(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0093185
(43) 공개일자 2024년06월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 6/00 (2024.01)
(52) CPC특허분류
A61B 6/5217 (2020.08)
A61B 6/505 (2024.01)
(21) 출원번호 10-2022-0176188
(22) 출원일자 2022년12월15일
심사청구일자 2022년12월15일

(71) 출원인
서울대학교병원
서울특별시 종로구 대학로 101(연건동)
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)
(72) 발명자
박정위
서울특별시 강남구 언주로30길 57 타워팰리스, F동 3503호
이영균
서울특별시 서초구 신반포로23길 23
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
최우성

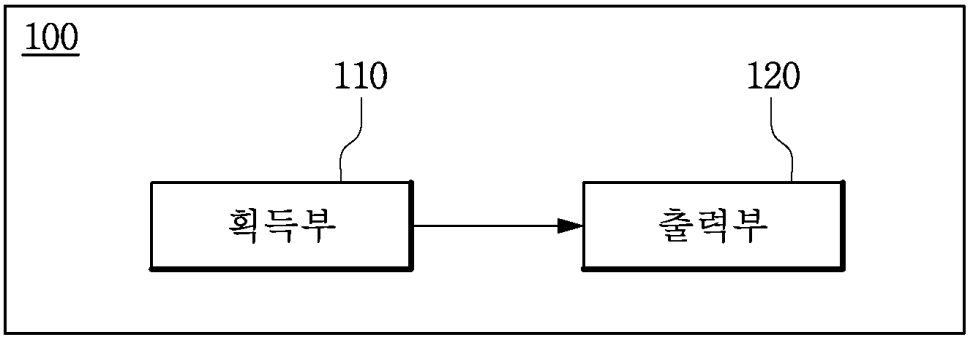
전체 청구항 수 : 총 16 항

(54) 발명의 명칭 **딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치 및 방법**

(57) 요 약

일 실시예에 따른 고관절 병변 예측 장치는 고관절을 촬영한 대상 방사선 영상을 획득하는 획득부; 및 딥러닝 모델을 이용하여 상기 대상 방사선 영상에 대한 고관절의 이상 여부를 출력하는 출력부를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
A61B 6/5205 (2013.01)
A61B 6/5294 (2013.01)
(72) 발명자
유정준
서울특별시 종로구 대학로 101 서울대학교병원
김홍석
서울특별시 종로구 대학로 101 서울대학교병원
류승민
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 서울아산병원

명 세 서

청구범위

청구항 1

하나 이상의 프로세서들; 및

상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램을 저장한 메모리를 구비한 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치로부터 수행되는 방법으로서,

고관절을 촬영한 대상 방사선 영상을 획득하는 단계; 및

딥러닝 모델을 이용하여 상기 대상 방사선 영상에 대한 고관절의 이상 여부를 출력하는 단계를 포함하는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기는 서로 종속되어 연관된 값으로 결정되는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 이미지의 크기는 지수(exponent)가 서로 공통되어 연관된 값으로 결정되는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은, 이전 레이어의 출력이 후속하는 모든 레이어의 입력으로 연결되는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은, 이전 레이어의 특징 맵이 다음 레이어의 특징 맵에 연결되는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은 입력 이미지에 대한 전역적 학습을 위한 Non-local block을 하나 이상 포함하는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은, CDW(Clinical Data Warehouse; 임상 데이터 창고)를 이용하여 추출된 EMR(Electronic Medical Records; 전자 의무 기록) 의료 정보에 따라 분류된 고관절 방사선 영상에 기초하여 학습되고,

상기 고관절 방사선 영상은, 정상 여부 및 진단명 중 적어도 하나가 라벨링된 것인, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 고관절 방사선 영상은, 상기 고관절 방사선 영상에 포함된 문자, 심볼, 마크 및 기 설정된 밝기 수치 이상의 픽셀 중 적어도 하나가 제거되도록 전처리되는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 방법.

청구항 9

고관절을 촬영한 대상 방사선 영상을 획득하는 획득부; 및

딥러닝 모델을 이용하여 상기 대상 방사선 영상에 대한 고관절의 이상 여부를 출력하는 출력부를 포함하는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기는 서로 종속되어 연관된 값으로 결정되는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 이미지의 크기는 지수(exponent)가 서로 공통되어 연관된 값으로 결정되는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치.

청구항 12

제9항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은 이전 레이어의 출력이 후속하는 모든 레이어의 입력으로 연결되는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치.

청구항 13

제9항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은, 이전 레이어의 특징 맵이 다음 레이어의 특징 맵에 연결되는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치.

청구항 14

제9항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은 입력 이미지에 대한 전역적 학습을 위한 Non-local block을 하나 이상 포함하는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치.

청구항 15

제9항에 있어서,

상기 딥러닝 모델은, CDW(Clinical Data Warehouse; 임상 데이터 창고)를 이용하여 추출된 EMR(Electronic Medical Records; 전자 의무 기록) 의료 정보에 따라 분류된 고관절 방사선 영상에 기초하여 학습되고,

상기 고관절 방사선 영상은, 정상 여부 및 진단명 중 적어도 하나가 라벨링된 것인, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치.

청구항 16

제15항에 있어서,

상기 고관절 방사선 영상은, 상기 고관절 방사선 영상에 포함된 문자, 심볼, 마크 및 기 설정된 밝기 수치 이상의 픽셀 중 적어도 하나가 제거되도록 전처리되는, 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 개시되는 실시예들은 고관절 병변을 예측하는 장치 및 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 딥러닝을 이용하여 고관절 병변을 예측하기 위한 기술과 관련된다.

배 경 기 술

[0002] 고관절 병변은 일차적으로 일반 방사선 영상 검사(Plain Hip Radiograph)에 의해 진단된다. 일반 방사선 영상 검사, 예를 들어, X-ray는 CT(Computed Tomography; 컴퓨터단층촬영), MRI(Magnetic Resonance Imaging; 자기공명영상) 등 고등급의 검사와 달리 널리 보급되어 사용된다.

[0003] 그러나, 의료 일선에서 일반 방사선 영상을 접하는 일차병원의 의료진들에게 고관절의 질환 여부를 감별하기란 쉽지 않은 태스크이다. 비단 고관절 통증 외에 신장질환, 척추 질환, 비뇨기계 질환, 산부인과 질환 등 다양한 질환을 앓는 환자에게 고관절을 중심으로 한 일반 방사선 영상 검사가 실시되기도 한다.

[0004] 만일 일반 방사선 영상을 촬영하고도, 고관절 질환이 발견되지 못하는 경우, 대퇴골두의 변형 또는 고관절의 관절 간격이 줄어드는 관절연골의 소실로 고관절은 파괴될 수 있다. 관련하여, 인공관절을 비구와 대퇴골에 각각 삽입하는 인공 고관절 전치환술이 수술 방안으로 마련되어 있으나, 이는 최종적 조치로서 초기 발견으로 고관절 질환을 미리 발견하는 것이 가장 바람직하다.

[0005] 따라서, 고관절 질환에 대해서는 방사선 영상을 주로 다루지 않는 분야의 의료진에게도 선별 지식이 필요한 실정으로, 방사선 영상을 주로 다루는 정형외과 의사, 영상의학과 의사의 판독 없이도 자동화된 모델을 통해 고관절 병변이 진단되어야 하는 실정이다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 한국등록특허 제10-1880678호 (2018.07.20 공고)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 개시되는 실시예들은 고관절 병변을 예측하는 장치 및 방법을 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

[0008] 일 실시예에 따른 고관절 병변 예측 방법은 하나 이상의 프로세서들; 및 상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램을 저장한 메모리를 구비한 딥러닝 기반의 고관절 병변 예측 장치로부터 수행되는 방법으로서, 고관절을 촬영한 대상 방사선 영상을 획득하는 단계; 및 딥러닝 모델을 이용하여 상기 대상 방사선 영상에 대한 고관절의 이상 여부를 출력하는 단계를 포함한다.

[0009] 상기 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기는 서로 종속되어 연관된 값으로 결정될 수 있다.

[0010] 상기 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 이미지의 크기는 지수(exponent)가 서로 공통되어 연관된 값으로 결정될 수 있다.

[0011] 상기 딥러닝 모델은, 이전 레이어의 출력이 후속하는 모든 레이어의 입력으로 연결될 수 있다.

[0012] 상기 딥러닝 모델은, 이전 레이어의 특징 맵이 다음 레이어의 특징 맵에 연결될 수 있다.

[0013] 상기 딥러닝 모델은 입력 이미지에 대한 전역적 학습을 위한 Non-local block을 하나 이상 포함할 수 있다.

[0014] 상기 딥러닝 모델은, CDW(Clinical Data Warehouse; 임상 데이터 창고)를 이용하여 추출된 EMR(Electronic Medical Records; 전자 의무 기록) 의료 정보에 따라 분류된 고관절 방사선 영상에 기초하여 학습되고, 상기 고관절 방사선 영상은, 정상 여부 및 진단명 중 적어도 하나가 라벨링될 수 있다.

[0015] 상기 고관절 방사선 영상은, 상기 의료 정보에 포함된 문자, 심볼, 마크 및 기 설정된 밝기 수치 이상의 픽셀 중 적어도 하나가 제거되도록 전처리될 수 있다.

[0016] 일 실시예에 따른 고관절 병변 예측 장치는 고관절을 촬영한 대상 방사선 영상을 획득하는 획득부; 및 딥러닝 모델을 이용하여 상기 대상 방사선 영상에 대한 고관절의 이상 여부를 출력하는 출력부를 포함한다.

[0017] 상기 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기는 서로 종속되어 연관된 값으로 결정될 수 있다.

[0018] 상기 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 이미지의 크기는 지수(exponent)가 서로 공통되어 연관된 값으로 결정될 수 있다.

[0019] 상기 딥러닝 모델은, 이전 레이어의 출력이 후속하는 모든 레이어의 입력으로 연결될 수 있다.

[0020] 상기 딥러닝 모델은, 이전 레이어의 특징 맵이 다음 레이어의 특징 맵에 연결될 수 있다.

[0021] 상기 딥러닝 모델은 입력 이미지에 대한 전역적 학습을 위한 Non-local block을 하나 이상 포함할 수 있다.

[0022] 상기 딥러닝 모델은, CDW(Clinical Data Warehouse; 임상 데이터 창고)를 이용하여 추출된 EMR(Electronic Medical Records; 전자 의무 기록) 의료 정보에 따라 분류된 고관절 방사선 영상에 기초하여 학습되고, 상기 고관절 방사선 영상은, 정상 여부 및 진단명 중 적어도 하나가 라벨링될 수 있다.

[0023] 상기 고관절 방사선 영상은, 상기 의료 정보에 포함된 문자, 심볼, 마크 및 기 설정된 밝기 수치 이상의 픽셀 중 적어도 하나가 제거되도록 전처리될 수 있다.

발명의 효과

[0024] 개시되는 실시예들은, 딥러닝 기반의 고관절 예측 모델을 통해 고관절을 촬영한 방사선 영상에 대해 높은 민감도 및 특이도로 고관절 질환을 예측 또는 진단 보조할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0025] 도 1은 일 실시예에 따른 고관절 병변 예측 장치를 설명하기 위한 블록도

도 2는 일 예시의 대상 방사선 영상을 설명하기 위한 예시도

도 3은 일 예시의 대상 방사선 영상을 설명하기 위한 예시도

도 4는 일 예시의 딥러닝 모델의 구조를 설명하기 위한 예시도

도 5는 일 실시예 별 고관절 병변 예측 장치의 성능을 나타내는 그래프

도 6은 일 실시예에 따른 고관절 병변 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 이하, 도면을 참조하여 일 실시예의 구체적인 실시형태를 설명하기로 한다. 이하의 상세한 설명은 본 명세서에서 기술된 방법, 장치 및/또는 시스템에 대한 포괄적인 이해를 돕기 위해 제공된다. 그러나 이는 예시에 불과하며 본 발명은 이에 제한되지 않는다.

[0027] 일 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 일 실시예의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 그리고, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다. 상세한 설명에서 사용되는 용어는 단지 일 실시예들을 기술하기 위한 것이며, 결코 제한적이어서는 안 된다. 명확하게 달리 사용되지 않는 한, 단수 형태의 표현은 복수 형태의 의미를 포함한다. 본 설명에서, "포함" 또는 "구비"와 같은 표현은 어떤 성분들, 숫자들, 단계들, 동작들, 요소들, 이들의 일부 또는 조합을 가리키기 위한 것이며, 기술된 것 이외에 하나 또는 그 이상의 다른 성분, 숫자, 단계, 동작, 요소, 이들의 일부 또는 조합의 존재 또는 가능성을 배제하도록 해석되어서는 안 된다.

[0028] 또한, 본 명세서에 기술된 실시예는 전적으로 하드웨어이거나, 부분적으로 하드웨어이고 부분적으로 소프트웨어이거나, 또는 전적으로 소프트웨어인 측면을 가질 수 있다. 본 명세서에서 "부(unit)", "모듈(module)", "장치(device)", "서버 (server)" 또는 "시스템(system)" 등은 하드웨어, 하드웨어와 소프트웨어의 조합, 또는 소프트웨어 등 컴퓨터 관련 엔티티(entity)를 지칭한다. 예컨대, 부, 모듈, 장치, 서버 또는 시스템은 플랫폼(platform)의 일부 또는 전부를 구성하는 하드웨어 및/또는 상기 하드웨어를 구동하기 위한 애플리케이션(application) 등의 소프트웨어를 지칭하는 것일 수 있다.

[0029] 도 1은 일 실시예에 따른 고관절 병변 예측 장치(100)를 설명하기 위한 블록도이다.

[0030] 도 1을 참조하면, 일 실시예에 따른 고관절 병변 예측 장치(100)는 획득부(110) 및 출력부(120)를 포함한다.

[0031] 획득부(110) 및 출력부는 물리적으로 구분된 하나 이상의 장치를 이용하여 구현되거나, 하나 이상의 프로세서 또는 하나 이상의 프로세서 및 소프트웨어의 결합에 의해 구현될 수 있으며, 도시된 예와 달리 구체적 동작에 있어 명확히 구분되지 않을 수 있다.

[0032] 획득부(110)는 고관절을 촬영한 대상 방사선 영상을 획득한다.

[0033] 대상 방사선 영상은 일반 방사선 영상으로서 일차병원에서 보편적으로 접근할 수 있는 의료기기에 의해 촬영된 영상을 의미할 수 있다. 대상 방사선 영상은 예를 들어, X-ray 영상일 수 있다.

[0034] 출력부(120)는 딥러닝 모델을 이용하여 대상 방사선 영상에 대한 고관절의 이상 여부를 출력한다.

[0035] 출력부(120)는 딥러닝 모델을 이용하여 대상 방사선 영상에 대한 고관절의 이상 분류 결과를 출력할 수 있다. 구체적으로, 출력부(120)는 원-핫 인코딩(One-Hot Encoding)에 기반하여 범주형 변수(정상, 비정상)를 벡터로 표시하여 출력할 수 있다.

[0036] 출력부(120)는 딥러닝 모델을 이용하여 대상 방사선 영상에 대한 고관절 병변의 분류 결과를 출력할 수 있다.

[0037] 예를 들어, 출력부(120)는 딥러닝 모델을 이용하여 대상 방사선 영상에 대하여 고관절이 아밀로이드(amyloidosis), 관절염(Arthritis), 대퇴 골두(Osteonecrosis of Femoral Head; ONFH) 및 고관절 종양(Tumor) 중 적어도 하나의 질환을 갖는지 여부에 대한 분류 결과를 출력할 수 있다.

[0038] 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기는 서로 종속되어 연관된 값으로 결정될 수 있다.

[0039] 딥러닝 모델은 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기를 포함하는 세 가지 파라미터를 동시에 스케일링하여 손실 함수의 값이 작아지도록 연관 지어 결정할 수 있다. 이때, 세 가지 파라미터는 서로 종속되어 연관된 값일 수 있다.

[0040] 딥러닝 모델은 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기를 포함하는 세 가지 파라미터를 균일하게 스케일링하여 손실 함수의 값이 작아지도록 연관 지어 결정할 수 있다. 이때, 세 가지 파라미터는 서로 종속되어 연관된 값일 수 있다.

[0041] 예를 들어, 딥러닝 모델은 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기를 포함하는 세 가지 파라미터가 서로 양의 상관관계를 갖도록 스케일링할 수 있다.

[0042] 예를 들어, 딥러닝 모델은 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기를 포함하는 세 가지 파라미터가 모두 비례하도록 스케일링할 수 있다.

[0043] 예를 들어, 딥러닝 모델은 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기 중 적어도 한 쌍의 파라미터가 서로 비례하도록 스케일링할 수 있다.

[0044] 예를 들어, 딥러닝 모델은 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기 중 적어도 한 쌍의 파라미터가 서로 반비례하도록 스케일링할 수 있다.

[0045] 예를 들어, 딥러닝 모델은 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기 중 적어도 한 쌍의 파라미터는 서로 비례하고, 적어도 다른 한 쌍의 파라미터는 반비례하도록 스케일링할 수 있다.

[0046] 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 이미지의 크기는 진수(value)가 서로 고정되어 연관된 값으로 설정될 수 있다.

[0047] 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 이미지의 크기는 지수(exponent)가 서로 공통되어 연관된 값으로 스케일링될 수 있다. 이때, 레이어의 개수, 필터의 개수 및 이미지의 크기의 진수는 격자 탐색에 기초하여 결정된 상수일 수 있다. 다시 말해, 레이어의 개수, 필터의 개수 및 이미지의 개수에 대한 진수는 딕셔너리(dictionary)에 지정된 임의의 숫자를 순차적으로 입력한 뒤 가장 높은 성능을 보이는 상수에 기초하여 결정될 수 있다.

[0048] 여기서, 가장 높은 성능이란, 딥러닝 모델의 손실 함수 값이 가장 작아지는 때를 의미할 수 있다.

[0049] 손실 함수는 예컨대, 크로스-엔트로피 손실함수(Cross-Entropy loss), 바이너리 크로스-엔트로피 손실함수(Binary Cross-entropy loss) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0050] 딥러닝 모델은 하기 수학식 1에 기초하여 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기를 스케일링할 수 있다.

[0051] [수학식 1]

$$\begin{cases} L_n = a^x \\ F_n = b^x \\ R = c^x \\ a^x * b^x * c^x < A \end{cases}$$

[0052]

[0053] 여기서, L_n은 레이어의 개수, F_n는 필터의 개수, R은 이미지의 크기이다. 단, a, b, c는 0을 초과하는 임의의 실수, x는 임의의 실수이고, A는 기 설정된 수치이다.

[0054] 이로써, 딥러닝 모델은 임의의 파라미터에 무작위적 스케일링을 수행하는 기존의 방식 대비 보다 균형 잡힌 스케일링을 통해 성능을 향상시킬 수 있다.

[0055] 딥러닝 모델은 모든 레이어가 직접적으로 연결(connection) 되도록 구성될 수 있다.

[0056] 구체적으로, 딥러닝 모델은 이전 레이어의 출력이 다음 레이어의 입력으로 연결 되도록 구성될 수 있다.

[0057] 구체적으로, 딥러닝 모델은 각 레이어 출력 값이 해당 레이어에 후속하는 모든 레이어의 입력 값으로 연결 되도록 구성될 수 있다.

[0058] 이때, 모든 레이어는 특정 블록에 포함된 레이어들로서, 딥러닝 모델은 하나 이상의 블록을 포함하여 블록 별

모든 레이어가 직접적으로 연결될 수 있도록 구성될 수 있다.

[0059] 딥러닝 모델은 이전 레이어의 특징 맵이 다음 레이어의 특징 맵에 연결(concatenation)되도록 구성될 수 있다.

[0060] 이때, 이전 레이어의 특징 맵과 다음 레이어의 특징 맵의 해상도(resolution)는 서로 동일하거나 상이할 수 있다.

[0061] 이전 레이어의 특징 맵은 특정 블록에 포함된 레이어에 대한 특징 맵으로서, 딥러닝 모델은 하나 이상의 블록을 포함하여 블록 별 모든 레이어의 특징 맵이 후속 레이어의 특징 맵과 연결(concatenation)될 수 있도록 구성될 수 있다. 여기서, 블록은 특징 맵의 해상도가 동일한 레이어 별로 묶어 설정될 수 있다.

[0062] 이로써, 딥러닝 모델은 이전 레이어들의 특징 맵을 재사용함으로써, 이전에 추출된 특징 또는 입력 값 소실을 방지할 수 있다.

[0063] 이로써, 딥러닝 모델은 이전 레이어들의 특징 맵의 소실을 방지함으로써, 가중치의 자유도가 줄어들 수 있다.

[0064] 즉, 딥러닝 모델은 가중치의 자유를 감소시킴으로써, 오버피팅(overfitting)이 상쇄되는 레귤라이제이션 효과(regularization effect)와 유사한 효과를 발휘할 수 있다.

[0065] 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 이미지의 크기는 딥러닝 모델의 레이어의 개수, 필터의 개수 및 이미지의 크기의 값을 모두 곱한 값이 기 설정된 범위 내에서 제한적으로 스케일링 될 수 있다. 이때, 기 설정된 제한된 범위는 딥러닝 모델의 메모리를 포함할 수 있다.

[0066] 딥러닝 모델은 추출된 특징 맵의 채널 수를 조절하는 제1 다운샘플링 레이어를 더 포함할 수 있다.

[0067] 딥러닝 모델은 추출된 특징 맵의 해상도를 낮추는 제2 다운샘플링 레이어를 더 포함할 수 있다.

[0068] 이로써, 딥러닝 모델은 제1 및 제2 다운샘플링 레이어를 통해 작은 파라미터로 연산을 수행할 수 있다.

[0069] 이로써, 딥러닝 모델은 제2 다운샘플링 레이어를 통해 다양한 해상도의 특징 맵의 사용을 허용할 수 있다.

[0070] 딥러닝 모델은 입력 이미지에 대한 전역적 학습을 위한 적어도 하나의 Non-local block을 포함할 수 있다. 여기서, Non-local block은 이미지의 모든 픽셀에 대한 학습을 위해 1*1 크기의 컨볼루션 필터(convolution filter)를 포함할 수 있다.

[0071] 이로써, 딥러닝 모델은 Non-local block을 이용하여 이미지의 모든 위치에 존재하는 특징들의 값을 가중합 하여 장거리 종속성을 캡처할 수 있다.

[0072] 딥러닝 모델은, CDW(Clinical Data Warehouse; 임상 데이터 창고)를 이용하여 추출된 EMR(Electronic Medical Records; 전자 의무 기록) 의료정보에 포함된 고관절 방사선 영상에 기초하여 학습될 수 있다.

[0073] 고관절 방사선 영상은, 고관절 질환에 대한 정상 여부 및 고관절 진단명 중 적어도 하나가 라벨링될 수 있다.

[0074] 구체적으로, 고관절 방사선 영상은, 일차적으로 영상 의학과, 2차적으로 고관절 전문의가 진단한 정상 여부 및 진단명 중 적어도 하나가 라벨링 된 고관절을 촬영한 X-ray 영상일 수 있다. 고관절 방사선 영상은, 후술하는 도 2에서 X-ray 영상 자체의 원시 데이터 또는 도 3에서 전처리 된 X-ray 영상일 수 있다.

[0075] 비제한적인 실시예에서, 딥러닝 모델은 예컨대 총 1,000장의 고관절 X-ray 영상에 기초하여 학습되는 경우, 500장은 질환 있는 고관절을 대상으로 촬영한 질환 영상일 수 있다. 구체적으로, 질환 영상은 영상 의학과 및 고관절 전문의에 의해 고관절 질환을 진단받은 환자의 고관절 방사선 영상일 수 있다. 구체적으로, 질환 영상은 인공 고관절 전치환술을 치료 받기 이전에 마지막으로 촬영한 고관절 질환 환자의 고관절 X-ray 영상일 수 있다.

[0076] 나머지 500장은 질환 없는 고관절을 대상으로 촬영한 정상 영상일 수 있다. 구체적으로, 정상 영상은 고관절에 대하여 영상 의학과 및 고관절 전문의에 의해 정상으로 진단된 환자의 고관절 X-ray 영상일 수 있다.

[0077] 이때, 딥러닝 모델은 총 1,000장의 데이터셋에 대하여 훈련 데이터: 검증 데이터: 테스트 데이터의 비율을 64:16:20으로 나누어 학습될 수 있다. 예를 들어, 딥러닝 모델은 훈련 데이터 640개를 10개의 미니 배치로 나누어 적어도 30 에폭으로 학습될 수 있다.

[0078] 딥러닝 모델은 백본 네트워크(backbone network) 기반의 모델로서, 예를 들어, ResNet, VGGNet 또는 DarkNet 기반 구조의 모델일 수 있다. 여기서, 백본망이란, 입력 이미지를 여러 채널의 이미지로 압축하는 인코딩 과정과 인코딩 과정 중 컨볼루션 연산을 이용하여 특징을 추출하는 과정을 포함하는 네트워크를 의미할 수 있다.

[0079] 고관절 방사선 영상은, 고관절 방사선 영상에 포함된 문자, 심볼, 마크 및 기 설정된 밝기 수치 이상의 픽셀 중 적어도 하나가 제거되도록 전처리 된 정보일 수 있다.

[0080] 고관절 방사선 영상은 기 설정된 제1 수치 이상의 밝깃값을 가지는 하나 이상의 제1 픽셀 또는 기 설정된 제2 수치 이하의 밝깃값을 가지는 하나 이상의 제2 픽셀이 제1 수치와 제2 수치 사이의 밝기를 갖도록 전처리 된 정보일 수 있다.

[0081] 구체적으로, 고관절 방사선 영상은 데이터 클리닝, 영상 정합, 영상 크롭핑, 영상 클리핑 등에 기초하여 상기 딥러닝 모델의 고관절 병변 예측 학습에 방해가 되는 요인들로서, 예를 들어, 고관절 방사선 영상에 포함된 문자, 심볼, 마크, 아티팩트 등이 제거될 수 있다.

[0082] 한편, 고관절 방사선 영상 중 전처리 되어 제거되는 정보는 문자, 심볼, 마크 아티팩트 등으로 설명하였으나, 이는 예시적인 것으로서, 고관절 이외의 검출되는 객체라면 이에 한정됨 없이 제거되는 것으로 의도된다.

[0083] 도 2는 일 예시의 대상 방사선 영상을 설명하기 위한 예시도이다.

[0084] 도 2를 참조하면, 대상 방사선 영상은 제1 대상 방사선 영상(201) 또는 제2 대상 방사선 영상(202) 포함할 수 있다.

[0085] 도 2와 같이, 대상 방사선 영상은 고관절의 전면 뷰(Anterior view)를 촬영한 제1 대상 방사선 영상(201)을 포함할 수 있다. 또는 대상 방사선 영상은 고관절의 후면 뷰(Posterior view)를 촬영한 제2 대상 방사선 영상(202)을 포함할 수 있다. 또는 대상 방사선 영상은 고관절의 좌측 측면 뷰(lateral view) 또는 우측 측면 뷰를 촬영한 방사선 영상(미도시)을 포함할 수 있다. 다시 말해, 대상 방사선 영상은 각도에 한정 없이 다양한 각도에서 고관절을 촬영한 방사선 영상을 포함할 수 있다.

[0086] 대상 방사선 영상은 고관절을 촬영한 방사선 영상 자체의 원시 데이터일 수 있다. 이때, 원시 데이터는 삭제되어야 함이 바람직한, 방사선 영상이 촬영됨으로써 날인되는 촬영 날짜, 촬영 시각, 의료기기 로고, 의료기기 식별자, 영상 식별자 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0087] 한편, 대상 방사선 영상은 전면, 후면 또는 측면에서 촬영된 방사선 영상인 것으로 설명되었으나 이는 예시적인 것으로서, 대상 방사선 영상이 촬영된 각도는 이에 한정되는 것은 아니다.

[0088] 도 3은 일 예시의 대상 방사선 영상을 설명하기 위한 예시도이다.

[0089] 도 3을 참조하면, 대상 방사선 영상은 제3 대상 방사선 영상(301) 또는 제4 대상 방사선 영상(302)을 포함할 수 있다.

[0090] 이때, 제3 대상 방사선 영상(301)과 제4 대상 방사선 영상(302)은 각각 도 2의 제1 대상 방사선 영상(201) 및 제2 대상 방사선 영상(202)이 전처리 된 영상일 수 있다.

[0091] 구체적으로, 제3 대상 방사선 영상(301)과 제4 대상 방사선 영상(302) 각각은 제1 대상 방사선 영상(201)과 제2 대상 방사선 영상(202)에 포함된 문자, 심볼, 마크 및 아티팩트가 제거된 영상일 수 있다. 구체적 예로, 제3 대상 방사선 영상(301)과 제4 대상 방사선 영상(302)은 제1 대상 방사선 영상(201) 및 제2 대상 방사선 영상(202)에 날인된 촬영 날짜, 촬영 시각, 의료기기 로고, 의료기기 식별자, 영상 식별자 중 적어도 하나가 크롭핑(cropping)된 방사선 영상일 수 있다.

[0092] 제3 대상 방사선 영상(301)과 제4 대상 방사선 영상(302)은 고관절을 중심으로 멀리 위치한 신체 부위를 불포함하도록 크롭핑 된 방사선 영상일 수 있다. 구체적으로, 제3 대상 방사선 영상(301)과 제4 대상 방사선 영상(302)은 고관절 전체를 모두 포함하되, 나머지 신체 기관은 일부만을 포함하도록 촬영된 방사선 영상일 수 있다.

[0093] 제3 대상 방사선 영상(301)과 제4 대상 방사선 영상(302)은 대상 방사선 영상의 중앙을 중심으로 기 설정된 거리만큼 떨어진 부분을 불포함하도록 크롭핑 된 방사선 영상일 수 있다.

[0094] 제3 대상 방사선 영상(301)과 제4 대상 방사선 영상(302)은 영상의 높이(height) 길이가 짧아지도록 크롭핑된 방사선 영상일 수 있다. 이때, 크롭핑 되는 대상 영역은 대상 방사선 영상의 가장자리부터 우선함이 바람직하다. 예를 들어, 제3 대상 방사선 영상(301)과 제4 대상 방사선 영상(302)은 전체 영상의 크기 1024*1024를 1024*800으로 높이 길이가 짧아지도록 크롭핑 하는 경우, 높이는 대상 방사선 영상의 중앙에서 상단으로 400, 하단으로 400을 가질 수 있다.

[0095] 제3 대상 방사선 영상(301)과 제4 대상 방사선 영상(302)은 본래의 픽셀 사이즈를 유지할 수 있도록 크롭핑 이후 제로 패딩될 수 있다. 예를 들어, 크롭핑 이후 픽셀 사이즈가 1024*800으로 변형된 대상 방사선 영상은 본래 픽셀 사이즈 1024*1024가 될 때까지 제로 패딩 되어 본래의 픽셀 사이즈를 유지할 수 있다.

[0096] 한편, 대상 방사선 영상은 도 2 및 도 3에서 전술한 바와 같이 설명되었으나, 이는 대상 방사선 영상에 한정되는 것은 아니고, 고관절 병변 예측 장치(100)의 학습 데이터 또한 적용될 수 있는 설명인 것으로 의도된다.

[0097] 도 4는 일 예시의 딥러닝 모델(400)의 구조를 설명하기 위한 예시도이다.

[0098] 도 4를 참조하면, 딥러닝 모델(400)은 하나 이상의 컨볼루션 블록(410), Non-local 블록(420) 및 완전-연결 레이어(430)를 포함한다.

[0099] 여기서, 하나 이상의 컨볼루션 블록(410) 각각은 컨볼루션 레이어, 활성화 함수, 배치 노멀 라이즈 레이어 및 풀링 레이어 중 적어도 하나를 포함하도록 설계될 수 있다.

[0100] 하나 이상의 컨볼루션 블록(410) 각각에 대응하는 컨볼루션 레이어는 일반적인 컨볼루션 레이어인 제1 컨볼루션 레이어를 포함할 수 있다.

[0101] 하나 이상의 컨볼루션 블록(410) 각각에 대응하는 컨볼루션 레이어는 입력된 이미지 또는 특징 맵을 각 채널 별로 나누어 컨볼루션 연산을 적용하는 제2 컨볼루션 레이어를 포함할 수 있다. 이로써, 제2 컨볼루션 레이어는 작은 양의 파라미터로 입력 값의 특징을 캡처할 수 있다.

[0102] 또한, 제2 컨볼루션 레이어는 필터의 크기가 1로 고정되어 여러 개의 채널을 하나의 새로운 채널로 압축할 수 있다. 이로써, 제2 컨볼루션 레이어는 채널 수를 조절하여 연산량을 조절할 수 있다.

[0103] 하나 이상의 컨볼루션 블록(410) 각각에 대응하는 컨볼루션 레이어는 제2 컨볼루션 레이어에 채널 수에 대한 익스팬션 팩터(expansion factor)를 달리 적용한 제3 컨볼루션 레이어를 포함할 수 있다.

[0104] 하나 이상의 컨볼루션 블록(410) 각각에 대응하는 컨볼루션 레이어에 입력되는 이미지 또는 특징 맵의 해상도는 스테이지가 깊어질수록 이전 스테이지의 컨볼루션 레이어에 입력되는 이미지 또는 특징 맵의 해상도보다 작거나 같도록 설계될 수 있다.

[0105] 이때, 하나 이상의 컨볼루션 블록(410) 각각에 포함되는 컨볼루션 레이어의 개수는 스테이지가 깊어질수록 이전 컨볼루션 블록(410)에 포함되는 컨볼루션 레이어의 개수보다 크거나 같도록 설계될 수 있다.

[0106] 예를 들어, 하나 이상의 컨볼루션 블록(410)은 하기 표 1과 같이 설계될 수 있다.

표 1

[0107]

스테이지	컨볼루션 레이어, 커널 사이즈	해상도	컨볼루션 레이어의 개수
1	제1 컨볼루션 레이어, 3x3	300X300	1
2	제2 컨볼루션 레이어, 3X3	150X150	2
3	제3 컨볼루션 레이어, 3X3	150X150	3
4	제3 컨볼루션 레이어, 5x5	75X75	3
5	제3 컨볼루션 레이어, 3x3	38X38	5
6	제3 컨볼루션 레이어, 5x5	19X19	5
7	제3 컨볼루션 레이어, 5x5	10X10	6
8	제3 컨볼루션 레이어, 3x3	10X10	2

[0108] 구체적으로, 상기 표 1의 첫 번째 열을 참조하면, 컨볼루션 블록(410)은 8개가 순차적으로 연결되도록 설계될 수 있다. 상기 표 1의 두 번째 열을 참조하면, 컨볼루션 블록(410)은 제1 컨볼루션 레이어, 제2 컨볼루션 레이어 및 제3 컨볼루션 레이어 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 예를 들어, 제1 스테이지의 컨볼루션 블록(410)은 제1 컨볼루션 레이어를, 제2 스테이지의 컨볼루션 블록(410)은 제2 컨볼루션 레이어를, 제3 내지 제8 스테이지의 컨볼루션 블록(410)은 제3 컨볼루션 레이어를 포함하도록 설계될 수 있다.

[0109] 이때, 커널 사이즈는 각 컨볼루션 블록(410)마다 상이하거나 동일할 수 있다.

[0110] 상기 표 1의 세 번째 열을 참조하면, 컨볼루션 블록(410)에 입력되는 이미지 또는 특징맵의 해상도는 각각 300x300, 150x150, 150x150, 75x75, 38x38, 19x19, 10x10, 10x10으로 스테이지가 깊어질수록 상기 해상도가 같거나 작아지도록 설계될 수 있다. 이로써, 딥러닝 모델(400)은 입력 이미지를 압축하며 특징을 추출하는 인코딩

과정을 수행할 수 있다.

[0111] 상기 표 1의 네 번째 열을 참조하면, 컨볼루션 블록(410)에 포함되는 컨볼루션 레이어의 개수는 각각 1, 2, 3, 3, 5, 5, 6, 2개로 스테이지가 깊어질수록 이전 컨볼루션 블록(410)에 포함되는 컨볼루션 레이어의 개수보다 크거나 같도록 설계될 수 있다.

[0112] Non-local 블록(420)은 마지막 스테이지의 컨볼루션 블록(410)과 연결될 수 있다.

[0113] 완전-연결 레이어(430)는 딥러닝 모델(400)에 포함된 블록들 중 마지막에 연결되어 추출한 특징에 따라 대상 방사선 영상(40)을 이진 분류 할 수 있다. 예를 들어, 딥러닝 모델은 완전-연결 레이어(430)를 통해 대상 방사선 영상(40)을 정상(41) 또는 비정상(42)으로 분류할 수 있다.

[0114] 한편, 도 4의 딥러닝 모델(400)의 구조는 예시적인 것으로 반드시 이에 한정되는 것은 아니다.

[0115] 한편, 제2 컨볼루션 레이어는 MBConv1, 제3 컨볼루션 레이어는 MBConv6에 기초하는 컨볼루션 레이어일 수 있다.

[0116] 도 5는 일 실시예 별 고관절 병변 예측 장치(100)의 성능을 나타내는 그래프이다.

[0117] 도 5를 참조하면, 고관절 병변 예측 장치(100)에 대한 제1 실시예 내지 제4 실시예 각각의 ROC 곡선(Receiver Operating Characteristic Curve)이 도시된다.

[0118] 여기서, 제1 실시예는 입력 이미지와 학습 이미지 모두 고관절을 촬영한 방사선 영상의 원시 데이터로서, 원시 데이터를 기반으로 학습되고 추론되는 고관절 병변 예측 장치(100)일 수 있다. 이때, 고관절 병변 예측 장치(100)는 제1 딥러닝 모델에 기초하여 고관절 병변을 추론하는 것으로 전제한다.

[0119] 여기서, 제1 딥러닝 모델은 이전 레이어의 출력이 다음 레이어의 입력으로 연결된 모델을 포함할 수 있다.

[0120] 여기서, 제1 딥러닝 모델은 이전 레이어의 출력이 후속하는 모든 레이어의 입력으로 연결된 모델을 포함할 수 있다.

[0121] 여기서, 제1 딥러닝 모델은 dense-net에 기초하여 설계된 딥러닝 모델을 포함할 수 있다.

[0122] 제2 실시예는 방해 요소가 크롭핑 된 입력 이미지에 대해 고관절 병변을 추론하되, 고관절을 촬영한 방사선 영상 자체인 원시 데이터에 기초하여 학습된 고관절 병변 예측 장치(100)일 수 있다. 여기서, 고관절 병변 예측 장치(100)는 제1 딥러닝 모델에 기초하여 고관절 병변을 추론하는 것으로 전제한다.

[0123] 제3 실시예는 방해 요소가 크롭핑 된 입력 이미지에 대해 고관절 병변을 추론하고, 방해 요소가 크롭핑 된 학습 이미지에 기초하여 학습된 고관절 병변 예측 장치(100)일 수 있다. 이때, 고관절 병변 예측 장치(100)는 제1 딥러닝 모델에 기초하여 고관절 병변을 추론하는 것으로 전제한다.

[0124] 제4 실시예는 방해 요소가 크롭핑 된 입력 이미지에 대해 고관절 병변을 추론하고, 방해 요소가 크롭핑 된 학습 이미지에 기초하여 학습된 고관절 병변 예측 장치(100)일 수 있다. 이때, 고관절 병변 예측 장치(100)는 제2 딥러닝 모델에 기초하여 고관절 병변을 추론하는 것으로 전제한다.

[0125] 여기서, 제2 딥러닝 모델은 레이어의 개수, 필터의 개수 및 입력 이미지의 크기는 서로 종속되어 연관된 값으로 결정되도록 설계된 모델을 포함할 수 있다.

[0126] 여기서, 제2 딥러닝 모델은 efficient-net에 기초하여 설계된 딥러닝 모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 제2 딥러닝 모델은 efficient-net V1-B1 내지 B7 중 적어도 하나에 기초하여 설계된 딥러닝을 포함할 수 있다. 바람직하게, 제2 딥러닝 모델은 efficient-net V1-B3에 기초하여 설계된 딥러닝을 포함할 수 있다.

[0127] 여기서, 제2 딥러닝 모델은 전역적 학습을 위한 적어도 하나의 Non-local block을 포함할 수 있다.

[0128] 이때, 도 5를 참조하면, 제4 실시예는 고관절 이상 여부에 대해 타 실시예 대비 높은 분류 성능을 갖는다. 다만, 제1 실시예 내지 제3 실시예는 하기와 같은 문제로 제4 실시예 대비 분류 성능이 저조하다.

[0129] 구체적으로, 제1 실시예는 방해 요소, 예를 들어, 날인되는 문자를 학습하는 문제가 발견되었다. 제2 실시예는 고관절이 아닌 다른 신체 부위인 대퇴골(femur) 전장에 집중하여 학습하는 문제가 발견되었다. 제3 실시예는 대좌골절흔(greater sciatic notch)에 집중하여 학습하는 문제가 발견되었다.

[0130] 또한, 각 실시예에 따른 고관절 병변 예측 장치(100)의 다른 성능 지표는 하기 표 2와 같이 나타날 수 있다.

표 2

[0131]

	제1 실시예	제2 실시예	제3 실시예	제4 실시예
정확도(Accuracy)	0.98	0.93	0.95	0.99
민감도(Sensitivity)	0.99	0.88	0.98	0.99
특이도(Specificity)	0.96	0.99	0.91	0.99
양성예측치(Positive Predictive Value; PPV)	0.96	0.99	0.92	0.99
음성예측치(Negative Predictive Value; NPV)	0.99	0.90	0.98	0.99

[0132] 상기 표 2에서 확인할 수 있듯이, 제4 실시예는 정확도, 민감도, 특이도, 양성 예측치 및 음성예측치 측면에서 타 실시예 대비 가장 우수한 것으로 평가된다.

[0133] 도 6은 일 실시예에 따른 고관절 병변 예측 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0134] 도 6의 일 실시예에 따른 고관절 병변 예측 방법은 도 1의 고관절 병변 예측 장치(100)에 의해 수행될 수 있다. 우선, 고관절 병변 예측 장치(100)는 고관절을 촬영한 대상 방사선 영상을 획득(610)한다.

[0135] 이후, 딥러닝 모델을 이용하여 대상 방사선 영상에 대한 고관절의 이상 여부를 출력(620)한다.

[0136] 상기 도시된 도 6은 도면에 제시된 순서를 참조로 하여 설명되었다. 설명을 위하여 상기 방법은 일련의 블록들로 도시되고 설명되었으나, 본 발명은 상기 블록들의 순서에 한정되지 않고, 몇몇 블록들은 다른 블록들과 본 명세서에서 도시되고 기술된 것과 상이한 순서로 또는 동시에 일어날 수도 있으며, 동일한 또는 유사한 결과를 달성하는 다양한 다른 분기, 흐름 경로, 및 블록의 순서들이 구현될 수 있다. 또한, 본 명세서에서 기술되는 방법의 구현을 위하여 도시된 모든 블록들이 요구되지 않을 수도 있다.

[0137] 한편, 본 발명의 실시예는 본 명세서에서 기술한 방법들을 컴퓨터상에서 수행하기 위한 프로그램, 및 상기 프로그램을 포함하는 컴퓨터 판독 가능 기록매체를 포함할 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 기록매체는 프로그램 명령, 로컬 데이터 파일, 로컬 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체는 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나, 또는 컴퓨터 소프트웨어 분야에서 통상적으로 사용 가능한 것일 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM, DVD와 같은 광 기록 매체, 및 롬, 램, 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 상기 프로그램의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다.

[0138] 이상에서 본 발명의 대표적인 실시예들을 상세하게 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상술한 실시예에 대하여 본 발명의 범주에서 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 변형이 가능함을 이해할 것이다. 그러므로 본 발명의 권리범위는 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 안 되며, 후술하는 청구범위뿐만 아니라 이 청구범위와 균등한 것들에 의해 정해져야 한다.

부호의 설명

[0139] 40: 대상 방사선 영상

41: 정상

42: 비정상

100: 고관절 병변 예측 장치

110: 획득부

120: 출력부

201: 제1 대상 방사선 영상

202: 제2 대상 방사선 영상

301: 제3 대상 방사선 영상

302: 제4 대상 방사선 영상

400: 딥러닝 모델

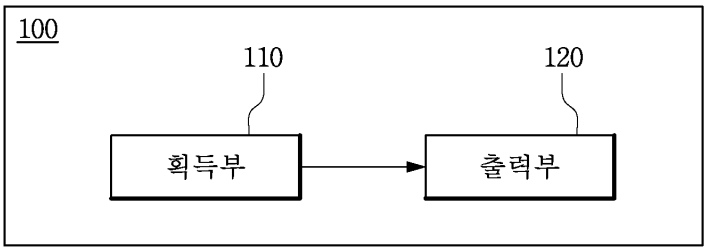
410: 컨볼루션 블록

420: Non-local 블록

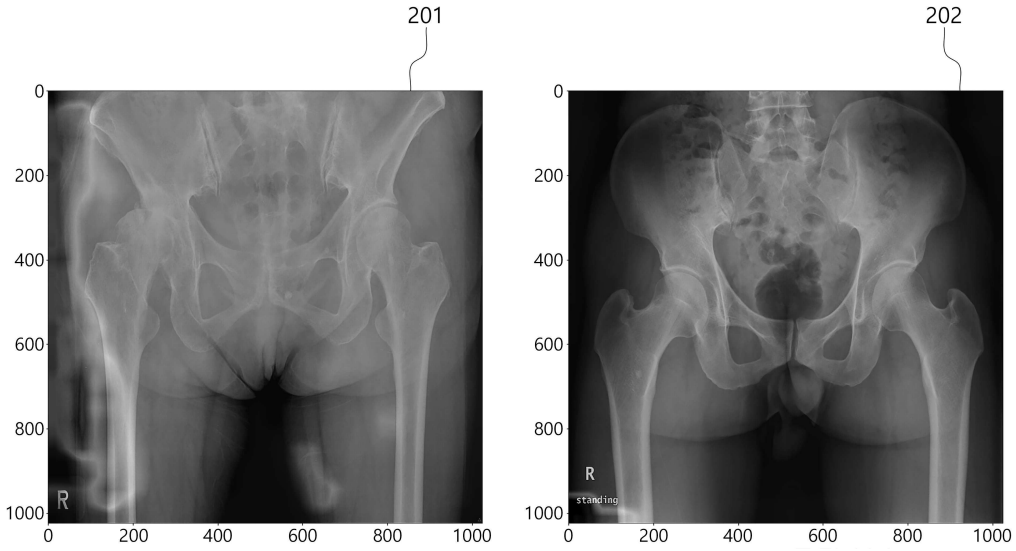
430: 완전-연결 레이어

도면

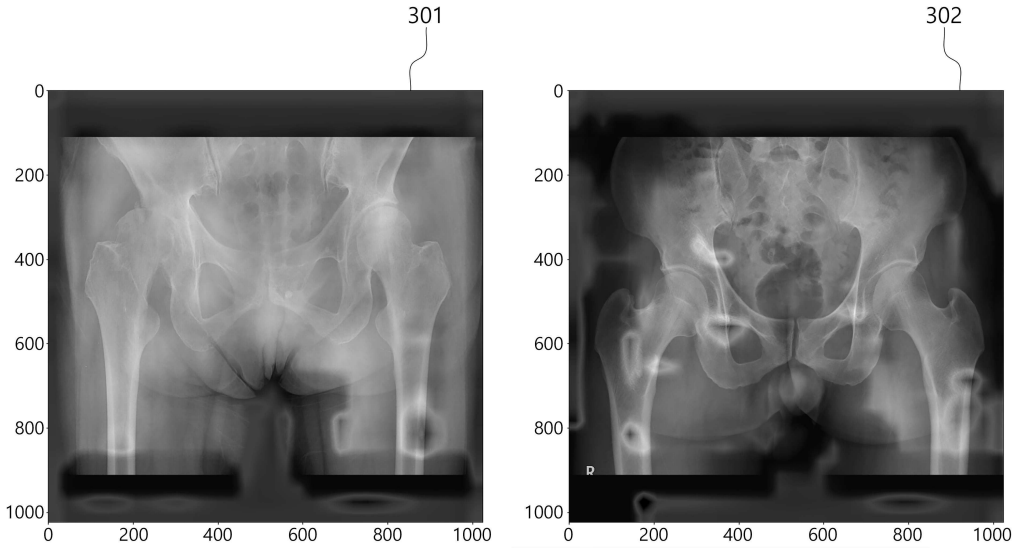
도면1



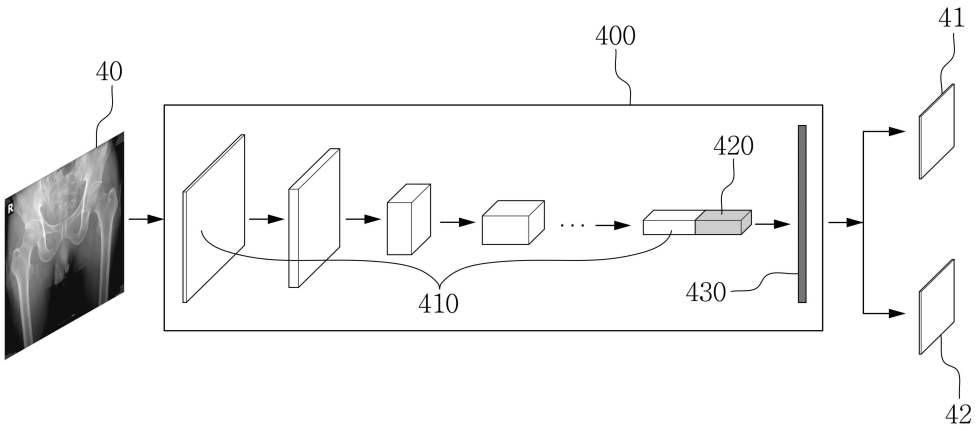
도면2



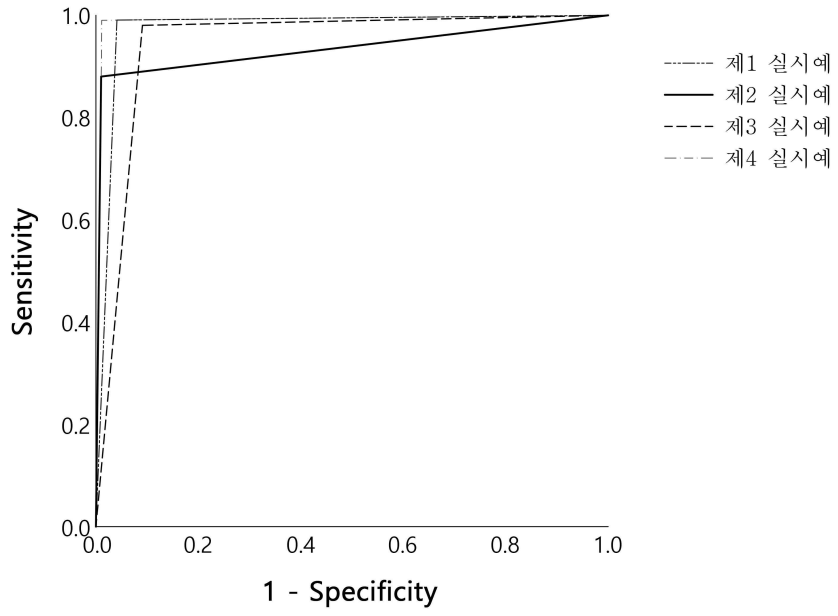
도면3


301
302
0
200
400
600
800
1000

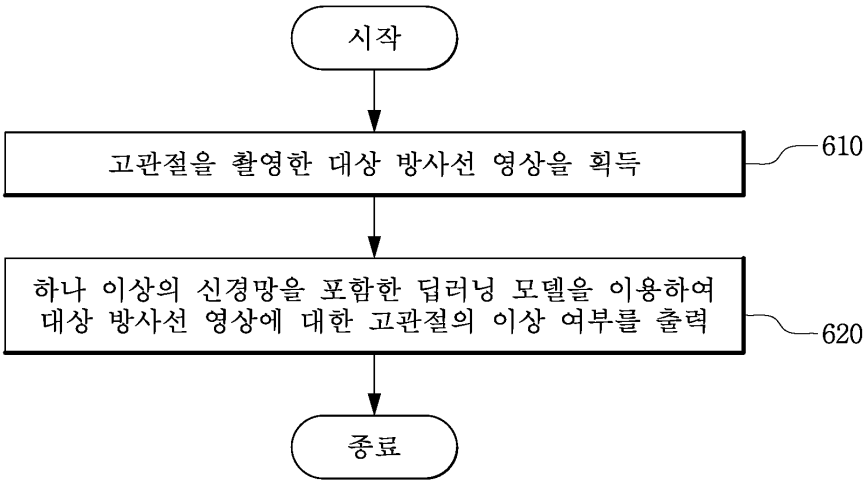
도면4


40
400
41
420
410
430
42

도면5


1.0
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
Sensitivity
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
1 - Specificity
제1 실시예
제2 실시예
제3 실시예
제4 실시예

도면6


시작
고관절을 촬영한 대상 방사선 영상을 획득
610
하나 이상의 신경망을 포함한 딥러닝 모델을 이용하여 대상 방사선 영상에 대한 고관절의 이상 여부를 출력
620
종료