(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0138704
(43) 공개일자 2023년10월05일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 6/00 (2006.01) *A61B 6/12* (2006.01)
G06T 7/00 (2017.01) *G06T 7/11* (2017.01)
G16H 30/40 (2018.01) *G16H 50/20* (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 6/502 (2013.01)
A61B 6/12 (2020.08)
(21) 출원번호 10-2022-0036641
(22) 출원일자 2022년03월24일
심사청구일자 2022년03월24일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)
(72) 발명자
강상길
서울특별시 용산구 새창로 70 (도원동, 도원동삼성래미안) 108동 1203호
분요드벡
인천광역시 미추홀구 재넘이길 141-21 (용현동, 다흥탑스빌) House 402
(74) 대리인
특허법인아이더스

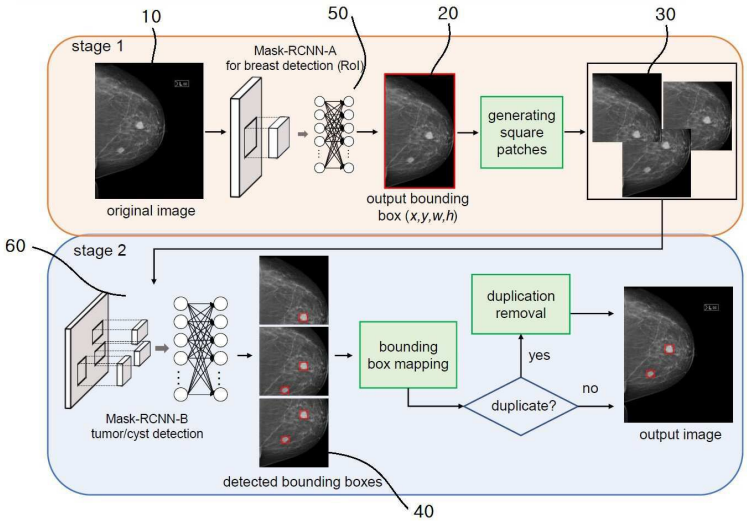
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 **고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법**

(57) 요 약

본 발명은 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 2단계에 걸친 딥러닝 학습을 통해 고화질의 유방 촬영 영상, 즉 고해상도 맘모그램 이미지(mammographic image)로부터의 상대적으로 크기가 작은 종양을 자동으로 검출 및 분류할 수 있도록 함과 동시에 기존에 비해 검출 및 분류 정확도를 대폭 향상시킬 수 있도록 하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법에 관한 것이다.

대 표 도 - 도2



(52) CPC특허분류
A61B 6/5217 (2020.08)
G06T 7/0012 (2013.01)
G06T 7/11 (2017.01)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G06T 2207/10116 (2013.01)
G06T 2207/30068 (2013.01)
G06T 2207/30096 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711129301
과제번호	2019R1A2C1008048
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	모바일 디바이스 기반 딥러닝 경량화 부분학습 및 가속화 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	인하대학교
연구기간	2021.03.01 ~ 2022.02.28

명 세 서

청구범위

청구항 1

다수의 고해상도 맘모그램 이미지 데이터들을 수집하여 Mask RCNN 알고리즘을 통해 딥러닝 학습을 수행하는 딥러닝 학습단계와,

상기 딥러닝 학습단계에서의 학습 결과를 이용하여 고해상도 맘모그램 이미지로부터 유방 영역을 추출하는 유방추출단계와,

상기 딥러닝 학습단계에서의 학습 결과를 이용하여 추출된 유방 영역으로부터 종양을 검출하는 종양검출단계를 포함하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 딥러닝 학습단계는,

Mask RCNN 알고리즘을 이용하여 상기 유방추출단계에서 활용될 유방탐지모델을 학습하는 제1학습단계와,

Mask RCNN 알고리즘을 이용하여 상기 종양검출단계에서 활용될 종양탐지모델을 학습하는 제2학습단계를 포함하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법.

청구항 3

제 2항에 있어서,

상기 유방추출단계는 상기 제1학습단계에서 학습된 유방탐지모델을 이용하여 고해상도 맘모그램 이미지로부터 유방 영역을 검출한 후 제1경계상자로 출력하는 유방탐지단계와,

상기 유방탐지단계에서 출력된 유방 영역의 제1경계상자를 분할하는 다수 개의 패치를 생성하는 패치생성단계를 포함하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법.

청구항 4

제 3항에 있어서,

상기 패치생성단계에서 생성되는 패치들은 정사각 형상인 것을 특징으로 하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법.

청구항 5

제 2항에 있어서,

상기 종양검출단계는 상기 제2학습단계에서 학습된 종양탐지모델을 이용하여 추출된 유방 영역으로부터 종양을 검출한 후 제2경계상자로 출력하는 종양탐지단계와,

상기 종양탐지단계에서 출력된 제2경계상자를 맘모그램 이미지 원본에 매핑시키는 경계상자 매핑단계 및

상기 출력된 제2경계상자들 중 동일한 종양을 포함하는 중복된 제2경계상자들을 제거하여 검출된 종양을 포함하는 고유한 맘모그램 이미지를 출력하는 중복제거단계를 포함하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출

방법.

청구항 6

제 5항에 있어서,

상기 제2학습단계에서의 종양탐지모델 학습은 유방추출단계에서 추출된 유방 영역으로부터 검출된 종양의 BI-RADS 분류 및 신뢰도 점수 학습을 포함하고,

상기 종양탐지단계에서는 검출된 종양의 BI-RADS 분류 및 신뢰도 점수를 함께 출력하는 것을 특징으로 하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 2단계에 걸친 딥러닝 학습을 통해 고화질의 유방 촬영 영상, 즉 고해상도 맘모그램 이미지(mammographic image)로부터의 상대적으로 크기가 작은 종양을 자동으로 검출 및 분류할 수 있도록 함과 동시에 기존에 비해 검출 및 분류 정확도를 대폭 향상시킬 수 있도록 하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 일반적으로 유방암은 유방에 발생하는 모든 악성 종양을 통틀어 말하는 것으로, 유방에 비정상적인 조직이 계속 자라거나 다른 장기에 퍼지는 치명적인 병이다.

[0004] 최근 들어, 유방암이 전체 여성 암 발생순위 1위에 오를 만큼 발병율이 높아지고 있는데, 초기에 발견될 경우 치사율이 높지 않으므로 정확한 초기 발견이 무엇보다 중요하다.

[0005] 이러한 유방암의 조기발견을 위해 사용되는 방법이 유방X선촬영술, 즉 맘모그래피(Mammography)인데, 상기 맘모그래피는 유방을 압축한 상태로 촬영하여 유방 내부를 살펴볼 수 있도록 하는 유방검사의 일종이다.

[0006] 한편, 최근 들어 딥러닝 및 컴퓨터 비전 기술의 발전은 여러 의학 분야에도 적용되어 많은 성과를 거두고 있는데, 유방암 검진, 모니터링 및 진단 분야에서도 방사선 전문의(radiologist)들이 사용할 수 있는 다양한 물체감지모델들이 개발되고 있다.

[0007] 하지만, 기존에 사용되고 있는 물체감지모델들을 고해상도의 맘모그램 이미지에 적용하기 위해서 해결해야 하는 몇 가지 문제점들이 있는데, 그 중 첫번째는 전체 맘모그램 이미지에 비해 유방 종괴 또는 종양의 비율이 너무 작다는 것이다.

[0008] 예를 들면, 임상적으로 의미가 있는 종괴 또는 종양은 통상적으로 100×100 픽셀(pixel) 영역 내에 위치하는데 비해, 디지털 맘모그램 이미지의 크기는 일반적으로 5900 × 47070 픽셀이므로, 딥러닝 모델에 의해 종괴 또는 종양을 검출하는 것이 어렵다는 문제점이 있다.

[0009] 이러한 문제점을 해결하기 위해, 딥러닝 모델이 종괴 또는 종양이 존재하는 관심영역(ROI; Region og interest)에만 집중할 수 있도록 수동으로 주석을 단 병변을 사용함으로써 잠재적인 관심영역을 좁히는 방법을 사용할 수 있는데, 이러한 방법은 많은 노동력을 필요로 할 뿐만 아니라, 실제로 획득할 수 있는 데이터에는 주석이 달린 관심영역이 포함되어 있지 않기 때문에 완전히 자동화된 종괴 또는 종양의 검출방법으로는 사용할 수 없는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0011] (특허문헌 0001) 1. 대한민국 공개특허공보 제10-2021-0142993호(2021. 11. 26. 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0012] 본 발명은 상기와 같은 종래기술의 문제점들을 해결하기 위하여 안출된 것으로, 본 발명의 목적은 2단계에 걸친 딥러닝 학습을 통해 고화질의 유방 촬영 영상, 즉 고해상도 맘모그램 이미지(mammographic image)로부터의 상대적으로 크기가 작은 종양을 자동으로 검출 및 분류할 수 있도록 함과 동시에 기존에 비해 검출 및 분류 정확도를 대폭 향상시킬 수 있도록 하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법을 제공함에 있다.

[0013] 또한, 본 발명은 정사각형 패치 생성, 경계상자 매핑(bounding box mapping) 및 중복 제거 알고리즘을 적용하여 자동으로 관심영역(ROI)를 추출하고, 인력의 투입 없이도 고해상도 맘모그램 이미지로부터 유방 종양을 정확하게 검출 및 분류할 수 있도록 하는 하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법을 제공함에 다른 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0015] 상기와 같은 목적들을 달성하기 위한 본 발명은,

[0016] 다수의 고해상도 맘모그램 이미지 데이터들을 수집하여 Mask RCNN 알고리즘을 통해 딥러닝 학습을 수행하는 딥러닝 학습단계와, 상기 딥러닝 학습단계에서의 학습 결과를 이용하여 고해상도 맘모그램 이미지로부터 유방 영역을 추출하는 유방추출단계와, 상기 딥러닝 학습단계에서의 학습 결과를 이용하여 추출된 유방 영역으로부터 종양을 검출하는 종양검출단계를 포함할 수 있다.

[0017] 이때, 상기 딥러닝 학습단계는, Mask RCNN 알고리즘을 이용하여 상기 유방추출단계에서 활용될 유방탐지모델을 학습하는 제1학습단계와, Mask RCNN 알고리즘을 이용하여 상기 종양검출단계에서 활용될 종양탐지모델을 학습하는 제2학습단계를 포함할 수 있다.

[0018] 또한, 상기 유방추출단계는 상기 제1학습단계에서 학습된 유방탐지모델을 이용하여 고해상도 맘모그램 이미지로부터 유방 영역을 검출한 후 제1경계상자로 출력하는 유방탐지단계와, 상기 유방탐지단계에서 출력된 유방 영역의 제1경계상자를 분할하는 다수 개의 패치를 생성하는 패치생성단계를 포함할 수 있다.

[0019] 여기서, 상기 패치생성단계에서 생성되는 패치들은 정사각 형상인 것을 특징으로 한다.

[0020] 그리고, 상기 종양검출단계는 상기 제2학습단계에서 학습된 종양탐지모델을 이용하여 추출된 유방 영역으로부터 종양을 검출한 후 제2경계상자로 출력하는 종양탐지단계와, 상기 종양탐지단계에서 출력된 제2경계상자를 맘모그램 이미지 원본에 매핑시키는 경계상자 매핑단계 및 상기 출력된 제2경계상자들 중 동일한 종양을 포함하는 중복된 제2경계상자들을 제거하여 검출된 종양을 포함하는 고유한 맘모그램 이미지를 출력하는 중복제거단계를 포함할 수 있다.

[0021] 또한, 상기 제2학습단계에서의 종양탐지모델 학습은 유방추출단계에서 추출된 유방 영역으로부터 검출된 종양의 BI-RADS 분류 및 신뢰도 점수 학습을 포함하고, 상기 종양탐지단계에서는 검출된 종양의 BI-RADS 분류 및 신뢰도 점수를 함께 출력하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0023] 본 발명에 따르면, 고해상도 맘모그램 이미지(mammographic image)로부터 추출된 관심영역을 크기가 더 작은 패치들로 분할하고, 분할된 패치들로부터 종양들을 검출 및 분류하는 2단계 과정을 통해 전체적인 맘모그램 이미지에 비해 상대적인 크기가 상당히 작은 종양들을 자동으로 검출 및 분류할 수 있도록 함으로써 종양의 검출 및 분류의 정확성을 대폭 향상시킬 수 있도록 하는 뛰어난 효과를 갖는다.

도면의 간단한 설명

[0025] 도 1은 본 발명에 따른 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법을 순차적으로 나타낸 흐름도.

도 2는 본 발명에 따른 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법을 개념적으로 나타낸 도면.

도 3은 도 1에 나타낸 본 발명 중 패치생성단계에서의 패치 생성 과정을 나타낸 도면.

도 4 및 도 5는 샘플 이미지를 이용한 종양 검출 결과를 종래와 비교하여 나타낸 도면.

도 6의 (a),(b)는 각각의 BI-RADS 분류에 대한 P-R 커브를 종래와 비교하여 나타낸 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 이하, 첨부된 도면들을 참고로 하여 본 발명에 따른 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법의 바람직한 실시예를 상세히 설명하기로 한다.

[0027] 도 1은 본 발명에 따른 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법을 순차적으로 나타낸 흐름도이고, 도 2는 본 발명에 따른 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법을 개념적으로 나타낸 도면이며, 도 3은 도 1에 나타낸 본 발명 중 패치생성단계에서의 패치 생성 과정을 나타낸 도면이고, 도 4 및 도 5는 샘플 이미지를 이용한 종양 검출 결과를 종래와 비교하여 나타낸 도면이며, 도 6의 (a),(b)는 각각의 BI-RADS 분류에 대한 P-R 커브를 종래와 비교하여 나타낸 도면이다.

[0029] 본 발명은 2단계에 걸친 딥러닝 학습을 통해 고화질의 유방 촬영 영상, 즉 고해상도 맘모그램 이미지(mammographic image)로부터의 상대적으로 크기가 작은 종양을 자동으로 검출 및 분류할 수 있도록 함과 동시에 기존에 비해 검출 및 분류 정확도를 대폭 향상시킬 수 있도록 하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법에 관한 것으로, 그 구성은 도 1에 나타낸 바와 같이, 크게 딥러닝 학습단계(S10), 유방추출단계(S20) 및 종양검출단계(S30)를 포함할 수 있다.

[0030] 먼저, 상기 딥러닝 학습단계(S10)는 고해상도 맘모그램 이미지(10)로부터 유방 종괴 또는 종양(이하, '종양'이라 한다)을 자동으로 검출하기 위한 딥러닝 학습을 수행하는 과정으로, 촬영 이미지로부터 영역을 분할하여 객체를 검출하는 알고리즘인 Mask RCNN 알고리즘을 이용하여 딥러닝 학습을 수행할 수 있다.

[0031] 이때, 상기 딥러닝 학습단계(S10)에서는 2단계의 딥러닝 학습을 수행할 수 있는데, 이는 별도의 인력 투입 없이도 픽셀 영역이 넓은 고해상도 맘모그램 이미지(mammographic image)(10)로부터 상대적으로 크기가 작은 종양을 자동으로 정확히 검출 및 분류할 수 있도록 하기 위함이다.

[0032] 보다 상세히 설명하면, 상기 딥러닝 학습단계(S10)는 제1학습단계(S12)와 제2학습단계(S14)를 포함할 수 있는데, 상기 제1학습단계(S12)에서는 Mask RCNN 알고리즘을 이용하여 원본 데이터, 즉 고해상도 맘모그램 이미지(10)로부터 전체 유방 영역을 탐지하여 추출하는 유방탐지모델(50)의 학습이 이루어질 수 있다.

[0033] 또한, 상기 제2학습단계(S14)에서는 마찬가지로 Mask RCNN 알고리즘을 이용하여 유방탐지모델(50)에 의해 추출된 전체 유방 영역으로부터 유방 종양을 탐지하여 추출 및 분류하는 종양탐지모델(60)의 학습이 이루어질 수 있다.

[0034] 즉, 상기 제1 및 제2학습단계(S12,S14)는 각각 후술할 유방추출단계(S20)와, 종양검출단계(S30)에서 사용될 유방탐지모델(50) 및 종양탐지모델(60)을 Mask RCNN 알고리즘을 이용하여 딥러닝 학습하기 위한 과정으로, 수천 개 이상의 고해상도 맘모그램 이미지(10) 데이터들을 이용한 반복 학습을 통해 유방탐지모델(50) 및 종양탐지모델(60)을 학습할 수 있다.

[0035] 예를 들면, 학습에 사용될 5928 × 4728 픽셀의 고해상도 맘모그램 이미지(10) 데이터들은 전문 암센터나 방사선종양센터에서 획득될 수 있는데, 모든 BI-RADS 카테고리에 걸쳐 균형 잡인 데이터들을 획득할 수 있도록 한다.

[0036] 즉, 일반적으로 유방암 선별과 진단에 사용되는 유방촬영, 유방초음파 및 MRI 결과는 BI-RADS(Breast Imaging Reporting and Data System)라는 표준화된 방식으로 판정되는데, 이러한 BI-RADS 카테고리는 다음과 같이 분류될 수 있다.

[0037] C0 - 불충분 검사로 추가 검사가 요구되는 경우

[0038] C1 - 정상

[0039] C2 - 양성

[0040] C3 - 양성 가능성이 높은 종양

[0041] C4 - 악성의 가능성이 있어 조직검사가 필요한 종양(악성 가능성에 따라 다시 C4a, C4b, C4c로 구분됨)

[0042] C5 - 악성의 가능성이 매우 높은 종양

[0043] C6 - 악성(암)으로 진단된 경우

[0044] 통상적으로 상기 BI-RADS 카테고리 중 C1과 C2에 해당하는 경우가 대부분이므로, 맘모그램 이미지(10) 데이터의 수집시에는 C2 ~ C5에 속하는 데이터들이 골고루 포함될 수 있도록 하여 학습 효과를 향상시킬 수 있도록 하는 것이 바람직하다.

[0045] 먼저, 상기 제1학습단계(S12)에서는 수집된 고해상도 맘모그램 이미지(10)로부터 전체 유방 영역을 탐지하여 추출하는 유방탐지모델(50)의 딥러닝 학습을 수행하고, 상기 제2학습단계(S14)에서는 유방탐지모델(50)에 의해 추출된 이미지로부터 종양을 탐지하여 추출 및 분류, 즉 탐지된 종양을 BI-RADS 카테고리로 분류하는 종양탐지모델(60)의 학습을 수행하게 되는데, 이를 위해 수집된 모든 데이터들에 대한 스크리닝 프로세스(screening process)를 거친 후, BI-RADS 카테고리 중 C2 ~ C5에 속하는 데이터들을 선택하여 주석을 달아 학습에 활용할 수 있다.

[0046] 이때, 각 데이터들에 BI-RADS 카테고리가 제대로 할당되었는지를 확인하기 위해 두 명의 방사선 전문의들이 독립적으로 데이터를 확인하여 주석을 달 수 있고, BI-RADS 카테고리가 서로 다르게 입력된 데이터가 있는 경우 또 다른 방사선 전문의에게 이를 검증하도록 할 수 있다.

[0047] 상기와 같이 준비된 데이터들은 50%는 훈련에 사용되고, 50%는 테스트에 활용될 수 있도록 함으로써 제1 및 제2 학습단계(S12,S14)에서 학습된 유방탐지모델(50) 및 종양탐지모델(60)을 검증할 수 있도록 구성될 수 있다.

[0048] 다음, 상기 유방추출단계(S20)는 딥러닝 학습단계(S10)의 학습 결과를 이용하여 고해상도 맘모그램 이미지(10)로부터 전체 유방 영역을 추출하기 위한 과정으로, 이를 통해 맘모그램 이미지(10)를 축소 및 분할시킴으로써 유방 종양의 검출 및 분류 정확성을 향상시킬 수 있다.

[0049] 즉, 상기 유방추출단계(S20)는 유방탐지단계(S22) 및 패치생성단계(S24)를 포함할 수 있는데, 먼저 상기 유방탐지단계(S22)는 제1학습단계(S12)에서 훈련된 유방탐지모델(50)(이하, 'Mask RCNN-A(50)'라 한다)을 이용하여 맘모그램 이미지(10) 원본으로부터 전체 유방 영역을 감지하여 추출할 수 있다.

[0050] 보다 상세히 설명하면, 도 2의 stage 1에 나타낸 바와 같이, 상기 유방탐지단계(S22)에서는 Mask RCNN-A(50)가 맘모그램 이미지(10) 원본을 입력받아 전체 유방 영역을 감지하여 추출하는데, 그 출력 형태는 (x,y,w,h)를 경계로 하는 경계상자(bounding box, 이하, '제1경계상자(20)'라 한다)의 형태가 될 수 있다.

[0051] 이때, x,y는 제1경계상자(20)의 왼쪽 상단 2차원 좌표를 나타내고, w와 h는 각각 제1경계상자(20)의 폭(width)와 높이(height)를 나타내는 것이다.

[0052] 상기와 같이 출력된 제1경계상자(20)는 모든 유방 종양이 제1경계상자(20)의 영역 안에 포함되어 있으므로 기본 관심영역(RoI)의 역할을 할 수 있다.

[0053] 다음, 상기 패치생성단계(S24)는 유방탐지단계(S22)에서 출력된 제1경계상자(20)를 분할하는 다수 개의 패치(patch)(30)들을 생성시키기 위한 과정으로, 유방 종양의 검출 및 분류 정확성을 향상시키기 위해 제1경계상자(20)를 보다 작은 크기로 분할할 수 있다.

[0054] 보다 상세히 설명하면, 상기 패치생성단계(S24)에서는 제1경계상자(20)의 h>w인 경우, 도 3에 나타낸 바와 같이, 제1경계상자(20)를 위에서 아래 방향, 즉 수직방향으로 분할하여 다수 개의 패치(30)들을 생성할 수 있는데, 이로 인해 각 패치(30)들의 x좌표는 동일하게 형성된다.

[0055] 또한, 상기 패치(30)들은 정사각 형상으로 형성할 수 있는데, 이 경우 각 패치(30)들의 폭(w)과 높이(h)가 동일하게 되므로, 각 패치(30)들을 나타내기 위해서는 y좌표만 계산하면 된다.

[0056] 이때, 생성되는 패치(30)의 개수 n은 다음의 (1)식에 의해 결정될 수 있는데,

[0057] $$n = \max([w/h]+1, [h/w]+1) \qquad (1)$$

[0058] 여기서, max( )는 최대값을 호출하는 함수이고, [ ]는 표준 라운딩 함수(rounding function)을 나타내는 것이다.

[0059] 이에 따라, 상기 (1)식에서는 적어도 하나의 패치(30)에 포함되는 각각의 종양들을 카운트할 수 있다.

[0060] 한편, 아래의 (표 1)은 상기 패치생성단계(S24)에서 사용될 수 있는 정사각 패치 생성 알고리즘을 나타낸 것으로, 첫번째 패치(30)와 마지막 패치(30)의 좌표을 알고 있으므로, 패치(30)의 개수 n에 따라 나머지 패치(30)들의 y좌표가 계산될 수 있다.

표 1

Algorithm 1: Square patch generation

Input: $n, (x, y, w, h)$
Output: list of bounding boxes, $bbox[]$
if $h \geq w$ **then**
  $bbox[0] \leftarrow x, y, w, w$
  $bbox[n-1] \leftarrow x, y+h-w, w, w$
  for $i = 1$ *to* $n-2$ **do**
    $bbox[i] \leftarrow x, y + i \times \frac{h-w}{n-1}, w, w$
  end
else
  $bbox[0] \leftarrow x, y, h, h$
  $bbox[n-1] \leftarrow x+w-h, y, h, h$
  for $i = 1$ *to* $n-2$ **do**
    $bbox[i] \leftarrow x + i \times \frac{w-h}{n-1}, y, h, h$
  end
end

[0061]

[0062] 또한, 상기 패치생성단계(S24)에서는 제1경계상자(20)의 h<w인 경우, 상기와 마찬가지 방법에 의해 제1경계상자(20)를 좌에서 우측 방향, 즉 수평방향을 따라 이동하면서 정사각 형상의 패치(30)들을 생성할 수 있는데, 이 경우 패치(30)들의 y좌표는 모두 동일하고, 각 패치(30)들의 폭(w)과 높이(h)가 h로 모두 동일하며 패치(30)의 개수 n에 따라 나머지 패치(30)들의 x좌표가 계산될 수 있다.

[0063] 다음, 상기 종양검출단계(S30)는 딥러닝 학습단계(S10)에서의 학습 결과를 이용하여 유방추출단계(S20)에서 추출된 유방 영역으로부터 종양을 검출 및 분류하기 위한 과정으로, 종양탐지단계(S32), 경계상자 매핑단계(S34) 및 중복제거단계(S36)를 포함할 수 있다.

[0064] 먼저, 상기 종양탐지단계(S32)는 제2학습단계(S14)에서 훈련된 종양탐지모델(60)(이하, 'Mask RCNN-B(60)'라 한다)을 이용하여 유방추출단계(S20)에서 추출된 유방 영역, 보다 상세하게는 패치생성단계(S24)에서 생성된 정사각 형상의 패치(30)들로부터 종양을 탐지하여 검출하는 과정으로, 도 2의 stage 2에 나타낸 바와 같이, 상기 Mask RCNN-B(60)는 패치생성단계(S24)에서 생성된 각 패치(30)들을 입력받아 종양을 탐지 및 검출한 후 종양이 검출된 패치(30)들을 경계상자(bounding box, 이하, '제2경계상자(40)'라 한다)의 형태로 출력할 수 있다.

[0065] 이때, 상기 제2경계상자(40)들은 해당 패치(30) 영역 내에서 검출된 종양의 위치좌표들을 전술한 (x,y,w,h)의 형태, 즉(x', y', w', h')와 같은 형태로 포함할 수 있다.

[0066] 또한, 상기 제2학습단계(S14)에서의 Mask RCNN-B(60) 학습에 검출된 종양의 BI-RADS 카테고리 분류에 대한 학습

및 각 패치(30)들의 영역 내에 종양이 존재할 확률을 나타내는 신뢰도 점수(confidence score)에 대한 학습이 동시에 이루어지는 경우, 상기 종양탐지단계(S32)에서의 Mask RCNN-B(60)는 제2경계상자(40)의 출력과 동시에 BI-RADS 분류와 신뢰도 점수까지 출력할 수 있다.

[0067] 다음, 상기 경계상자 매핑단계(S34)는 종양탐지단계(S32)에서 출력된 제2경계상자(40), 즉 검출된 종양을 포함하는 제2경계상자(40)들을 맘모그램 이미지(10) 원본에 매핑시키기 위한 과정으로, 제2경계상자(40)에 포함된 종양들의 위치좌표를 맘모그램 이미지(10) 원본의 위치좌표로 변환시킬 수 있다.

[0068] 보다 상세하게는, 상기 경계상자 매핑단계(S34)에서는 다음의 (2)식에 의해 검출된 종양의 위치좌표를 맘모그램 이미지(10) 원본의 위치좌표로 변환시킬 수 있는데,

$$x_{m_i} := x'_i + x$$

$$y_{m_i} := y'_i + y \qquad (2)$$

$$w_{m_i} := w'_i$$

$$h_{m_i} := h'_i$$

[0069]

[0070] 여기서, (x'_i, y'_i, w'_i, h'_i)는 좌표가 (x,y,w,h)인 제2경계상자(40)에서 추출된 유방 영역에 해당하는 i번째 검출좌표를 의미하고, $(x_{mi}, y_{mi}, w_{mi}, h_{mi})$는 맘모그램 이미지(10) 원본으로 매핑된 i번째 검출의 위치좌표를 나타내는 것이다.

[0071] 다음, 상기 중복제거단계(S36)는 출력된 제2경계상자(40)들 중 동일한 종양을 포함하는 중복된 제2경계상자(40)들을 제거하기 위한 과정으로, 종양이 검출된 모든 제2경계상자(40)들로부터 동일한 종양이 중복적으로 포함된 제2경계상자(40)들을 제거함으로써 검출된 종양이 중복적으로 포함되지 않은 고유한 맘모그램 이미지(10)를 출력할 수 있다.

[0072] 즉, 상기 패치생성단계(S24)에서 생성되는 정사각 형상의 패치(30)들은 중복 영역을 포함하고 있으므로, 검출된 종양들을 포함하는 제2경계상자(40) 또한 중복 영역을 포함할 수 있어 서로 다른 제2경계상자(40)에 검출된 종양이 중복적으로 포함될 수 있는데, 상기 중복제거단계(S36)에서는 이와 같이 중복적으로 포함된 종양들을 제거함으로써 종양 검출의 정확성을 향상시킬 수 있게 된다.

[0073] 이때, 상기 중복제거단계(S36)에서는 아래의 (표 2)에 나타낸 바와 같은 중복제거 알고리즘이 활용될 수 있는데, 이러한 중복제거 알고리즘은 기존의 객체감지모델이 동일한 객체에 대한 다중 감지를 처리하는 방식을 활용한 것으로, 종래의 Mask-RCNN 모델에서 사용하고 있는 threshole가 0.5인 IOU(Intersection Over Union)을 사용하였다.

표 2

Algorithm 2: Duplication removal

```
Input: list of detections, det[]
Output: updated list, u_det[]
u_det = det[0]
no_duplicate = True
for i = 1 to len(det) − 1 do
    for j = 0 to len(u_det) − 1 do
        Compute IoU for bbox[i] and bbox[j]
        if IoU ≥ 0.5 then
            if conf[i] > conf[j] then
                Replace u_det[j] with det[i]
            end
            no_duplicate=False
        end
    end
    if no_duplicate then
        Append det[i] to u_det
    end
end
```

[0074]

[0075] 상기와 같은 중복제거 알고리즘의 사용으로 인해, 상기 중복제거단계(S36)에서는 모든 중복이 제거된 유일한 종양들을 포함하는 맘모그램 이미지(10)를 출력할 수 있게 된다.

[0076] 전술한 바와 같은 본 발명에 따른 유방암 검출 방법을 검증하기 위해 두 가지 테스트를 실시하였는데, 그 중 첫 번째는 제1학습단계(S12)에서 학습되는 Mask RCNN-A(50)의 정확성을 검증하기 위한 테스트이다.

[0077] 즉, 종양 검출의 정확성은 유방 탐지에 크게 의존하기 때문에, 상기 Mask RCNN-A(50)는 모든 종양이 생성된 패치(30)들 중 하나 이상에 반드시 존재하고, 관심영역에 해당하는 전체 유방 영역이 명확하게 추출되도록 학습되어야 한다.

[0078] 상기 테스트에서 Mask RCNN-A(50)는 1567개의 라벨링된 고해상도 맘모그램 이미지(10)를 학습하도록 하였는데, 이러한 딥러닝 학습에는 4대의 NVIDIA Tesla V100 32GB GPU가 사용되었다.

[0079] 각각의 맘모그램 이미지(10)는 R_{MLO}, R_{CC}, L_{MLO}, L_{CC}의 네 가지 유형 중 하나에 속하도록 하였는데, 여기서 R과 L은 각각 오른쪽과 왼쪽을 나타내고, MLO와 CC는 각각 Medio-Lateral Oblique(내외사위)와 Craniocaudal(상하위)을 의미하는 것으로 유방 촬영각도 및 viwe 방향을 의미한다.

[0080] 아래의 (표 3)은 Mask RCNN-A(50) 모델의 탐지 정확도를 나타낸 것으로, 평균 IoU(Mean Intersection over Union)가 91%이고, 모든 라벨링된 종양들이 탐지된 유방 영역 내에 존재하는 것을 확인할 수 있다.

표 3

[0081]

# of bounding boxes outside RoI	0
Mean IoU	0.91
Standard deviation (IoU)	0.014

[0082] 다음, 두번째 테스트는 상기 제2학습단계(S14)에서 학습되는 Mask RCNN-B(60)에 의한 검출된 종양의 BI-RADS 카테고리 분류 성능을 검증하기 위한 것으로, 마찬가지로 4대의 NVIDIA Tesla V100 32GB GPU를 이용하여 Mask

RCNN-B(60) 모델을 학습하였다.

[0083] 상기 학습에는 1567개의 라벨링된 고해상도 맘모그램 이미지(10)로부터 생성된 4124개의 패치(30)들이 사용되었고, 학습된 Mask RCNN-B(60) 모델과의 성능 비교를 위해 패치(30)가 생성되지 않은 1567개의 맘모그램 이미지(10)를 이용한 기존의 Mask-RCNN 모델의 훈련을 병행하였는데, 상기 두 모델 모두 동일한 훈련조건에서 1000 epoch 동안 학습을 진행하였다.

[0084] 도 4 및 도 5는 각각 동일한 맘모그램 이미지(10)에 대한 상기 두 모델의 훈련결과를 비교하여 나타낸 것으로, 좌측이 기존의 Mask-RCNN 모델 훈련결과이고, 우측이 본 발명에 따른 Mask RCNN-B(60) 모델의 훈련결과를 나타낸 것이다.

[0085] 도 4에 나타낸 바와 같이, 본 발명에 따른 Mask RCNN-B(60) 모델이 기존의 Mask-RCNN 모델, 즉 딥러닝 과정을 한 번만 거친 모델에 비해 BI-RADS 카테고리의 C2에 해당하는 종양들을 훨씬 더 잘 감지할 수 있음을 확인할 수 있는데, 이는 관심영역으로부터의 패치(30) 생성에 의해 더 많은 정보들이 유지될 수 있기 때문이다.

[0086] 또한, 기존의 모델은 BI-RADS 카테고리의 C4에 해당하는 종양을 잘못 감지한 것에 비해, 본 발명에 따른 Mask RCNN-B(60) 모델은 이와 같은 오감지를 없앰으로써 정확성을 향상시킬 수 있음은 물론 관심영역 보다 작은 크기를 갖는 패치(30) 생성을 통해 고해상도 맘모그램 이미지(10)와 종양 사이의 큰 비율 차이로 인해 야기되는 문제들을 해소시킬 수 있음을 확인할 수 있다.

[0087] 다음, 도 6은 상기 두 모델 사이의 BI-RADS 카테고리 분류에 대한 성능 차이를 나타낸 것으로, BI-RADS 카테고리 C2에 해당하는 종양의 경우 그 크기가 전체 입력 이미지, 즉 맘모그램 이미지(10)에 비해 상당히 작기 때문에 성능 차이가 특히 더 중요하다.

[0088] 도 6에서 확인할 수 있는 바와 같이, 본 발명에 따른 Mask RCNN-B(60) 모델의 경우, 기존의 Mask-RCNN 모델에 비해 400개 이상의 BI-RADS 카테고리 C2 및 C3에 해당하는 종양들을 더 검출할 수 있고, 정확도 측면에서도 훨씬 더 우수함을 알 수 있다.

[0089] 또한, 본 발명에 따른 Mask RCNN-B(60) 모델의 경우 기존의 Mask-RCNN 모델로는 불가능한 BI-RADS 카테고리 C4a, C4b 및 C4c의 분류가 가능할 뿐만 아니라, BI-RADS 카테고리 C5 및 C4c에 대한 검출 정확도도 7% 이상 향상시킬 수 있다.

[0090] 그리고, 평균정밀도(mAP; mean Average Precision) 또한 0.85에서 0.94로 향상시킬 수 있는 등, 본 발명에서와 같이 추출된 관심영역으로부터 크기가 더 작은 패치(30)를 생성한 후, 생성된 패치(30)를 사용하여 최종적으로 종양을 검출하는 2단계 방법을 통해 유방암의 검출 정확도를 대폭 향상시킬 수 있음을 확인할 수 있다.

[0091] 따라서, 전술한 바와 같은 본 발명에 따른 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법에 의하면, 고해상도 맘모그램 이미지(mammographic image)(10)로부터 추출된 관심영역을 크기가 더 작은 패치(30)들로 분할하고, 분할된 패치(30)들로부터 종양들을 검출 및 분류하는 2단계 과정을 통해 전체적인 맘모그램 이미지(10)에 비해 상대적인 크기가 상당히 작은 종양들을 자동으로 검출 및 분류할 수 있도록 함으로써 종래에 비해 종양의 검출 및 분류의 정확성을 대폭 향상시킬 수 있는 등의 다양한 장점을 갖는 것이다.

[0093] 전술한 실시예들은 본 발명의 가장 바람직한 예에 대하여 설명한 것이지만, 상기 실시예에만 한정되는 것은 아니며, 본 발명의 기술적 사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 다양한 변형이 가능하다는 것은 당업자에게 있어서 명백한 것이다.

산업상 이용가능성

[0095] 본 발명은 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 2단계에 걸친 딥러닝 학습을 통해 고화질의 유방 촬영 영상, 즉 고해상도 맘모그램 이미지(mammographic image)로부터의 상대적으로 크기가 작은 종양을 자동으로 검출 및 분류할 수 있도록 함과 동시에 기존에 비해 검출 및 분류 정확도를 대폭 향상시킬 수 있도록 하는 고화질 유방 촬영 영상을 이용한 유방암 검출 방법에 관한 것이다.

부호의 설명

[0097] 10 : 맘모그램 이미지 20 : 제1경계상자

30 : 패치 40 : 제2경계상자

50 : 유방탐지모델(Mask RCNN-A) 60 : 종양탐지모델(Mask RCNN-B)

S10 : 딥러닝 학습단계 S12 : 제1학습단계

S14 : 제2학습단계 S20 : 유방추출단계

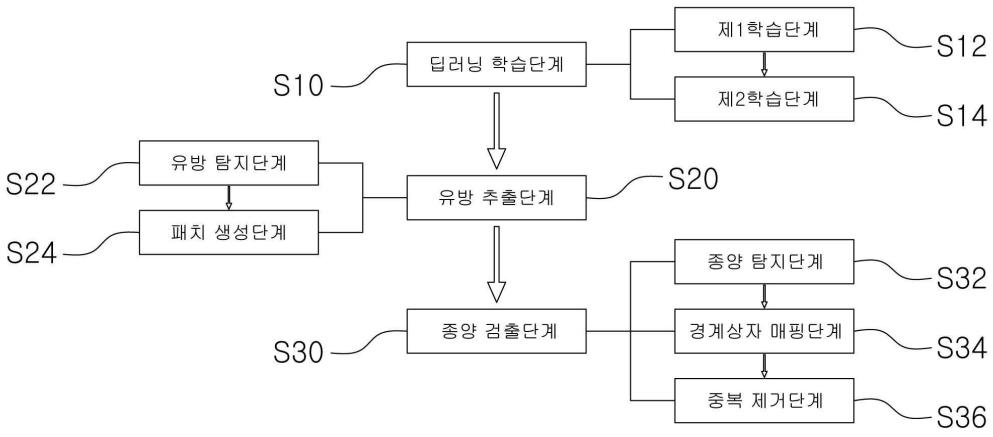
S22 : 유방탐지단계 S24 : 패치생성단계

S30 : 종양검출단계 S32 : 종양탐지단계

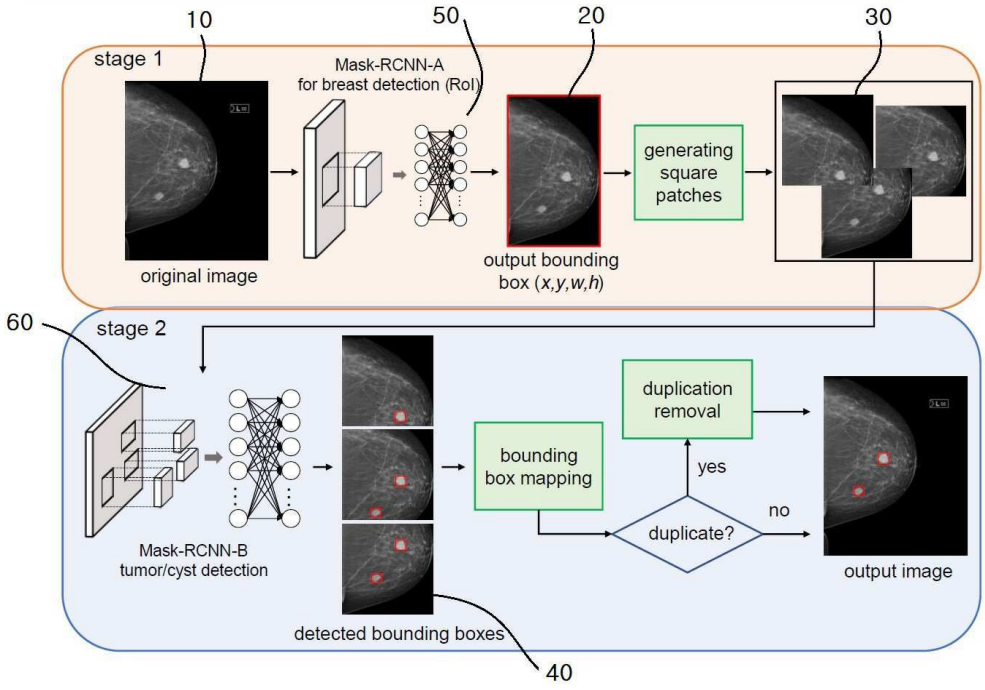
S34 : 경계상자 매핑단계 S36 : 중복제거단계

도면

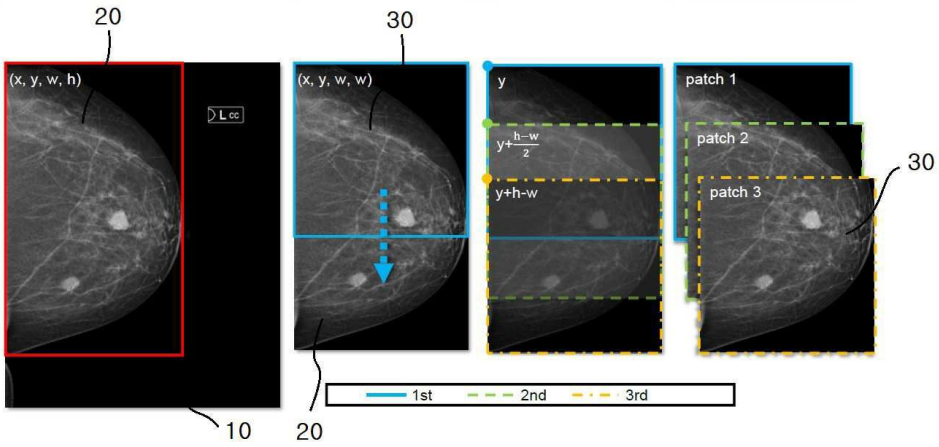
도면1



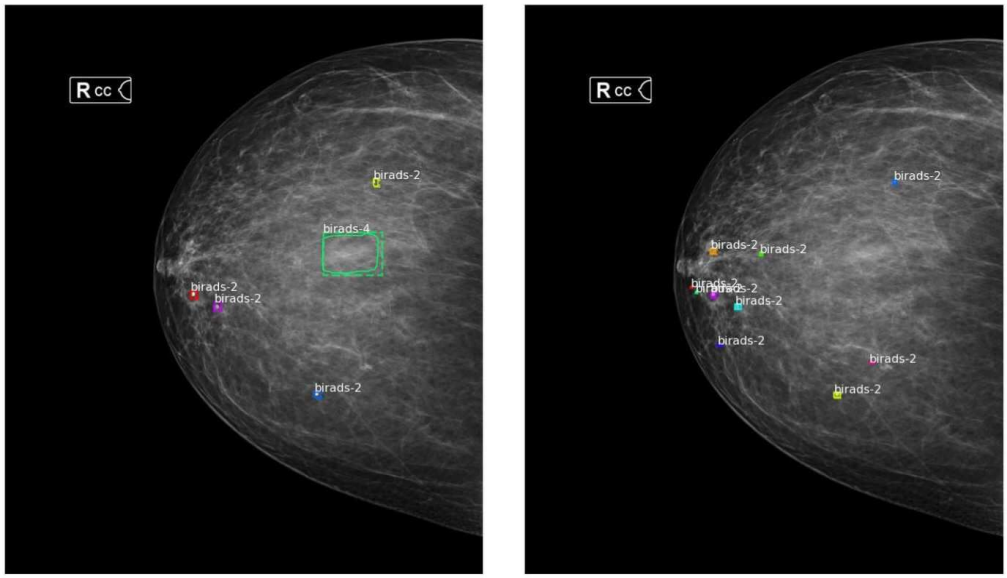
도면2


10
50
20
30
stage 1
Mask-RCNN-A
for breast detection (RoI)
original image
output bounding
box (x,y,w,h)
generating
square
patches
60
stage 2
Mask-RCNN-B
tumor/cyst detection
bounding
box mapping
duplication
removal
yes
duplicate?
no
output image
detected bounding boxes
40

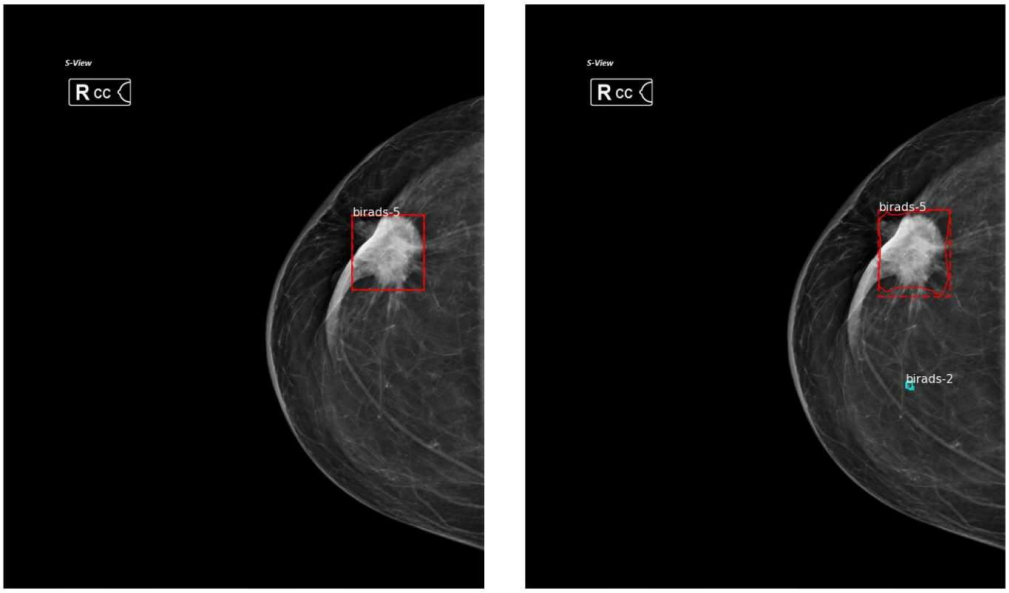
도면3


20
30
(x, y, w, h)
(x, y, w, w)
y
y+(h−w)/2
y+h-w
patch 1
patch 2
patch 3
30
1st
2nd
3rd
10
20

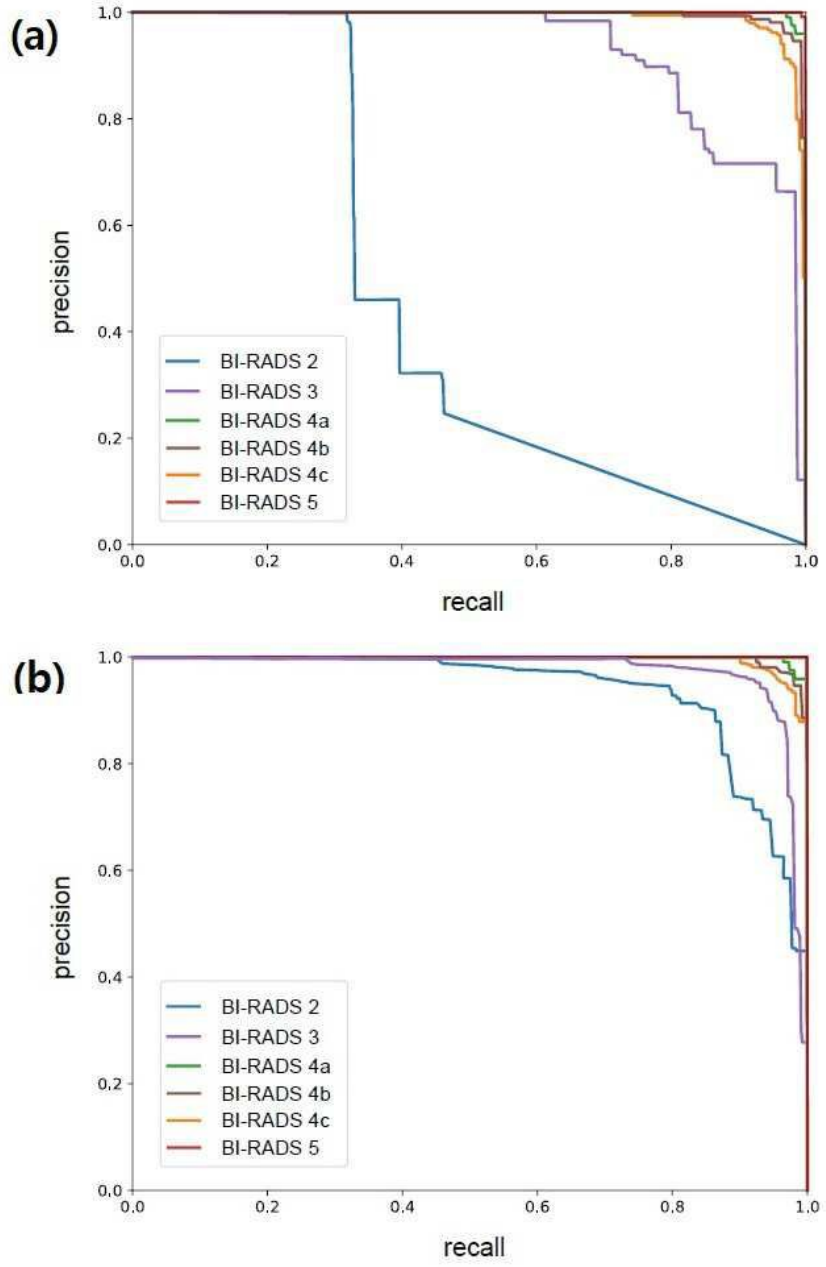
도면4


R CC
birads-2
birads-4
birads-2
birads-2
birads-2
R CC
birads-2
birads-2
birads-2
birads-2
birads-2
birads-2
birads-2

도면5


S-View
R CC
birads-5
S-View
R CC
birads-5
birads-2

도면6


(a)
precision
recall
BI-RADS 2
BI-RADS 3
BI-RADS 4a
BI-RADS 4b
BI-RADS 4c
BI-RADS 5
(b)
precision
recall
BI-RADS 2
BI-RADS 3
BI-RADS 4a
BI-RADS 4b
BI-RADS 4c
BI-RADS 5