



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0029557
(43) 공개일자 2025년03월05일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 30/20 (2018.01) G06V 10/46 (2022.01)
G06V 10/74 (2022.01) G06V 10/762 (2022.01)
G06V 20/70 (2022.01) G16H 10/60 (2018.01)
G16H 30/40 (2018.01) G16H 50/50 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 30/20 (2018.01)
G06V 10/46 (2023.08)

(21) 출원번호 10-2023-0110624

(22) 출원일자 2023년08월23일

심사청구일자 2023년08월23일

(71) 출원인

재단법인 아산사회복지재단

서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)

울산대학교 산학협력단

울산광역시 남구 대학로 93(무거동)

(72) 발명자

김남국

서울특별시 송파구 올림픽로35길 104, 27동 1002호 (신천동, 장미아파트)

서준범

서울특별시 송파구 양재대로 1089, 2동 408호 (방이동, 잠실3차한양아파트)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인 무한

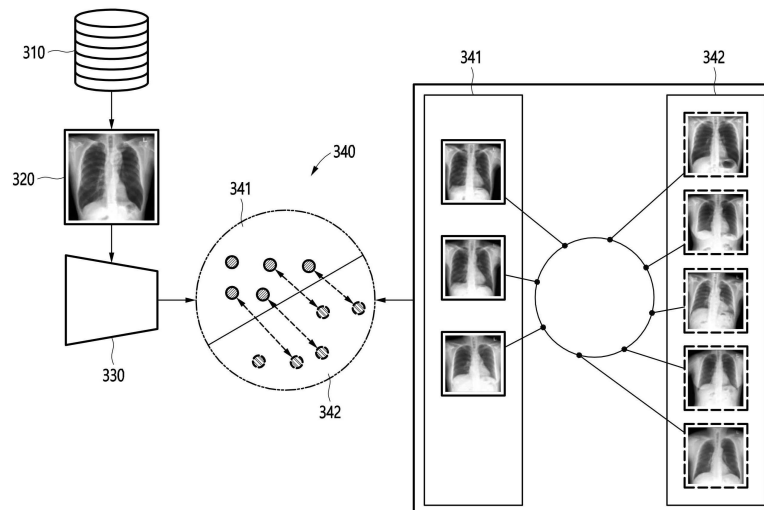
전체 청구항 수 : 총 23 항

(54) 발명의 명칭 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법 및 장치

(57) 요약

일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법 및 장치는 서로 같은 환자에 대해 촬영된 제1 트레이닝 흉부 영상 세트 및 서로 다른 환자에 대해 촬영된 제2 트레이닝 흉부 영상 세트를 포함하는 트레이닝 데이터를 획득하는 단계, 상기 트레이닝 데이터의 상기 제1 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제1 코사인 유사도, 및 상기 제2 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제2 코사인 유사도가 각각 다른 값으로 수렴하도록 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델을 트레이닝시키는 단계, 및 환자의 흉부를 촬영한 입력 흉부 영상으로부터, 트레이닝이 완료된 상기 특징 추출 모델을 이용하여, 추출된 특징 벡터(feature vectors)와 기준 흉부 영상의 기준 특징 벡터 간에 계산된 코사인 유사도(cosine similarity)에 기초하여 흉부 영상들이 동일 환자에 대응하는 지 식별하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도



(52) CPC특허분류

G06V 10/74 (2022.01)
G06V 10/762 (2023.08)
G06V 20/70 (2023.08)
G16H 10/60 (2021.08)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/50 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

김기덕

전라남도 여수시 남면 연도서부안길 17, 연도보건
지소 201호

(72) 발명자

조경진

서울특별시 서대문구 연희로41길 114, 1동 603호
(홍은동, 미성아파트)

김지영

서울특별시 서대문구 충정로 50, 1동 1202호 (충정
로3가)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465039371
과제번호	HI18C0022030023
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	첨단의료기술개발
연구과제명	진단 인공지능 시스템 개발을 위한 다기관 데이터 스마트 레이블링 및 성능평가 플
랫폼 연구개발	
기 여 율	1/3
과제수행기관명	울산대학교 산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465039047
과제번호	HR20C0026020023
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	연구중심병원 육성 R&D
연구과제명	MeDIA: 의료 빅데이터, 사물인터넷, 인공지능 플랫폼 구축을 통한 혁신형 의료기술
개발	
기 여 율	1/3
과제수행기관명	서울아산병원
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193431
과제번호	2021-0-00393-003
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보보호핵심원천기술개발(R&D, 정보화)
연구과제명	(세부2) 영상 등 멀티미디어 데이터의 온전한 AI 학습/활용을 보장하는 복원불가형
개인식별정보 익명처리 핵심기술 개발	
기 여 율	1/3
과제수행기관명	(주)딥핑소스
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

프로세서에 의해 홍부 영상에 대한 환자의 식별(identification) 및 검색(retrieval) 방법에 있어서,
서로 같은 환자에 대해 촬영된 제1 트레이닝 홍부 영상 세트 및 서로 다른 환자에 대해 촬영된 제2 트레이닝 홍부 영상 세트를 포함하는 트레이닝 데이터를 획득하는 단계;
상기 트레이닝 데이터의 상기 제1 트레이닝 홍부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제1 코사인 유사도, 및 상기 제2 트레이닝 홍부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제2 코사인 유사도가 각각 다른 값으로 수렴하도록 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델을 트레이닝시키는 단계; 및
환자의 홍부를 촬영한 입력 홍부 영상으로부터, 트레이닝이 완료된 상기 특징 추출 모델을 이용하여, 추출된 특징 벡터(feature vectors)와 기준 홍부 영상의 기준 특징 벡터 간에 계산된 코사인 유사도(cosine similarity)에 기초하여 홍부 영상들이 동일 환자에 대응하는 지 식별하는 단계;
를 포함하는 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,
상기 식별하는 단계는,
복수의 기준 특징 벡터들을 포함하는 데이터베이스로부터, 상기 입력 홍부 영상의 상기 추출된 특징 벡터와 상기 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 코사인 유사도 계산을 반복함으로써, 상기 입력 홍부 영상과 가장 유사한 기준 홍부 영상을 검색하는 단계
를 포함하는 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,
상기 검색하는 단계는,
상기 추출된 특징 벡터와 상기 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 각 코사인 유사도를 랭크(rank)하는 단계; 및
랭크된 순위에 기초하여 복수의 기준 홍부 영상 중 상기 입력 홍부 영상의 상기 추출된 특징 벡터와 가장 근접한 기준 특징 벡터의 기준 홍부 영상을 가장 유사한 기준 홍부 영상으로 선택하는 단계
를 포함하는 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,
상기 식별하는 단계는,
상기 입력 홍부 영상을 획득하는 단계;
상기 특징 추출 모델을 이용하여 상기 입력 홍부 영상으로부터 특징 벡터를 추출하는 단계;

기준 흉부 영상으로부터 추출된 기준 특징 벡터와 상기 추출된 입력 흉부 영상의 특징 벡터 간의 코사인 유사도를 계산하는 단계; 및

상기 계산된 코사인 유사도에 기초하여 상기 입력 흉부 영상의 환자와 상기 기준 흉부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단하는 단계

를 포함하는 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 계산하는 단계는,

상기 입력 흉부 영상의 특징 벡터를 기준으로 하여 다른 하나의 기준 흉부 영상의 기준 특징 벡터와의 코사인 유사도를 계산하는 단계; 및

상기 입력 흉부 영상의 특징 벡터를 기준으로 하여 또 다른 하나의 기준 흉부 영상의 특징 벡터와의 코사인 유사도를 계산하는 단계

를 포함하는 방법.

청구항 6

제4항에 있어서,

상기 판단하는 단계는,

상기 계산된 코사인 유사도를 임계치와 비교한 것에 기초하여, 상기 입력 흉부 영상의 환자와 상기 기준 흉부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단하는 단계

를 포함하는 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 트레이닝시키는 단계는,

상기 특징 추출 모델의 파라미터를 업데이트하는 단계

를 포함하는 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 트레이닝시키는 단계는,

같은 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 가깝게, 다른 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 멀어지게 하는 목적 (objective) 함수에 기초하여, 상기 목적 함수에 따라 계산된 값이 최소화되도록 상기 파라미터를 업데이트하는 단계

를 포함하는 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,
상기 특징 추출 모델은,
상기 제1 코사인 유사도가 높아지도록 트레이닝되고, 상기 제2 코사인 유사도가 낮아지도록 트레이닝되는,
방법.

청구항 10

제1항에 있어서,
상기 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델에 의해 형성되는 임베딩 공간(embedding space)에서,
제1 환자에 대한 제1 흉부 영상들에 대해 추출된 제1 특징 벡터들이 클러스터링되고,
상기 제1 환자와 다른 제2 환자에 대한 제2 흉부 영상에 대해 추출된 제2 특징 벡터들이 클러스터링되며,
상기 제1 특징 벡터들의 클러스터와 상기 제2 특징 벡터들의 클러스터는 서로 구별되는,
방법.

청구항 11

제1항에 있어서,
상기 식별을 통해 복수의 환자들에 대한 흉부 영상을 포함하는 흉부 영상 데이터베이스에서, 각 흉부 영상을 환자 별로 그룹핑(grouping)하는 단계; 및
상기 그룹핑의 결과에 기초하여 각 흉부 영상을 라벨링하는 단계를 더 포함하는 방법.

청구항 12

제11항에 있어서,
상기 라벨링하는 단계는,
상기 흉부 영상 데이터베이스의 흉부 영상들에서 같은 환자의 영상들에 대해서는 같은 라벨을 부여하고, 다른 환자의 흉부 영상들에 대해서는 상이한 라벨을 부여하는,
방법.

청구항 13

흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색하는 장치에 있어서,
서로 같은 환자에 대해 촬영된 제1 트레이닝 흉부 영상 세트 및 서로 다른 환자에 대해 촬영된 제2 트레이닝 흉부 영상 세트를 포함하는 트레이닝 데이터를 획득하고, 상기 트레이닝 데이터의 상기 제1 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제1 코사인 유사도, 및 상기 제2 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제2 코사인 유사도가 각각 다른 값으로 수렴하도록 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델을 트레이닝시키며, 환자의 흉부를 촬영한 입력 흉부 영상으로부터, 트레이닝이 완료된 상기 특징 추출 모델을 이용하여, 추출된 특징 벡터와 기준 흉부 영상의 기준 특징 벡터 간에 계산된 코사인 유사도에 기초하여 흉부 영상들이 동일 환자에 대응하는 지 식별하는 프로세서

를 포함하는 장치.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 프로세서는,

복수의 기준 특징 벡터들을 포함하는 데이터베이스로부터, 상기 입력 홍부 영상의 상기 추출된 특징 벡터와 상기 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 코사인 유사도 계산을 반복함으로써, 상기 입력 홍부 영상과 가장 유사한 기준 홍부 영상을 검색하는,

장치.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 추출된 특징 벡터와 상기 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 각 코사인 유사도를 랭크하고, 랭크된 순위에 기초하여 복수의 기준 홍부 영상 중 상기 입력 홍부 영상의 상기 추출된 특징 벡터와 가장 근접한 기준 특징 벡터의 기준 홍부 영상을 가장 유사한 홍부 영상으로 선택하는,

장치.

청구항 16

제13항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 입력 홍부 영상을 획득하고, 상기 특징 추출 모델을 이용하여 상기 입력 홍부 영상으로부터 특징 벡터를 추출하고, 기준 홍부 영상으로부터 추출된 기준 특징 벡터와 상기 추출된 입력 홍부 영상의 특징 벡터 간의 코사인 유사도를 계산하며, 상기 계산된 코사인 유사도에 기초하여 상기 입력 홍부 영상의 환자와 상기 기준 홍부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단하는,

장치.

청구항 17

제16항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 입력 홍부 영상의 특징 벡터를 기준으로 하여 다른 하나의 기준 홍부 영상의 기준 특징 벡터와의 코사인 유사도를 계산하고, 상기 입력 홍부 영상의 특징 벡터를 기준으로 하여 또 다른 하나의 기준 홍부 영상의 특징 벡터와의 코사인 유사도를 계산하는,

장치.

청구항 18

제16항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 계산된 코사인 유사도를 임계치와 비교한 것에 기초하여, 상기 입력 흉부 영상의 환자와 상기 기준 흉부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단하는,

장치.

청구항 19

제13항에 있어서,

상기 프로세서는,

같은 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 가깝게, 다른 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 멀어지게 하는 목적 함수에 기초하여, 상기 목적 함수에 따라 계산된 값이 최소화되도록 상기 특징 추출 모델의 파라미터를 업데이트하는

장치.

청구항 20

제13항에 있어서,

상기 특징 추출 모델은,

상기 제1 코사인 유사도가 높아지도록 트레이닝되고, 상기 제2 코사인 유사도가 낮아지도록 트레이닝되는,

장치.

청구항 21

제13항에 있어서,

상기 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델에 의해 형성되는 임베딩 공간에서, 제1 환자에 대한 제1 흉부 영상들에 대해 추출된 제1 특징 벡터들이 클러스터링되고, 상기 제1 환자와 다른 제2 환자에 대한 제2 흉부 영상에 대해 추출된 제2 특징 벡터들이 클러스터링되며,

상기 제1 특징 벡터들의 클러스터와 상기 제2 특징 벡터들의 클러스터는 서로 구별되는,

장치.

청구항 22

제13항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 식별을 통해 복수의 환자들에 대한 흉부 영상을 포함하는 흉부 영상 데이터베이스에서, 각 흉부 영상을 환자 별로 그룹핑하고, 상기 그룹핑의 결과에 기초하여 각 흉부 영상을 라벨링하는,

장치.

청구항 23

제22항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 흉부 영상 데이터베이스의 흉부 영상들에서 같은 환자의 영상들에 대해서는 같은 라벨을 부여하고, 다른 환자의 흉부 영상들에 대해서는 상이한 라벨을 부여하는,

장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 이하, 지도 학습 방법에 기초한 모델을 이용하여 흉부 방사선 영상(CXR, chest radiographs) 간의 유사성을 계산함에 따라 환자를 식별 및 검색하는 방법에 관한 기술이 제공된다.

배경 기술

[0003] 의료 영상(medical imaging)은 임상 분석 및 의료 개입을 위해 신체 내부의 일부 장기 또는 조직의 기능을 시각적으로 표현(예: 영상화)한 것을 의미한다. 또한, 의료 영상은 진단할 신체 부위의 증상과 유형에 따라 종류가 나뉘어질 수 있다. 예를 들어, 의료 영상은 X-선 영상(X-Ray images), 초음파(ultrasound), 자기공명영상(MRI, Magnetic Resonance Imaging), 컴퓨터 단층촬영(CT, Computed Tomography) 및 단일광자 단층촬영/양전자 단층촬영(SPECT, Single Photon Emission Computed Tomography/PET, Positron Emission Tomography)으로 분류할 수 있다. 이러한 의료 영상은 피부와 뼈에 가려진 내부 구조를 드러나게 하여 의료진이 의료 영상을 분석함에 따라 질병을 진단하고 치료할 수 있다.

[0004] 의료 영상을 진단함에 있어, 과거에 의료진은 인쇄된 이미지에 자(ruler) 및 각도기를 사용하여 내부 구조 및 장기를 측정하거나 좀 더 발전하여 디지털 이미지에 전용 소프트웨어를 사용하여 측정하였다. 그러나, 이와 같은 측정은 측정하는 사람(예: 의료진)에 따라 정확성과 재현성의 차이가 발생할 수 있다. 이에 이러한 문제를 극복하기 위해 의료 영상 분야에서는 자동화 진단을 위하여 컴퓨터 지원 진단 시스템(CAD, computer-aided diagnosis systems)을 개발하여 발전시키고 있다.

[0005] 위에서 설명한 배경기술은 발명자가 본원의 개시 내용을 도출하는 과정에서 보유하거나 습득한 것으로서, 반드시 본 출원 전에 일반 공중에 공개된 공지기술이라고 할 수는 없다.

선행기술문헌

특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 한국 등록 특허공보 10-2097740(2020년 03월 31일 공고)에는 인공지능을 활용한 의료영상 자동 분류 및 표준화 시스템 및 그 구동방법이 제시된다.

(특허문헌 0002) 일본 공개 특허공보 30532441(2018년 11월 08일 공고)에는 뇌종양을 분류하기 위한 시각 표현 학습이 제시된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법 및 장치는 같은 환자의 복수의 흉부 영상을 잠재 공간에서 가깝게 다른 환자의 복수의 흉부 영상을 잠재공간에서 멀게 트레이닝한 모델을 이용할 수 있다.

[0009] 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법 및 장치는 질병의 변화 여부 라벨(예: 동일한 양의 변경/변경 없음 라벨)을 가진 흉부 방사선 영상으로 특징 추출 모델을 트레이닝시킬 수 있다.

[0010] 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법 및 장치는 개인 정보가 없는 다량의 흉부 영상이

포함된 익명의 데이터베이스에 대하여 각 환자 별 흉부 영상의 개수를 자동으로 획득할 수 있다.

[0011] 다만, 기술적 과제는 상술한 기술적 과제들로 한정되는 것은 아니며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0013] 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법은 서로 같은 환자에 대해 촬영된 제1 트레이닝 흉부 영상 세트 및 서로 다른 환자에 대해 촬영된 제2 트레이닝 흉부 영상 세트를 포함하는 트레이닝 데이터를 획득하는 단계, 상기 트레이닝 데이터의 상기 제1 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제1 코사인 유사도, 및 상기 제2 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제2 코사인 유사도가 각각 다른 값으로 수렴하도록 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델을 트레이닝시키는 단계, 및 환자의 흉부를 촬영한 입력 흉부 영상으로부터, 트레이닝이 완료된 상기 특징 추출 모델을 이용하여, 추출된 특징 벡터(feature vectors)와 기준 흉부 영상의 기준 특징 벡터 간에 계산된 코사인 유사도(cosine similarity)에 기초하여 흉부 영상들이 동일 환자에 대응하는 지 식별하는 단계를 포함할 수 있다.

[0014] 상기 식별하는 단계는, 복수의 기준 특징 벡터들을 포함하는 데이터베이스로부터, 상기 입력 흉부 영상의 상기 추출된 특징 벡터와 상기 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 코사인 유사도 계산을 반복함으로써, 상기 입력 흉부 영상과 가장 유사한 기준 흉부 영상을 검색하는 단계를 포함할 수 있다.

[0015] 상기 검색하는 단계는, 상기 추출된 특징 벡터와 상기 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 각 코사인 유사도를 랭크(rank)하는 단계, 및 랭크된 순위에 기초하여 복수의 기준 흉부 영상 중 상기 입력 흉부 영상의 상기 추출된 특징 벡터와 가장 근접한 기준 특징 벡터의 기준 흉부 영상을 가장 유사한 기준 흉부 영상으로 선택하는 단계를 포함할 수 있다.

[0016] 상기 식별하는 단계는, 상기 입력 흉부 영상을 획득하는 단계, 상기 특징 추출 모델을 이용하여 상기 입력 흉부 영상으로부터 특징 벡터를 추출하는 단계, 기준 흉부 영상으로부터 추출된 기준 특징 벡터와 상기 추출된 입력 흉부 영상의 특징 벡터 간의 코사인 유사도를 계산하는 단계, 및 상기 계산된 코사인 유사도에 기초하여 상기 입력 흉부 영상의 환자와 상기 기준 흉부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단하는 단계를 포함할 수 있다.

[0017] 상기 계산하는 단계는, 상기 입력 흉부 영상의 특징 벡터를 기준으로 하여 다른 하나의 기준 흉부 영상의 기준 특징 벡터와의 코사인 유사도를 계산하는 단계, 및 상기 입력 흉부 영상의 특징 벡터를 기준으로 하여 또 다른 하나의 기준 흉부 영상의 특징 벡터와의 코사인 유사도를 계산하는 단계를 포함할 수 있다.

[0018] 상기 판단하는 단계는, 상기 계산된 코사인 유사도를 임계치와 비교한 것에 기초하여, 상기 입력 흉부 영상의 환자와 상기 기준 흉부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단하는 단계를 포함할 수 있다.

[0019] 상기 트레이닝시키는 단계는, 상기 특징 추출 모델의 파라미터를 업데이트하는 단계를 포함할 수 있다.

[0020] 상기 트레이닝시키는 단계는, 같은 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 가깝게, 다른 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 멀어지게 하는 목적(objective) 함수에 기초하여, 상기 목적 함수에 따라 계산된 값이 최소화되도록 상기 파라미터를 업데이트하는 단계를 포함할 수 있다.

[0021] 상기 특징 추출 모델은, 상기 제1 코사인 유사도가 높아지도록 트레이닝되고, 상기 제2 코사인 유사도가 낮아지도록 트레이닝될 수 있다.

[0022] 상기 방법은 상기 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델에 의해 형성되는 임베딩 공간(embedding space)에서, 제1 환자에 대한 제1 흉부 영상들에 대해 추출된 제1 특징 벡터들이 클러스터링되고, 상기 제1 환자와 다른 제2 환자에 대한 제2 흉부 영상에 대해 추출된 제2 특징 벡터들이 클러스터링되며, 상기 제1 특징 벡터들의 클러스터와 상기 제2 특징 벡터들의 클러스터는 서로 구별될 수 있다.

[0023] 상기 식별을 통해 복수의 환자들에 대한 흉부 영상을 포함하는 흉부 영상 데이터베이스에서, 각 흉부 영상을 환자 별로 그룹핑하는 단계, 및 상기 그룹핑의 결과에 기초하여 각 흉부 영상을 라벨링하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0024] 상기 라벨링하는 단계는, 상기 흉부 영상 데이터베이스의 흉부 영상들에서 같은 환자의 영상들에 대해서는 같은 라벨을 부여하고, 다른 환자의 흉부 영상들에 대해서는 상이한 라벨을 부여할 수 있다.

[0025] 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 장치는 서로 같은 환자에 대해 촬영된 제1 트레이닝

흉부 영상 세트 및 서로 다른 환자에 대해 촬영된 제2 트레이닝 흉부 영상 세트를 포함하는 트레이닝 데이터를 획득하고, 상기 트레이닝 데이터의 상기 제1 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제1 코사인 유사도, 및 상기 제2 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제2 코사인 유사도가 각각 다른 값으로 수렴하도록 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델을 트레이닝시키며, 환자의 흉부를 촬영한 입력 흉부 영상으로부터, 트레이닝이 완료된 상기 특징 추출 모델을 이용하여, 추출된 특징 벡터와 기준 흉부 영상의 기준 특징 벡터 간에 계산된 코사인 유사도에 기초하여 흉부 영상들이 동일 환자에 대응하는 지 식별하는 프로세서를 포함할 수 있다.

- [0026] 상기 프로세서는, 복수의 기준 특징 벡터들을 포함하는 데이터베이스로부터, 상기 입력 흉부 영상의 상기 추출된 특징 벡터와 상기 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 코사인 유사도 계산을 반복함으로써, 상기 입력 흉부 영상과 가장 유사한 기준 흉부 영상을 검색할 수 있다.
- [0027] 상기 프로세서는, 상기 추출된 특징 벡터와 상기 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 각 코사인 유사도를 랭크하고, 랭크된 순위에 기초하여 복수의 기준 흉부 영상 중 상기 입력 흉부 영상의 상기 추출된 특징 벡터와 가장 근접한 기준 특징 벡터의 기준 흉부 영상을 가장 유사한 흉부 영상으로 선택할 수 있다.
- [0028] 상기 프로세서는, 상기 입력 흉부 영상을 획득하고, 상기 특징 추출 모델을 이용하여 상기 입력 흉부 영상으로부터 특징 벡터를 추출하고, 기준 흉부 영상으로부터 추출된 기준 특징 벡터와 상기 추출된 입력 흉부 영상의 특징 벡터 간의 코사인 유사도를 계산하며, 상기 계산된 코사인 유사도에 기초하여 상기 입력 흉부 영상의 환자와 상기 기준 흉부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단할 수 있다.
- [0029] 상기 프로세서는, 상기 입력 흉부 영상의 특징 벡터를 기준으로 하여 다른 하나의 기준 흉부 영상의 기준 특징 벡터와의 코사인 유사도를 계산하고, 상기 입력 흉부 영상의 특징 벡터를 기준으로 하여 또 다른 하나의 기준 흉부 영상의 특징 벡터와의 코사인 유사도를 계산할 수 있다.
- [0030] 상기 프로세서는, 상기 계산된 코사인 유사도를 임계치와 비교한 것에 기초하여, 상기 입력 흉부 영상의 환자와 상기 기준 흉부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단할 수 있다.
- [0031] 상기 프로세서는, 같은 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 가깝게, 다른 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 멀어지게 하는 목적 함수에 기초하여, 상기 목적 함수에 따라 계산된 값이 최소화되도록 상기 특징 추출 모델의 파라미터를 업데이트할 수 있다.
- [0032] 상기 특징 추출 모델은, 상기 제1 코사인 유사도가 높아지도록 트레이닝되고, 상기 제2 코사인 유사도가 낮아지도록 트레이닝될 수 있다.
- [0033] 상기 장치는 상기 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델에 의해 형성되는 임베딩 공간에서, 제1 환자에 대한 제1 흉부 영상들에 대해 추출된 제1 특징 벡터들이 클러스터링되고, 상기 제1 환자와 다른 제2 환자에 대한 제2 흉부 영상에 대해 추출된 제2 특징 벡터들이 클러스터링되며, 상기 제1 특징 벡터들의 클러스터와 상기 제2 특징 벡터들의 클러스터는 서로 구별될 수 있다.
- [0034] 상기 프로세서는, 상기 식별을 통해 복수의 환자들에 대한 흉부 영상을 포함하는 흉부 영상 데이터베이스에서, 각 흉부 영상을 환자 별로 그룹핑하고, 상기 그룹핑의 결과에 기초하여 각 흉부 영상을 라벨링할 수 있다.
- [0035] 상기 프로세서는, 상기 흉부 영상 데이터베이스의 흉부 영상들에서 같은 환자의 영상들에 대해서는 같은 라벨을 부여하고, 다른 환자의 흉부 영상들에 대해서는 상이한 라벨을 부여할 수 있다.

발명의 효과

- [0037] 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법 및 장치는 같은 환자의 복수의 흉부 영상을 잠재 공간에서 가깝게 다른 환자의 복수의 흉부 영상을 잠재공간에서 멀게 트레이닝한 모델을 이용하여 환자를 정확하게 식별함에 따라 오진, 잘못된 치료, 및 잘못된 부위 수술과 같은 치명적인 상황을 방지할 수 있다.
- [0038] 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법 및 장치는 질병의 변화 여부 라벨(예: 동일한 양의 변경/변경 없음 라벨을 가진 흉부 방사선 영상으로 트레이닝된 특징 추출 모델에 기초하여 다양한 특성을 가진 흉부 방사선 영상의 식별 및 검색이 정확하게 수행될 수 있다.
- [0039] 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법 및 장치는 개인 정보가 없는 다량의 흉부 영상이

포함된 익명의 데이터베이스에 대하여 각 환자 별 흉부 영상의 개수를 자동으로 획득함에 따라 이에 기초한 전자동 라벨을 생성할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0041] 도 1은 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 장치의 블록도를 도시한다.
- 도 2는 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법의 흐름도를 도시한다.
- 도 3은 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법에서 특징 추출 모델을 트레이닝시키는 흐름을 나타낸다.
- 도 4는 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 방법을 예시적으로 나타낸다.
- 도 5는 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 방법의 결과를 예시적으로 나타낸다.
- 도 6은 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 검색 방법을 예시적으로 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0042] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 구현될 수 있다. 따라서, 실제 구현되는 형태는 개시된 특정 실시예로만 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 실시예들로 설명한 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0043] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.
- [0044] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0045] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로써 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0046] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0047] 이하, 실시예들을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고, 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0048] 임상 분야(clinical fields)에서는 임상 시 오류를 예방함에 따라 오류로 인한 피해를 최소화하는 것을 중요한 사안 중 하나로 보고 있다. 임상 시 오류 중 하나인 환자 오인(patient misidentification)은 오진, 잘못된 치료, 잘못된 부위의 수술과 같은 치명적인 상황을 초래할 수 있다. 이러한 환자 오인은 흉부 방사선 영상(CXR, chest radiograph)과 같은 흉부 영상을 방사선 전문의(radiologist)가 관독하는 경우에 더욱 중요한 사안일 수 있다. 흉부 방사선 영상(CXR)은 X-선(X-ray) 영상으로서, 전 세계적으로 폐 질환과 관련된 진단 절차에서 흔히 사용하는 도구 중 하나이다. 임상에서 방사선 전문의는 자주 촬영되어 미묘한 차이가 있는 복수개의 흉부 방사선 영상(CXR)을 이용하여 환자의 질환을 판단하거나 이를 근거로 하여 치료 및 수술을 진행할 수 있다.
- [0049] 흉부 방사선 영상(CXR)은 흉부 방사선 영상(CXR)에 부여된 라벨(label)(예: 이름 및 생년월일)에 기초하여 손쉽게 분류될 수 있다. 다만, 사람(예: 전문가)에 의한 라벨은 다양한 업무 중에 사람이 직접 입력 또는 분류함에 따라 오류발생가능성을 내포할 수 있다. 이러한 라벨의 오류는 다른 환자의 흉부 방사선 영상(CXR)과 섞여 혼동을 초래하는 문제를 유발할 수 있다. 또한, 라벨은 환자의 개인적인 정보를 포함할 수도 있다. 개인정보 보

호의 중요성이 증대됨에 따라 이를 노출시키지 않는 방안 또한 요구될 수 있다.

- [0050] 대안적으로, 흉부 방사선 영상(CXR)은 지문 또는 얼굴인식에 기초하여 분류될 수도 있다. 그러나 방사선 전문의가 환자를 대면하는 경우, 환자는 고통을 호소하거나 췌그린 상태에 있을 수 있으므로, 정확한 얼굴인식이 수행되지 않을 수 있다. 또한, 지문 또는 얼굴인식은 이를 위한 별도의 등록과 인증 절차가 필요로 하므로 불필요한 과정이 추가될 수 있다.
- [0051] 흉부 방사선 영상(CXR) 자체를 이용하여 환자를 식별하는 방식은, 직접적인 개인정보의 노출 없이도, 이미 촬영된 흉부 방사선 영상(CXR)을 이용하여 환자(예: 환자의 신원)를 인식할 수 있다. 다만, 흉부 방사선 영상(CXR)은 환자의 고유 특성보다 양성 변이가 우세한 경향이 있으므로, 단순히 흉부 방사선 영상(CXR)을 비교하여 환자를 식별하는 것은 적절하지 않거나 어려울 수 있다.
- [0052] 일 실시예에 따른 장치 및 방법은 같은 환자의 흉부 영상들의 특징 벡터 간에 짧은 거리(예: 높은 코사인 유사도)를 형성하고, 다른 환자들의 흉부 영상들의 특징 벡터 간에 먼 거리(예: 낮은 코사인 유사도)를 형성하는 모델을 이용하여 전술한 문제를 해결할 수 있다.
- [0053] 도 1은 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 장치의 블록도를 도시한다.
- [0054] 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별(identification) 및 검색(retrieval) 장치(100)는 프로세서(110) 및 메모리(120)를 포함할 수 있다.
- [0055] 프로세서(110)는 특징 추출 모델의 트레이닝을 위해 트레이닝 데이터를 획득할 수 있다. 트레이닝 데이터는 의료 영상(예: 흉부 방사선 영상) 및 해당 의료 영상에 매핑된 라벨의 쌍들을 포함할 수 있다. 예시적으로 트레이닝 데이터는 흉부 방사선 전문의(radiologist)가 직접 육안 검증을 통해 선별된 120,000개의 흉부 방사선 영상(CXR, chest radiograph)들을 포함할 수 있고, 각 흉부 방사선 영상(CXR)은 지도 학습(supervised learning)을 위해 흉부 방사선 전문의에 의해 라벨링될 수 있다. 트레이닝 데이터는 서로 같은 환자에 대해 촬영된 제1 트레이닝 흉부 영상 세트 및 서로 다른 환자에 대해 촬영된 제2 트레이닝 흉부 영상 세트를 포함할 수 있다. 트레이닝 데이터의 흉부 방사선 영상들은 환자 식별자(예: 환자의 신원)에 기초하여 분류될 수 있고, 흉부 방사선 영상들 중 같은 환자에 대한 영상들은 제1 트레이닝 흉부 영상 세트(예: 포지티브 페어(positive pair))로 그룹핑되고, 다른 환자들에 대한 영상들은 제2 트레이닝 흉부 영상 세트(예: 네거티브 페어(negative pair))로 그룹핑될 수 있다. 예시적으로, 120,000개의 흉부 방사선 영상을 트레이닝 데이터로 이용하는 경우, 제1 트레이닝 흉부 영상 세트 및 제2 트레이닝 흉부 영상 세트는 각각 60,000개의 흉부 방사선 영상으로 구성될 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.
- [0056] 또한, 트레이닝 데이터는 흉부 방사선 영상(CXR)에 대해 변경(change) 또는 변경 없음(no-change)의 라벨을 가질 수 있다. 변경 라벨을 가진 흉부 방사선 영상(CXR)은 (예를 들어, 증가, 감소, 신규, 개선, 악화, 진행, 해결, 사라짐, 치유, 및 확대) 키워드를 가지는 흉부 방사선 영상을 의미할 수 있다. 변경 없음 라벨을 가진 흉부 방사선 영상은 (예를 들어, 간격 없음, 중요하지 않음, 현저하지 않음) 키워드를 가지는 흉부 방사선 영상을 의미할 수 있다. 예를 들어, 각각 60,000개의 제1 트레이닝 흉부 영상 세트 및 제2 트레이닝 흉부 영상 세트는 각각 30,000개의 변경 라벨을 가진 흉부 방사선 영상과 30,000개의 변경 없음 라벨을 가진 흉부 방사선 영상을 포함할 수 있다. 제1 트레이닝 흉부 영상 세트 및 제2 트레이닝 흉부 영상 세트가 균일하게 분포된 라벨을 가질 수 있다. 따라서, 장치(100)는 같은 환자들에 대한 제1 트레이닝 흉부 영상 세트와 다른 환자들에 대한 제2 트레이닝 흉부 영상 세트를 이용하여, 라벨링 차이 없이 균일하게, 특징 추출 모델을 트레이닝시킬 수 있다. 트레이닝이 완료된 특징 추출 모델은, 다양한 특성을 가진 어떠한 흉부 방사선 영상에서도 강건한(robust) 특징 벡터를 추출할 수 있다. 장치(100)는 이러한 특징 벡터를 이용하여 환자의 식별 및 검색을 정확하게 수행할 수 있다.
- [0057] 또한, 프로세서(110)는 트레이닝 데이터의 제1 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제1 코사인 유사도, 및 제2 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제2 코사인 유사도가 각각 다른 값으로 수렴하도록 머신 러닝(machine learning)에 기초한 특징 추출 모델을 트레이닝시킬 수 있다. 특징 추출 모델은, 제1 코사인 유사도가 높아지도록 트레이닝되고, 제2 코사인 유사도가 낮아지도록 트레이닝될 수 있다. 프로세서는 추출된 특징 벡터와 기준 특징 벡터 간의 내적을 각각의 놈(norm)으로 나누어 매칭 스코어로서 코사인 유사도를 산출할 수 있다. 여기서, 코사인 유사도는 매칭 스코어(matching score)의 일종으로서, 설계에 따라 다른 매칭 스코어가 사용될 수도 있다. 예를 들어, 프로세서(110)는 다른 환자들에 대해 낮은 매칭 스코어를 산출하고, 같은 환자들에 대해 높은 매칭 스코어를 산출할 수 있다. 또한, 프로세서는, 코사인 거리(cosine

distance)를 이용하여 매칭 스코어를 산출할 수 있다. 이 때, 매칭 스코어는 다른 환자들에 대해 상대적으로 먼 거리를 가지므로 높은 매칭 스코어를 산출하고, 같은 환자들에 대해 상대적으로 가까운 거리를 가지므로 낮은 매칭 스코어를 산출할 수 있다.

[0058] 또한, 프로세서(110)는 같은 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 가깝게, 다른 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 멀어지게 하는 목적 함수(objective)에 기초하여, 목적 함수에 따라 계산된 값이 최소화되도록 특징 추출 모델의 파라미터를 업데이트할 수 있다. 목적 함수는 수학적 식 1에 기재된 바와 같이, 손실 함수일 수 있다.

수학적 식 1

$$Loss = \sum_{i \in I} \frac{-1}{|P(i)|} \sum_{p \in P(i)} \log \frac{\exp(z_i \cdot z_p / \tau)}{\sum_{a \in A(i)} \exp(z_i \cdot z_a / \tau)}$$

[0059]

[0060] 진술한 수학적 식 1에서, i 는 데이터 세트의 각 이미지를 나타내고 I 는 증강 이미지(augmented images)도 포함하는 전체 데이터 세트를 나타낼 수 있다. z 는 f 에 포함된 특징 벡터를 나타내고, $f(\cdot)$ 는 딥 러닝 모델을 나타낼 수 있다. 이에 z_i 는 $f(i)$ 를 나타내고, z_p 는 $f(p)$ 를 나타내며, z_a 는 $f(a)$ 를 나타낼 수 있다. τ 는 하이퍼파라미터

(hyperparameter)로 0.07일 수 있다. $P(i)$ 는 i 와 같은 클래스에 속하는 증강 이미지 세트일 수 있으며, $\{p \in A(i) : \tilde{y}_p = \tilde{y}_i\}$ 로 정의될 수 있다. $|P(i)|$ 는 i 의 카디널리티를 나타낼 수 있다.

[0061] 또한, 프로세서(110)는 환자의 흉부를 촬영한 입력 흉부 영상으로부터, 트레이닝이 완료된 특징 추출 모델을 이용하여, 추출된 특징 벡터(feature vectors)와 기준 흉부 영상의 기준 특징 벡터 간에 계산된 코사인 유사도(cosine similarity)에 기초하여 흉부 영상들이 동일 환자에 대응하는 지 식별할 수 있다. 프로세서(110)는 입력 흉부 영상을 획득하고, 특징 추출 모델을 이용하여 입력 흉부 영상으로부터 특징 벡터를 추출하고, 기준 흉부 영상으로부터 추출된 기준 특징 벡터와 추출된 입력 흉부 영상의 특징 벡터 간의 코사인 유사도를 계산하며, 계산된 코사인 유사도에 기초하여 입력 흉부 영상의 환자와 기준 흉부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단할 수 있다. 프로세서(110)는 입력 흉부 영상의 특징 벡터를 기준으로 하여 다른 하나의 기준 흉부 영상의 기준 특징 벡터와의 코사인 유사도를 계산하고, 입력 흉부 영상의 특징 벡터를 기준으로 하여 또 다른 하나의 기준 흉부 영상의 특징 벡터와의 코사인 유사도를 계산할 수 있다.

[0062] 또한, 프로세서(110)는 계산된 코사인 유사도를 임계치와 비교한 것에 기초하여, 입력 흉부 영상의 환자와 기준 흉부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단할 수 있다. 코사인 유사도는 0에서 1까지의 범위를 가질 수 있다. 이에 예를 들어, 프로세서(110)는 계산된 코사인 유사도가 임계치를 초과(예: 코사인 값이 큰)하는 경우, 입력 흉부 영상의 환자와 기준 흉부 영상의 환자가 같은 환자임을 판단할 수 있다.

[0063] 또한, 프로세서(110)는 복수의 기준 특징 벡터들을 포함하는 데이터베이스로부터, 입력 흉부 영상의 추출된 특징 벡터와 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 코사인 유사도 계산을 반복함으로써, 입력 흉부 영상과 가장 유사한 기준 흉부 영상을 검색할 수 있다. 프로세서(110)는 추출된 특징 벡터와 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 각 코사인 유사도를 랭크하고, 랭크된 순위에 기초하여 복수의 기준 흉부 영상 중 상기 입력 흉부 영상의 상기 추출된 특징 벡터와 가장 근접한 기준 특징 벡터의 기준 흉부 영상을 가장 유사한 흉부 영상으로 선택할 수 있다. 두 특징 벡터들이 근접할수록 코사인 유사도는 높아지고, 두 특징 벡터들이 멀어질수록 코사인 유사도는 낮아질 수 있다.

[0064] 이를 통해 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델에 의해 형성되는 임베딩 공간(embedding space)에서, 제1 환자에 대한 제1 흉부 영상들에 대해 추출된 제1 특징 벡터들이 클러스터링되고, 제1 환자와 다른 제2 환자에 대한 제2 흉부 영상에 대해 추출된 제2 특징 벡터들이 클러스터링될 수 있다. 이러한 제1 특징 벡터들의 클러스터와 제2 특징 벡터들의 클러스터는 서로 구별될 수 있다.

[0065] 한편, 머신 러닝을 이용한 모델을 병리학적 진단 등과 같은 목적으로 사용하는 경우, 진단의 정확성을 위하여 다량의 흉부 영상이 필요할 수 있다. 다만, 다량의 흉부 영상은 제공 시 개인 정보 보호 및 데이터 보관 등의 이유로 인하여 흉부 영상을 수신하는 수신자뿐만 아니라 공급자 또한 해당 흉부 영상의 추가 정보를 알지 못하거나 잘못된 정보를 가지고 있을 수 있다. 이로 인하여, 예를 들어, 다량의 흉부 영상에 한 환자가 며칠동안

빈번하게 촬영한 흉부 영상이 다수로 포함되는 경우, 해당 흉부 영상은 정보량이 비슷하므로 그 활용도가 떨어질 수 있다. 이에 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 장치는 최소화된 개인정보를 가지거나 개인정보가 없는 다량의 흉부 영상에서도 흉부 영상에 포함된 정보를 정확하게 분석할 수 있다.

[0066] 추가로, 프로세서(110)는 식별을 통해 복수의 환자들에 대한 흉부 영상을 포함하는 흉부 영상 데이터베이스에서, 각 흉부 영상을 환자 별로 그룹핑(grouping)하고, 그룹핑의 결과에 기초하여 각 흉부 영상을 라벨링할 수 있다. 프로세서(110)는 흉부 영상 데이터베이스의 흉부 영상들에서 같은 환자의 영상들에 대해서는 같은 라벨을 부여하고, 다른 환자의 흉부 영상들에 대해서는 상이한 라벨을 부여할 수 있다. 따라서, 프로세서(110)는 환자 신원이 미식별된 흉부 영상 데이터베이스의 흉부 영상들에 대해 신원 식별자를 부여(예: 라벨링)할 수 있다. 이 경우, 환자의 고유 신원이 알려지지는 않았으므로, 프로세서(110)는 흉부 영상들에 대해 가상의 신원 식별자를 매핑할 수 있다. 예를 들어, 구매한 개인 정보가 없는 다량의 흉부 영상이 포함된 익명의 데이터베이스에 대하여 프로세서(110)가 해당 데이터베이스 내에 각 환자 별 흉부 영상의 개수를 자동으로 획득할 수 있으며, 이에 기초한 전자동 라벨 또한 생성할 수 있다.

[0067] 또한, 메모리(120)는 프로세서(110)에 의해 실행가능한 인스트럭션들(예: 프로그램)을 저장할 수 있다. 예를 들어, 인스트럭션들은 프로세서(110)의 동작 및/또는 프로세서(110)의 각 구성의 동작을 실행하기 위한 인스트럭션들을 포함할 수 있다. 또한, 메모리(120)는 트레이닝 데이터 및/또는 복수의 기준 흉부 영상을 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않는다. 예를 들어, 트레이닝 데이터 및/또는 복수의 기준 흉부 영상은 메모리(120)와 별도로 구성된 데이터베이스 또는 장치(100)의 외부에 구성된 데이터베이스에 저장될 수 있다.

[0068] 다양한 실시예에 따르면, 메모리(120)는 휘발성 메모리 장치 또는 불휘발성 메모리 장치로 구현될 수 있다. 휘발성 메모리 장치는 DRAM(dynamic random access memory), SRAM(static random access memory), T-RAM(thyristor RAM), Z-RAM(zero capacitor RAM), 또는 TTRAM(Twin Transistor RAM)으로 구현될 수 있다. 불휘발성 메모리 장치는 EEPROM(Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory), 플래시(flash) 메모리, MRAM(Magnetic RAM), 스핀전달토크 MRAM(Spin-Transfer Torque(STT)-MRAM), Conductive Bridging RAM(CBRAM), FeRAM(Ferroelectric RAM), PRAM(Phase change RAM), 저항 메모리(Resistive RAM(RRAM)), 나노 튜브 RRAM(Nanotube RRAM), 폴리머 RAM(Polymer RAM(PoRAM)), 나노 부유 게이트 메모리(Nano Floating Gate Memory(NFGM)), 홀로그래픽 메모리(holographic memory), 분자 전자 메모리 소자(Molecular Electronic Memory Device), 및/또는 절연 저항 변화 메모리(Insulator Resistance Change Memory)로 구현될 수 있다.

[0069] 다양한 실시예에 따르면, 프로세서(110)는 메모리(120)에 저장된 컴퓨터로 읽을 수 있는 코드(예를 들어, 소프트웨어) 및 프로세서(110)에 의해 유발된 인스트럭션(instruction)들을 실행할 수 있다. 프로세서(110)는 목적하는 동작들(desired operations)을 실행시키기 위한 물리적인 구조를 갖는 회로를 가지는 하드웨어로 구현된 데이터 처리 장치일 수 있다. 목적하는 동작들은 예를 들어, 프로그램에 포함된 코드(code) 또는 인스트럭션들(instructions)을 포함할 수 있다. 하드웨어로 구현된 데이터 처리 장치는 예를 들어, 마이크로프로세서(microprocessor), 중앙 처리 장치(central processing unit), 프로세서 코어(processor core), 멀티-코어 프로세서(multi-core processor), 멀티프로세서(multiprocessor), ASIC(Application-Specific Integrated Circuit), FPGA(Field Programmable Gate Array)를 포함할 수 있다.

[0070] 도 2는 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법의 흐름도를 도시한다. 도 3은 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법에서 특징 추출 모델을 트레이닝시키는 흐름을 나타낸다.

[0071] 단계(210)에서, 프로세서는 서로 같은 환자에 대해 촬영된 제1 트레이닝 흉부 영상 세트 및 서로 다른 환자에 대해 촬영된 제2 트레이닝 흉부 영상 세트를 포함하는 트레이닝 데이터(320)를 획득할 수 있다. 프로세서는 데이터베이스(310)로부터 트레이닝 데이터(320)를 획득할 수 있다. 또한, 본 발명을 활용함에 있어 흉부 영상뿐만 아니라 다양한 신체를 표시하는 어떠한 의료 영상 또한 적용 가능할 수 있다.

[0072] 단계(220)에서, 프로세서는 트레이닝 데이터(320)의 제1 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제1 코사인 유사도, 및 제2 트레이닝 흉부 영상 세트로부터 추출된 특징 벡터들 간의 제2 코사인 유사도가 각각 다른 값으로 수렴하도록 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델(330)을 트레이닝시킬 수 있다. 특징 추출 모델(330)은, 제1 코사인 유사도가 높아지도록 트레이닝되고, 제2 코사인 유사도가 낮아지도록 트레이닝될 수 있다. 프로세서는 특징 추출 모델의 파라미터를 업데이트함에 따라 특징 추출 모델(330)을 트레이닝시킬 수 있다.

[0073] 프로세서는 같은 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 가깝게, 다른 환자의 흉부 영상 간의 특징 벡터는 멀어지

게 하는 목적 함수에 기초하여, 목적 함수에 따라 계산된 값이 최소화되도록 파라미터를 업데이트할 수 있다. 파라미터를 업데이트함에 따라, 머신 러닝에 기초한 특징 추출 모델(330)에 의해 형성되는 임베딩 공간에서 같은 환자(341)의 특징 벡터는 더 가까워지고, 다른 환자(342)의 특징 벡터는 더 멀어질 수 있다.

[0074] 단계(230)에서, 프로세서는 환자의 흉부를 촬영한 입력 흉부 영상으로부터, 트레이닝이 완료된 특징 추출 모델을 이용하여, 추출된 특징 벡터와 기준 흉부 영상의 기준 특징 벡터 간에 계산된 코사인 유사도에 기초하여 흉부 영상들이 동일 환자에 대응하는지 식별할 수 있다. 식별하는 방식은 코사인 유사도에 한정되지 않고, 예를 들어, SSIM(Structural Similarity Index Measure), 마할라노비스(Mahalanobis) 거리, 및 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform)를 이용하여 각 특징 벡터 간의 유사 정도를 측정하여 식별할 수 있다.

[0075] 도 4는 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 방법을 예시적으로 나타낸다.

[0076] 단계(230)에서, 프로세서는 입력 흉부 영상(411)을 획득하고, 특징 추출 모델(420)을 이용하여 입력 흉부 영상으로부터 특징 벡터(431)를 추출할 수 있다. 프로세서는 기준 흉부 영상(412, 413)으로부터 추출된 기준 특징 벡터(432, 433)와 추출된 입력 흉부 영상(411)의 특징 벡터(431) 간의 코사인 유사도(441, 442)를 계산할 수 있다. 프로세서는 계산된 코사인 유사도에 기초하여 입력 흉부 영상(411)의 환자와 기준 흉부 영상(412, 413)의 환자가 같은 지 여부를 판단할 수 있다. 또한, 프로세서는 계산된 코사인 유사도를 임계치와 비교한 것에 기초하여, 입력 흉부 영상의 환자와 기준 흉부 영상의 환자가 같은 지 여부를 판단할 수 있다.

[0077] 프로세서는 1:1 식별(1:1 verification)을 수행함에 따라 입력 흉부 영상의 특징 벡터를 기준으로 차례대로 코사인 유사도를 계산할 수 있다. 프로세서는 입력 흉부 영상(411)의 특징 벡터(431)를 기준으로 하여 다른 하나의 기준 흉부 영상(412)의 기준 특징 벡터와의 코사인 유사도(441)를 계산하고, 입력 흉부 영상(411)의 특징 벡터(431)를 기준으로 하여 또 다른 하나의 기준 흉부 영상(413)의 특징 벡터(433)와의 코사인 유사도(442)를 계산할 수 있다.

[0078] 추가로, 프로세서는 각 특징 벡터 간 코사인 유사도에 기초하여 환자의 동일 여부를 판단하기 위하여 특징 정합기(450)를 사용할 수 있다. 특징 정합기(450)를 사용하는 경우, 프로세서는 특징 벡터의 차례로 코사인 유사도 계산 및 유사도 판단을 한꺼번에 수행할 수 있다. 예를 들어, 프로세서는 특징 정합기(450)를 사용하는 경우, 입력 흉부 영상(411)의 특징 벡터(431)를 기준으로 다른 하나의 기준 흉부 영상(412)의 기준 특징 벡터와의 코사인 유사도 (441)를 계산할 수 있다. 그런 후, 프로세서는 바로 계산된 코사인 유사도 (441)가 임계치 이상 또는 초과하는지를 확인하여 입력 흉부 영상(411)과 다른 하나의 기준 흉부 영상(412)이 동일 환자의 흉부 영상임을 판단할 수 있다. 이어서, 프로세서는 특징 정합기(450)를 사용함에 따라 입력 흉부 영상(411)의 특징 벡터(431)를 기준으로 또 다른 하나의 기준 흉부 영상(413)의 특징 벡터(433)와의 코사인 유사도(442)를 계산할 수 있다. 그런 후, 프로세서는 코사인 유사도(442)가 임계치 이상 또는 초과하는 지를 확인하여 입력 흉부 영상(411)과 또 다른 하나의 기준 흉부 영상(413)이 다른 환자의 흉부 영상임을 판단할 수 있다.

[0079] 도 5는 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 방법의 결과를 예시적으로 나타낸다.

[0080] 같은 환자의 흉부 영상(510, 521)의 특징 벡터와 다른 환자의 흉부 영상(522 내지 526)의 특징 벡터는 각각 클러스터링될 수 있다. 도 5에서는 단순히 한 환자의 흉부 영상을 기준으로 하여 다른 흉부 영상이 기준 환자의 흉부 영상인지 여부를 판정하는 정도만을 표현하고 있으나, 이에 한정되지 않는다. 예를 들어, 입력 흉부 영상이 다른 환자의 복수개의 흉부 영상인 경우, 제1 환자에 대한 제1 흉부 영상들에 대해 추출된 제1 특징 벡터들이 클러스터링되고, 제1 환자와 다른 제2 환자에 대한 제2 흉부 영상에 대해 추출된 제2 특징 벡터들이 클러스터링될 수 있다. 각각의 제1 특징 벡터들의 클러스터와 제2 특징 벡터들의 클러스터는 서로 구별될 수 있고, 이에 추가하여 제3 클러스터 및 제4 클러스터 또한 형성될 수 있다.

[0081] 도 6은 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 검색 방법을 예시적으로 나타낸다.

[0082] 프로세서는 복수의 기준 특징 벡터들을 포함하는 데이터베이스로부터, 입력 흉부 영상의 추출된 특징 벡터와 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 코사인 유사도 계산을 반복함으로써, 입력 흉부 영상과 가장 유사한 기준 흉부 영상을 검색할 수 있다. 이와 같은 검색은 1:1 식별에서 확장된 1:N 식별(1:N identification)로서, 입력 흉부 영상의 추출된 특징 벡터(610)를 기준으로 각각의 기준 특징 벡터들(621, 622, 623)과 계산된 코사인 유사도를 상대적으로 비교할 수 있다.

[0083] 프로세서는 추출된 특징 벡터와 복수의 기준 특징 벡터들의 각각과의 각 코사인 유사도를 랭크하고, 랭크된 순위에 기초하여 복수의 기준 흉부 영상 중 상기 입력 흉부 영상의 상기 추출된 특징 벡터와 가장 근접한 기준 특징 벡터의 기준 흉부 영상을 가장 유사한 기준 흉부 영상으로 선택할 수 있다. 아래에서는 설명의 편의를

위해, 코사인 유사도 대신 코사인 값을 기준으로 설명한다. 코사인 유사도가 낮아질수록 코사인 값은 감소하고, 코사인 유사도가 높아질수록 코사인 값은 증가할 수 있다. 예를 들어, 프로세서는 제일 큰 코사인 값을 가진 $\text{Cos}(\Theta_1)$ 를 최상위 순위인 Value1로 랭크하고, $\text{Cos}(\Theta_1)$ 보다 코사인 값이 작은 $\text{Cos}(\Theta_2)$ 를 Value2로 랭크하며, $\text{Cos}(\Theta_2)$ 보다 코사인 값이 작은 $\text{Cos}(\Theta_3)$ 을 Value3으로 랭크할 수 있다. 이에 프로세서는 Value1에 랭크된 $\text{Cos}(\Theta_1)$ 에 포함된 기준 특징 벡터(621)의 기준 흉부 영상을 입력 특징 벡터와 가장 근접한 벡터의 기준 흉부 영상을 가장 유사한 기준 흉부 영상으로 검색할 수 있다.

[0084] 이를 통해 프로세서는 같은 환자의 흉부 영상뿐만 아니라 입력 흉부 영상과 가장 시간적으로 가까운 흉부 영상을 검색할 수 있다. 추가로, 프로세서는 흉부 영상만을 가지고 제1 환자와 유사한 진행 상태(예: 종양의 위치 및/또는 크기)를 가진 제2 환자를 검색할 수 있다. 이를 통해 사용자(예: 의사)는 제2 환자의 처치, 수술 방식, 수술 경과 등에 기초하여 제1 환자의 처치 및 수술에 대한 판단을 용이하게 내릴 수 있다.

[0085] 또한, 프로세서는 식별을 통해 복수의 환자들에 대한 흉부 영상을 포함하는 흉부 영상 데이터베이스에서, 각 흉부 영상을 환자 별로 그룹핑하고, 그룹핑의 결과에 기초하여 각 흉부 영상을 라벨링할 수 있다. 프로세서는 흉부 영상 데이터베이스의 흉부 영상들에서 같은 환자의 영상들에 대해서는 같은 라벨을 부여하고, 다른 환자의 흉부 영상들에 대해서는 상이한 라벨을 부여할 수 있다.

[0086] 결과적으로, 아래 [표 1]에서와 같이, 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 방법(예: SimChest)은 ROC 곡선 아래 면적(AUC, Area under Receiver Operating Characteristic Curve) 및 정확도(ACC, Accuracy)가 내부 데이터 0.998 및 0.980, 외부 데이터 0.974 및 0.935로 전체 부분에서 다른 식별 방법(예: MoCo v2 및 Siamese Resnet-50)보다 높은 수치를 달성할 수 있었다. 또한, 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 방법은 변경/변경 없음 라벨과 관계없이 다른 식별 방법보다 우수한 결과를 보여주고 있다.

표 1

Methods	Change / No-change status	Sensitivity		Specificity		ACC		AUC	
		Internal	External	Internal	External	Internal	External	Internal	External
SimChest	Change	0.975	0.980	0.980	0.870	0.978	0.943	0.998	0.969
	No change	0.980	0.965	0.975	0.930	0.978	0.953	0.998	0.979
	Total	0.980	0.965	0.980	0.905	0.980	0.935	0.998	0.974
MoCo v2 fine-tuning	Change	0.875	0.710	0.935	0.870	0.905	0.763	0.944***	0.843***
	No change	0.890	0.715	0.950	0.930	0.920	0.787	0.954***	0.880***
	Total	0.890	0.715	0.950	0.895	0.920	0.805	0.953***	0.861***
Siamese Resnet-50	Change	0.925	0.640	0.900	0.760	0.912	0.680	0.958***	0.760***
	No change	0.895	0.690	0.970	0.820	0.932	0.733	0.973***	0.823***
	Total	0.920	0.690	0.940	0.765	0.930	0.728	0.970***	0.792***

[0087]

[0088] 또한, 아래 [표 2]와 같이, 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 검색 방법(예: SimChest)은 상위 1, 3, 5의 정확도를 다른 식별 방법(예: MoCo v2 및 Siamese Resnet-50)과 비교하면 전체적으로 다른 식별 방법보다 뛰어난 결과를 볼 수 있다. 이에 일 실시예에 따른 흉부 영상에 대한 환자의 식별 및 검색 방법은 다른 식별 방법보다 환자 위치, 자세, 비만, 또는 질병 형태와 같은 다양성과 관계없이 정확하게 흉부 영상을 식별하고 검색할 수 있다.

표 2

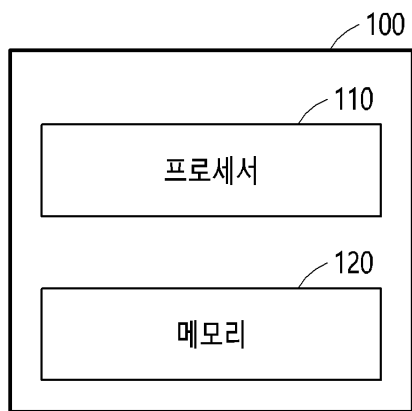
Methods	Top 1 Accuracy		Top3 Accuracy		Top 5 Accuracy	
	Internal	External	Internal	External	Internal	External
SimChest	0.815	0.505	0.940	0.820	0.955	0.820
MoCo v2 fine-tuning	0.205***	0.100***	0.285***	0.230***	0.365***	0.230***
Siamese Resnet-50	0.300***	0.125***	0.430***	0.230***	0.525***	0.230***

[0089]

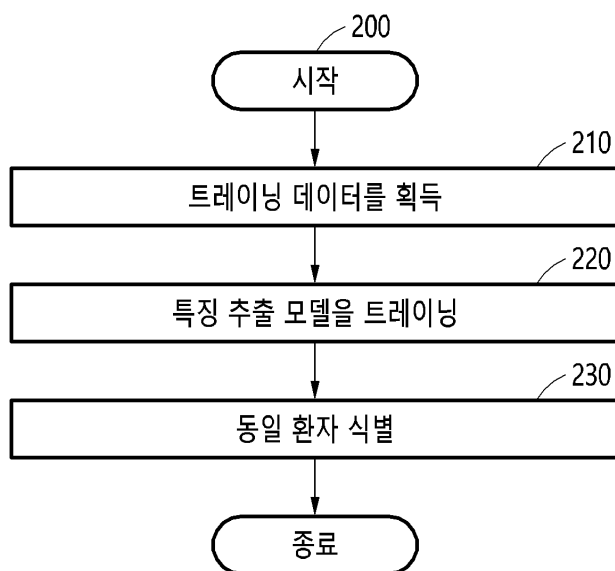
- [0091] 이상에서 설명된 실시예들은 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치, 방법 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 컨트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다. 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 저장될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.
- [0092] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있으며 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.
- [0093] 위에서 설명한 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 또는 복수의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0094] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.
- [0095] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

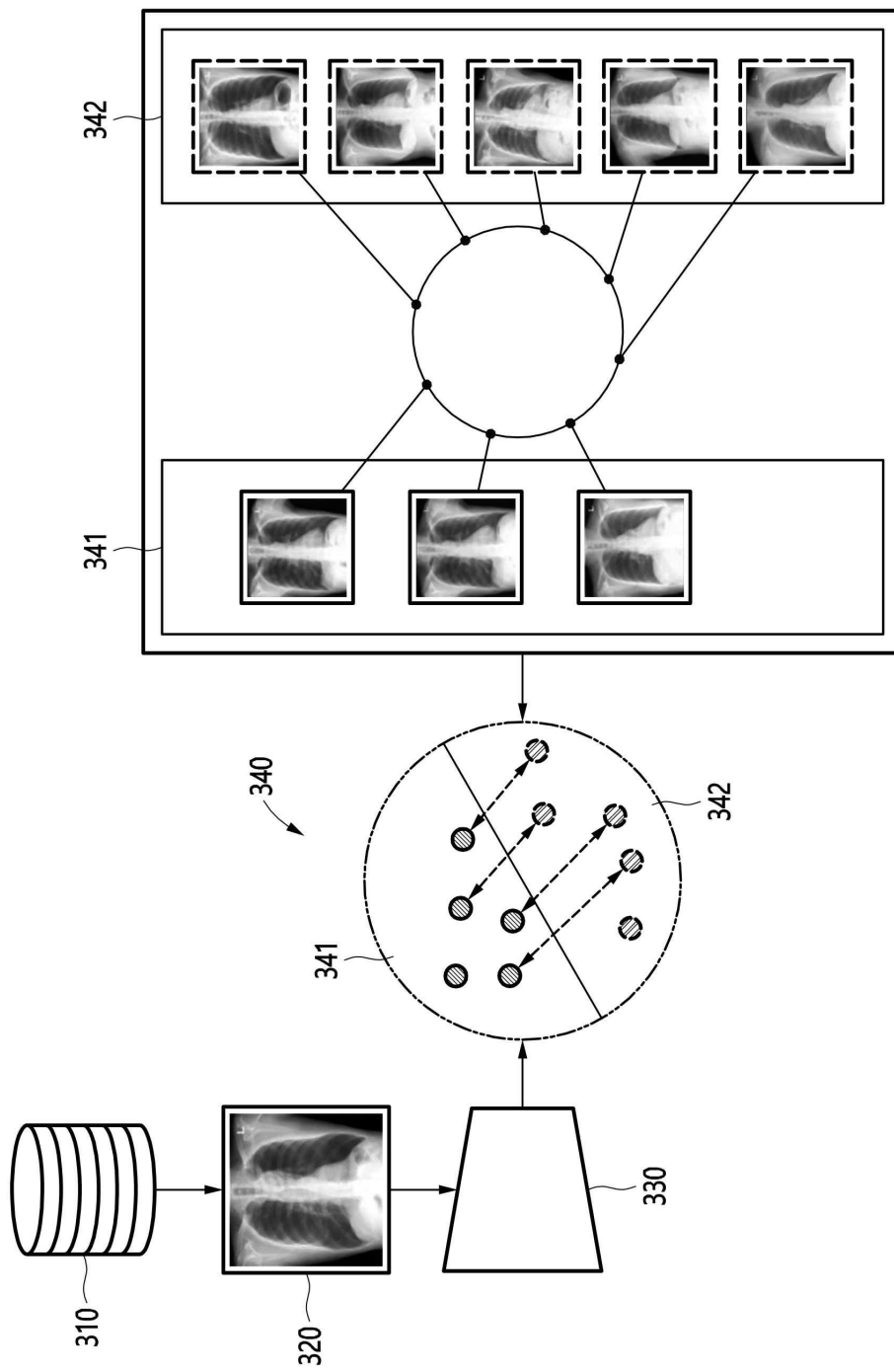
도면1



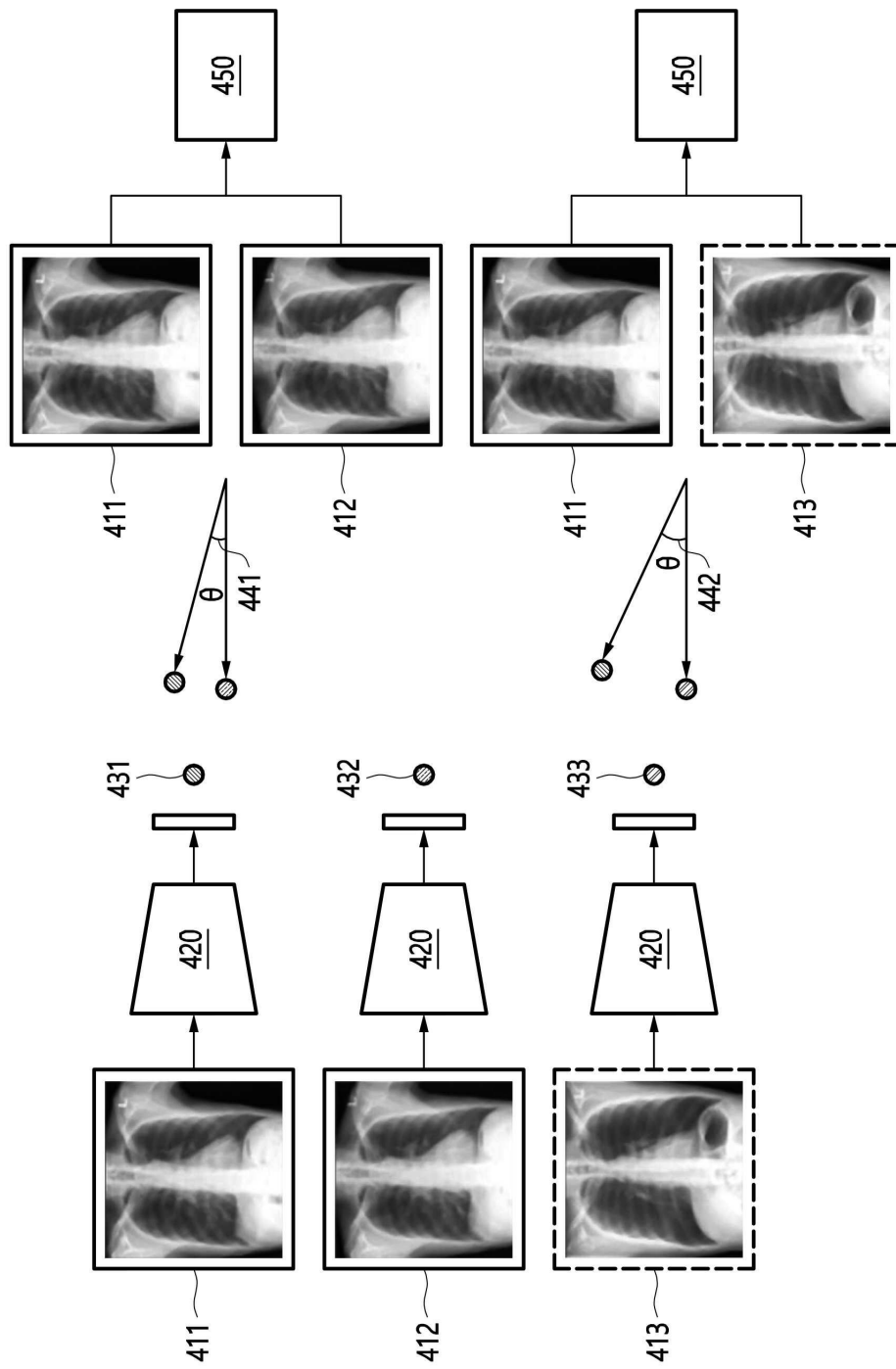
도면2



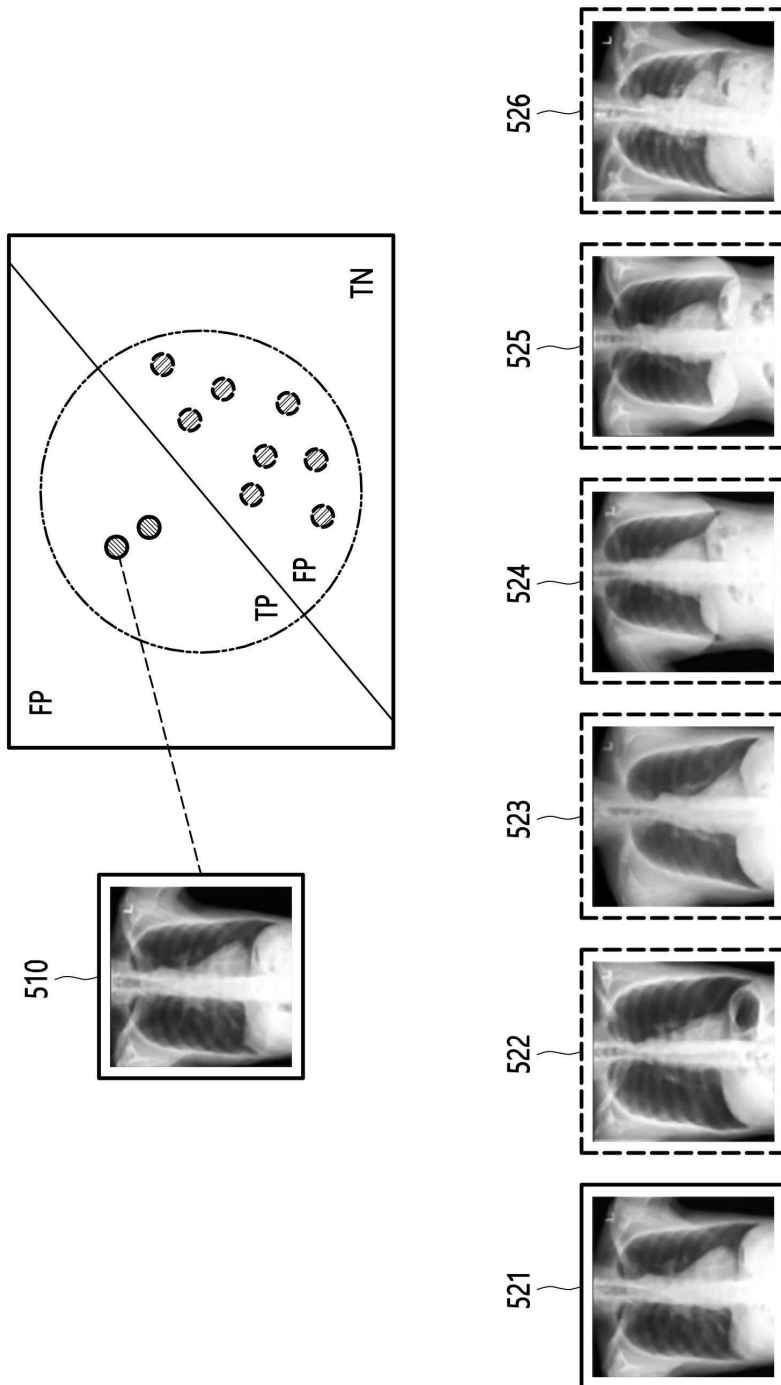
도면3



도면4



도면5



도면6

