, 강지도학습에만 의존한 인공지능 모델은 임상적으로 적용할 때 입력 값 역시 분할된 관심영역을 필요로 하므로 영상에 대한 딥러닝 모델 예측값을 얻기 위해서는 사용자가 매번 관심 영역을 지정하고 ROI 분할작업을 검증해야 하는 번거로움이 있어 임상적으로 활용되기가 어렵다. 넷째, 병변을 감별 진단하는데 병변 영역이 아닌 병변 주변 영역(예, 주변 조직의 변화 및 에코도)이 도움이 되는 경우가 많은데 현재까지의 강지도 기반의 인공지능 모델은 병변 영역만을 학습에 활용함으로써 포괄적 영상적 정보를 학습하는데 한계가 있다. 다섯째, 강지도 기반의 인공지능 모델은 유방 종괴를 감별 진단하는 목적에 국한하여 정상인 영상들을 분석하지 못한다. 이는 실제 유방 초음파 영상 프레임에서 가장 많은 수를 차지 않는 것이 정상(병변이 없는) 영상이므로 임상적으로 활용하는데 중요한 장애라고 할 수 있다.

결론적으로, 본 연구에서 개발된 모델은 높은 진단 성능과 즉각적인 추론 시간으로 유방 초음파 검사 시 실시간 진단 지원이 가능하며, 실제 초음파 검사에 적용하였을 때 사용자의 유방 병변의 검출과 진단 성능을 향상시켜줄 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

1. Wang L. Early Diagnosis of Breast Cancer. *Sensors (Basel)* 2017;17:1572
2. Moore SK. Better breast cancer detection. *IEEE Spectrum* 2001;38:50-54
3. Stavros AT, Thickman D, Rapp CL, Dennis MA, Parker SH, Sisney GA. Solid breast nodules: Use of sonography to distinguish between benign and malignant lesions. *Radiology* 1995;196:123-134
4. Brem RF, Lenihan MJ, Lieberman J, Torrente J. Screening breast ultrasound: Past, present, and future. *AJR Am J Roentgenol* 2015;204:234-240
5. Wells PN, Liang HD. Medical ultrasound: imaging of soft tissue strain and elasticity. *J R Soc Interface* 2011; 8:1521-1549
6. Abd-Elmoniem KZ, Youssef AB, Kadah YM. Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion. *IEEE Trans Biomed Eng* 2002;49:997-1014
7. Berg WA, Blume JD, Cormack JB, Mendelson EB, Lehrer D, Böhm-Vélez M, et al. Combined Screening With Ultrasound and Mammography vs Mammography Alone in Women at Elevated Risk of Breast Cancer. *JAMA* 2008;299:2151-2163
8. Wang S, Huang TZ, Zhao XL, Mei JJ, Huang J. Speckle noise removal in ultrasound images by first- and second-order total variation. *Numer Algor* 2018;78:513-533
9. Berg WA, Blume JD, Cormack JB, Mendelson EB. Operator dependence of physician-performed whole-breast us: Lesion detection and characterization. *Radiology* 2006;241:355-365
10. Skaane P, Olsen JB, Sager EM, Abdelnoor M, Berger A, Kullmann G, et al. Variability in the interpretation of ultrasonography in patients with palpable noncalcified breast tumors. *Acta Radiol* 1999;40:169-175
11. Yap MH, Edirisinghe E, Bez H. Processed images in human perception: A case study in ultrasound breast imaging. *Eur J Radiol* 2010;73:682-687
12. Drukker K, Grusauskas NP, Sennett CA, Giger ML. Breast us computer-aided diagnosis workstation: Performance with a large clinical diagnostic population. *Radiology* 2008;248:392-397
13. Byra M, Galperin M, Ojeda-Fournier H, et al. Comstock, and M. Andre. Breast mass classification in sonography with transfer learning using a deep convolutional neural network and color conversion. *Med Phys* 2019;46:746-755
14. Han S, Kang HK, Jeong JY, Park MH, Kim W, Bang WC, et al. A deep learning framework for supporting the classification of breast lesions in ultrasound images. *Phys Med Biol* 2017;62:7714-7728
15. Kim C, Kim WH, Kim HJ, Kim J. Weakly-supervised us breast tumor characterization and localization with a box convolution network. *Medical Imaging (2020)*
16. Shin SY, Lee S, Yun ID, Kim SM, Lee KM. Joint weakly and semi-supervised deep learning for localization and classification of masses in breast ultrasound images. *IEEE Trans Med Imaging* 2019;38:762-774
17. Garifulla M, Shin J, Kim C, Kim WH, Kim HJ, Kim J, et al. A Case Study of Quantizing Convolutional Neural Networks for Fast Disease Diagnosis on Portable Medical Devices. *Sensors (Basel)* 2021;22:219
18. Schoeffmann K, Del Fabro M, Szkaliczki T, Böszörményi L, Keckstein J. Keyframe extraction in endoscopic video. *Multimed Tools Appl* 2015;74:11187-11206
19. Kim J, Kim HJ, Kim C, Lee JH, Kim KW, Park YM, et al. Weakly-supervised deep learning for ultrasound diagnosis of breast cancer. *Sci Rep* 2021;11:24382

Real-Time Breast Ultrasound Artificial Intelligence Diagnosis using Dynamic Image Test Blocks

Seohyun Jo^{1,2}, Jaeil Kim^{1,2}, Chanho Kim^{1,2}, Ho Kyung Shin^{1,2}, Hye Jung Kim³, Jung Hyun Yoon⁴,
Hae Jung Jung^{2,3}, Won Hwa Kim^{2,3}

¹*School of Computer Science and Engineering, Kyungpook National University, Daegu, Korea,* ²*BeamWorks Inc.,
Departments of Radiology, Kyungpook National University Chilgok Hospital, School of Medicine, Kyungpook
National University, Daegu, Korea,* ⁴*Department of Radiology, Severance Hospital, Research Institute of Radiological
Science, Yonsei University, College of Medicine, Seoul, Korea*

Purpose: In this study, we propose an AI-based decision support method that detects and differentiates lesions from given breast ultrasound images in real-time. We also evaluate the effectiveness of the proposed method using a keyblock-wise accuracy and computation time measurement.

Materials and Methods: A weakly supervised deep learning model for the real-time decision support was implemented and trained using more than 500,000 breast ultrasound images. To evaluate the real-time performance of the proposed model on dynamic ultrasound images, we collected six ultrasound videos from breast cancer patients at Kyungpook National University Chilgok Hospital. In the model evaluation, 25 key-frame blocks with 201 frames per block were extracted using a landmark-based key-frame extraction algorithm. The block-wise labeling was performed by an experienced radiologist with reference to pathologic and radiologic reports. Diagnostic performance indicators were accuracy, AUC, sensitivity, and specificity. For the evaluation of real-time processing, the computation time per frame was measured in both hardware with GPU (HW Configuration 1) and hardware without GPU (HW Configuration 2).

Results: The key-frame blocks were labeled with 14 non-malignancy cases and 5 malignancy cases (6 cases were excluded), and each block contained 201 frame images. The diagnostic performance was 0.882 of accuracy, 0.917 of AUC and sensitivity/specificity was 1.0/0.833, respectively. The inference time was 0.03 seconds per frame in HW Configuration 1 and 0.06 seconds per frame in HW Configuration 2.

Conclusion: The developed model can support breast ultrasound diagnostics in real-time due to high diagnostic performances and fast inference time.

Index words: Breast; Ultrasound; Cancer; Real-time; Dynamic; Artificial Intelligence (AI); Computer-aided Diagnosis (CAD)

Corresponding author: Won Hwa Kim, M.D., Ph.D.