



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0074711
(43) 공개일자 2022년06월03일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G16H 30/40 (2018.01) G16H 30/20 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01) G16H 50/50 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)
- (52) CPC특허분류
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 30/20 (2018.01)
- (21) 출원번호 10-2021-0122524(분할)
- (22) 출원일자 2021년09월14일
심사청구일자 없음
- (62) 원출원 특허 10-2020-0163036
원출원일자 2020년11월27일
심사청구일자 2020년11월27일

- (71) 출원인
두에이아이(주)
경기도 성남시 수정구 창업로 54,415호,416호,707호,708호,709호(시흥동, 판교제2테크노밸리기업성장센터)
- (72) 발명자
박보규
경기도 부천시 성오로117번길 15(원종동, 킹덤하우스B동) 302호
- 이현규
경기도 평택시 견산1길 11 (견산리, 엘지그린빌) 1동 502호
(뒷면에 계속)
- (74) 대리인
특허법인알파엠

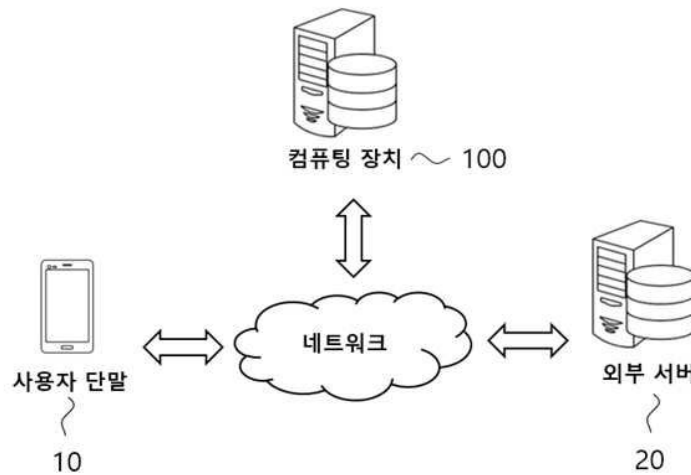
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법

(57) 요약

전술한 과제를 해결하기 위한 본 개시의 일 실시예에서, 컴퓨팅 장치의 하나 이상의 프로세서에서 수행되는 시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법이 개시된다. 상기 방법은, 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 획득하는 단계, 기 학습된 분류 모델을 이용하여, 상기 객체에 대한 분류를 수행하는 단계, 상기 객체에 대한 분류 결과에 따라, 기 학습된 검색 모델을 이용하여 상기 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행하는 단계 및 상기 유사 이미지 검색결과를 제공하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G16H 50/20 (2018.01)

G16H 50/50 (2018.01)

G16H 50/70 (2018.01)

(72) 발명자

도신호

미합중국 엠에이 01760 네이틱 2 밀포드 예비뉴

최용준

서울특별시 송파구 송파대로 345, 110동 3001호 (가락동, 헬리오시티)

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨팅 장치의 하나 이상의 프로세서에서 수행되는 방법에 있어서,
하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 획득하는 단계;
기 학습된 분류 모델을 이용하여, 상기 객체에 대한 분류를 수행하는 단계;
상기 객체에 대한 분류 결과에 따라, 기 학습된 검색 모델을 이용하여 상기 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행하는 단계; 및
상기 유사 이미지 검색결과를 제공하는 단계; 를 포함하는,
시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,
상기 유사 이미지 검색을 수행하는 단계는,
이미지에 포함된 콘텐츠 정보에 기반하여 특징을 추출하는 제1 모델을 이용하여 상기 객체의 시각적 특징을 획득하는 단계;
이미지에 대응하는 특정 속성을 산출하는 제2 모델을 이용하여 상기 객체에 대응하는 속성정보를 획득하는 단계;
상기 객체의 시각적 특징 및 상기 객체의 속성정보를 이용하여 상기 객체에 대한 특징정보를 획득하는 단계; 및
상기 객체의 특징정보를 이용하여 상기 객체에 대응하는 유사 이미지를 검색하는 단계; 를 포함하는,
시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법.

청구항 3

제2 항에 있어서,
상기 제2 모델은,
이미지에 대응하는 특정 이벤트의 확률정보를 산출하는 모델이고,
상기 속성정보를 획득하는 단계는,
상기 제2 모델을 이용하여 상기 객체에 대응하는 확률값을 획득하는 단계; 를 포함하는,
시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법.

청구항 4

제1 항에 있어서,
상기 검색 모델은,
프록시 기반 메트릭 학습 기반의 신경망 모델로, 목표 대상 벡터와 포지티브 프록시(positive proxy) 간의 유사도를 높이고, 상기 목표 대상 벡터와 네거티브 프록시(negative proxy) 간의 유사도를 낮추는 방향으로 학습되

는 것을 특징으로 하며,

상기 프록시는,

상기 객체와 이미지데이터 베이스에 기 저장된 이미지들 간 유사도를 비교하기 위한 임베딩 벡터들의 대표성을 나타내는 벡터인,

시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법.

청구항 5

제1 항에 있어서,

복수의 이미지 데이터 및 각 이미지 데이터에 대한 검진 정보에 기초하여 분류 모델을 학습시키기 위한 학습 데이터 세트를 구축하는 단계;

를 더 포함하며,

상기 학습 데이터 세트를 구축하는 단계는,

상기 각 이미지 데이터에 대한 검진 정보를 사전 결정된 하나 이상의 카테고리로 분류하는 단계;

상기 복수의 이미지 데이터에 기초하여 학습 입력 데이터 세트를 생성하고, 상기 각 이미지 데이터에 대응하는 하나 이상의 카테고리에 기초하여 학습 출력 데이터 세트를 생성하는 단계; 및

상기 학습 입력 데이터 세트 각각에 대응하는 학습 출력 데이터 세트를 매칭하여 라벨링하는 단계; 를 포함하는,

시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법.

청구항 6

제1 항에 있어서,

상기 유사 이미지 검색결과를 제공하는 단계는,

상기 객체와 유사도가 높은 이미지를 선별하여 제공하는 단계; 및

상기 객체와 유사도가 높지만, 상기 객체와 상이한 카테고리로 분류된 이미지를 선별하여 제공하는 단계; 를 포함하는,

시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법.

청구항 7

제1 항에 있어서,

상기 검사 이미지는, 복수의 세포 이미지를 포함하고,

상기 분류를 수행하는 단계는,

상기 복수의 세포 이미지 각각을 하나 이상의 카테고리로 분류하는 단계; 및

상기 복수의 세포 이미지 각각에 대한 분류 결과에 기초하여 상기 검사 이미지에 대응하는 진단 정보를 생성하는 단계; 를 포함하고,

상기 유사 이미지 검색을 수행하는 단계는,

상기 복수의 세포 이미지 중 적어도 일부에 대한 유사 이미지 검색을 수행하는 단계; 를 포함하는,

시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법.

청구항 8

제7 항에 있어서,
상기 하나 이상의 카테고리는,
정상(negative) 상태, 저위험(low risk) 상태 및 고위험(high risk) 상태 중 적어도 하나를 포함하는,
시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법.

청구항 9

제7 항에 있어서,
상기 복수의 세포 이미지 각각에 대한 분류 결과에 기초하여 상기 검사 이미지에 대응하는 진단 정보를 생성하는 단계는,
상기 하나 이상의 카테고리 각각으로 분류된 세포 이미지의 수에 기초하여 상기 진단 정보를 생성하는 단계; 를 포함하고,
상기 하나 이상의 카테고리 각각은,
서로 상이한 가중치가 부여된 것을 특징으로 하는,
시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법.

청구항 10

제7 항에 있어서,
상기 진단 정보를 생성하는 단계는,
검색된 유사 이미지 각각에 매칭된 검진 결과 정보에 기초하여 상기 진단 정보를 업데이트하는 단계; 를 포함하는,
시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법.

청구항 11

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로, 상기 컴퓨터 프로그램은 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 경우, 상기 하나 이상의 프로세서들로 하여금 시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법을 수행하기 위한 이하의 동작들을 수행하도록 하며, 상기 동작들은:

하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 획득하는 동작;

기 학습된 분류 모델을 이용하여, 상기 객체에 대한 분류를 수행하는 동작;

상기 객체에 대한 분류 결과에 따라, 기 학습된 검색 모델을 이용하여 상기 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행하는 동작; 및

상기 유사 이미지 검색결과를 제공하는 동작;

을 포함하는,

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 12

하나 이상의 코어를 포함하는 프로세서;

상기 프로세서에서 실행가능한 프로그램 코드들을 저장하는 메모리; 및

사용자 단말과 데이터를 송수신하는 네트워크부;

를 포함하고,

상기 프로세서는,

하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 획득하고, 기 학습된 분류 모델을 이용하여, 상기 객체에 대한 분류를 수행하고, 상기 객체에 대한 분류 결과에 따라, 기 학습된 검색 모델을 이용하여 상기 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행하고, 상기 유사 이미지 검색결과를 제공하는,

시각 정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법을 수행하는 컴퓨팅 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 개시는 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법, 장치 및 컴퓨터 프로그램에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 최근 4차 산업혁명의 패러다임 변화 속에서 새로운 시대를 이끄는 핵심 동인으로 인공지능이 세간의 주목을 받고 있다. 인공지능은 인지, 학습, 추론, 판단 등 인간사고 과정의 절반을 알고리즘 설계로 구현하는 SW기술로서, 특정 산업에 한정하기 않고 전 산업 영역에 걸쳐 생산성을 획기적으로 개선하는 범용기술의 특징을 가진다. 특히 의료 분야는 ICT 융합 의료기기의 증가로 인해 대규모 의료용 빅데이터의 확보가 용이해짐에 따라, 이러한 빅데이터를 활용한 AI 기반 비즈니스가 점차 확산되고 있는 추세이다. 이러한 인공지능은, 의료 분야에서 진단 보조로 활용되어 진단 또는 판독의 효율을 극대화시키는데 기여하고 있다.

[0004] 구체적인 예를 들어, 환자의 유병 여부를 진단하는 방법으로는, 환자의 몸에서 탈락 세포를 채취하여 검사하는 방식이 있다. 환자로부터 탈락 세포의 샘플을 채집하여 파파니콜라 염색 및 슬라이드 봉입 과정을 거쳐 슬라이드를 제작하고, 이들 슬라이드를 스크리너(세포 병리기사, cytotechnologist)가 광학 현미경을 통해 1차로 검경한다. 1차 검경 결과에서 비정상 소견이 나온 슬라이드는 병리전문의가 2차로 판독하여 병변 여부에 관한 진단을 확정하는 방식이다.

[0005] 그런데, 다수의 슬라이드를 스크리너가 일일이 수작업으로 검경하는 방식은 굉장히 오랜 시간이 소요된다. 더구나 자격을 갖춘 스크리너의 수가 상당히 적기 때문에 숙련된 병리기사의 숫자가 부족하다는 인적 한계도 존재한다.

[0006] 또한, 병리기사가 자신의 경험과 실력에 의존하여 검경하고 있기 때문에 해당 병리기사의 인간적인 한계로, 검경 당시의 컨디션에 따라서는 휴먼 에러가 발생할 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 1차 검경결과를 모아서 임의의 표본을 리뷰하는 방식으로 오류를 줄이고자 하는 현장의 시도가 있었으나, 문제의 원인을 구조적으로 해결하지는 못한다. 이와 관련하여 대한민국 공개특허 특2002-0084787은 자궁 경부 촬영 정보를 통한 진단을 수행하는 자궁경부암 진단 시스템 및 방법, 그에 적합한 자궁경부암촬영 단말기를 개시하고 있다.

[0007] 이러한 현장에서 발생하는 문제의 배경에서, 다수의 슬라이드를 일관되고 신뢰성 있게 검경하여 진단결과를 제공할 수 있는 전자화된 수단의 필요가 대두되게 되었다.

[0008] 이에, 컴퓨터비전 기술을 이용하여 세포영역검출 및 분류 등을 수행하는 임상 의사결정 지원 또는 보조 진단 시스템은, 의료 영상 자동 분석에 있어서 필수적인 역할을 수행하고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0010] 본 개시가 해결하고자 하는 과제는 상술한 문제점을 해결하기 위한 것으로서, 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법을 수행하는 컴퓨팅 장치를 제공하기 위함이다.
- [0011] 본 개시가 해결하고자 하는 과제들은 이상에서 언급된 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0013] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 개시의 다양한 실시예에 따른 컴퓨팅 장치의 하나 이상의 프로세서에서 수행되는 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조 방법이 개시된다. 상기 방법은, 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 획득하는 단계, 기 학습된 분류 모델을 이용하여, 상기 객체에 대한 분류를 수행하는 단계, 상기 객체에 대한 분류 결과에 따라, 기 학습된 검색 모델을 이용하여 상기 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행하는 단계 및 유사 이미지 검색결과를 제공하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0014] 대안적인 실시예에 따르면, 상기 유사 이미지 검색을 수행하는 단계는, 이미지에 포함된 콘텐츠 정보에 기반하여 특징을 추출하는 제1 모델을 이용하여 상기 객체의 시각적 특징을 획득하는 단계, 이미지에 대응하는 특정 속성을 산출하는 제2 모델을 이용하여 상기 객체에 대응하는 속성정보를 획득하는 단계, 상기 객체의 시각적 특징 및 상기 객체의 속성정보를 이용하여 상기 객체에 대한 특징정보를 획득하는 단계 및 상기 객체의 특징정보를 이용하여 상기 객체에 대응하는 유사 이미지를 검색하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0015] 대안적인 실시예에 따르면, 상기 제2 모델은, 이미지에 대응하는 특정 이벤트의 확률정보를 산출하는 모델이고, 상기 속성정보를 획득하는 단계는, 상기 제2 모델을 이용하여 상기 객체에 대응하는 확률값을 획득하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0016] 대안적인 실시예에 따르면, 상기 검색 모델은, 프록시 기반 메트릭 학습 기반의 신경망 모델로, 목표 대상 벡터와 포지티브 프록시(positive proxy) 간의 유사도를 높이고, 상기 목표 대상 벡터와 네거티브 프록시(negative proxy) 간의 유사도를 낮추는 방향으로 학습되는 것을 특징으로 하며, 상기 프록시는, 상기 객체와 이미지데이터 베이스에 기 저장된 이미지들 간 유사도를 비교하기 위한 임베딩 벡터들의 대표성을 나타내는 벡터일 수 있다.
- [0017] 대안적인 실시예에 따르면, 복수의 이미지 데이터 및 각 이미지 데이터에 대한 검진 정보에 기초하여 분류 모델을 학습시키기 위한 학습 데이터 세트를 구축하는 단계를 더 포함하며, 상기 학습 데이터 세트를 구축하는 단계는, 상기 각 이미지 데이터에 대한 검진 정보를 사전 결정된 하나 이상의 카테고리로 분류하는 단계, 상기 복수의 이미지 데이터에 기초하여 학습 입력 데이터 세트를 생성하고, 상기 각 이미지 데이터에 대응하는 하나 이상의 카테고리에 기초하여 학습 출력 데이터 세트를 생성하는 단계 및 상기 학습 입력 데이터 세트 각각에 대응하는 학습 출력 데이터 세트를 매칭하여 라벨링하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0018] 대안적인 실시예에 따르면, 상기 유사 이미지 검색결과를 제공하는 단계는, 상기 객체와 유사도가 높은 이미지를 선별하여 제공하는 단계 및 상기 객체와 유사도가 높지만, 상기 객체와 상이한 카테고리로 분류된 이미지를 선별하여 제공하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0019] 대안적인 실시예에 따르면, 상기 검사 이미지는, 복수의 세포 이미지를 포함하고, 상기 분류를 수행하는 단계는, 상기 복수의 세포 이미지 각각을 하나 이상의 카테고리로 분류하는 단계 및 상기 복수의 세포 이미지 각각에 대한 분류 결과에 기초하여 상기 검사 이미지에 대응하는 진단 정보를 생성하는 단계; 를 포함하고, 상기 유사 이미지 검색을 수행하는 단계는, 상기 복수의 세포 이미지 중 적어도 일부에 대한 유사 이미지 검색을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0020] 대안적인 실시예에 따르면, 상기 하나 이상의 카테고리는, 정상(negative) 상태, 저위험(low risk) 상태 및 고위험(high risk) 상태 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0021] 대안적인 실시예에 따르면, 상기 복수의 세포 이미지 각각에 대한 분류 결과에 기초하여 상기 검사 이미지에 대응하는 진단 정보를 생성하는 단계는, 상기 하나 이상의 카테고리 각각으로 분류된 세포 이미지의 수에 기초하

여 상기 진단 정보를 생성하는 단계를 포함하고, 상기 하나 이상의 카테고리 각각은, 서로 상이한 가중치가 부여된 것을 특징으로 할 수 있다.

[0022] 대안적인 실시예에 따르면, 상기 진단 정보를 생성하는 단계는, 검색된 유사 이미지 각각에 매칭된 검진 결과 정보에 기초하여 상기 진단 정보를 업데이트하는 단계를 포함할 수 있다.

[0023] 본 개시의 다른 실시예에 따르면, 컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램이 개시된다. 상기 컴퓨터 프로그램은, 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 경우, 상기 하나 이상의 프로세서들로 하여금 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법을 수행하기 위한 이하의 동작들을 수행하도록 하며, 상기 동작들은: 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 획득하는 동작, 기 학습된 분류 모델을 이용하여 상기 객체에 대한 분류를 수행하는 동작, 상기 객체에 대한 분류 결과에 따라, 기 학습된 검색 모델을 이용하여 상기 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행하는 동작 및 상기 유사 이미지 검색결과를 제공하는 동작을 포함할 수 있다.

[0024] 본 개시의 또 다른 실시예에 따르면, 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법을 수행하기 위한 컴퓨팅 장치가 개시된다. 상기 컴퓨팅 장치는, 하나 이상의 코어를 포함하는 프로세서, 상기 프로세서에서 실행가능한 프로그램 코드들을 저장하는 메모리 및 사용자 단말과 데이터를 송수신하는 네트워크부를 포함하고, 상기 프로세서는, 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 획득하고, 기 학습된 분류 모델을 이용하여 상기 객체에 대한 분류를 수행하고, 상기 객체에 대한 분류 결과에 따라, 기 학습된 검색 모델을 이용하여 상기 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행하고, 그리고 상기 유사 이미지 검색결과를 제공할 수 있다.

발명의 효과

[0026] 본 개시의 다양한 실시예에 따르면, 병리 전문가가 부족한 환경에서도 인공지능 모델을 활용한 이미지 검색 및 분석을 통해 다양한 병리증상 진단을 가능하게 하는 효과가 있다.

[0027] 또한, 진단 과정에서 발생할 수 있는 휴먼 에러를 방지하며, 일관된 정확도를 갖는 진단방법을 제공할 수 있는 효과가 있다.

[0028] 또한, 이미지에 대한 AI 판독 결과 및 이미지 데이터베이스에 저장된 판독소견(의무기록)을 함께 고려함으로써, 의사 간 진단 불일치가 많이 나타나는 모달리티와 판독명에 대해서도 향상된 신뢰도 담보하는 효과가 있다.

[0029] 본 개시의 효과들은 이상에서 언급된 효과로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0031] 다양한 양상들이 이제 도면들을 참조로 기재되며, 여기서 유사한 참조 번호들은 총괄적으로 유사한 구성요소들을 지칭하는데 이용된다. 이하의 실시예에서, 설명 목적을 위해, 다수의 특정 세부사항들이 하나 이상의 양상들의 총체적 이해를 제공하기 위해 제시된다. 그러나, 그러한 양상(들)이 이러한 구체적인 세부사항 없이 실시될 수 있음은 명백할 것이다.

도 1은 본 개시의 일 실시예와 관련된 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법을 수행하기 위한 컴퓨팅 장치의 다양한 양태가 구현될 수 있는 시스템을 나타낸 개념도를 도시한다.

도 2는 본 개시의 일 실시예와 관련한 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법을 수행하기 위한 컴퓨팅 장치의 블록 구성도를 도시한다.

도 3는 본 개시의 일 실시예와 관련된 하나 이상의 유사 이미지 검색 과정을 설명하기 위한 예시도를 도시한다.

도 4는 본 개시의 다른 실시예와 관련된 하나 이상의 유사 이미지 검색 과정을 설명하기 위한 예시도를 도시한다.

도 5은 본 개시의 또 다른 실시예와 관련된 하나 이상의 유사 이미지 검색 과정을 설명하기 위한 예시도를 도시한다.

도 6은 본 개시의 일 실시예와 관련된 검사 이미지에 대응하여 하나 이상의 유사 이미지를 제공하는 과정을 설명하기 위한 예시적인 예시도이다.

도 7은 본 개시의 일 실시예와 관련된 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독 보조방법을 수행하기 위한 단계들을 예시적으로 도시한 순서도이다.

도 8은 본 개시의 일 실시예와 관련된 하나 이상의 네트워크 함수를 나타낸 개략도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0032] 다양한 실시예들이 이제 도면을 참조하여 설명된다. 본 명세서에서, 다양한 설명들이 본 개시의 이해를 제공하기 위해서 제시된다. 그러나, 이러한 실시예들은 이러한 구체적인 설명 없이도 실행될 수 있음이 명백하다.

[0033] 본 명세서에서 사용되는 용어 "컴포넌트", "모듈", "시스템" 등은 컴퓨터-관련 엔티티, 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어, 소프트웨어 및 하드웨어의 조합, 또는 소프트웨어의 실행을 지칭한다. 예를 들어, 컴포넌트는 프로세서 상에서 실행되는 처리과정(procedure), 프로세서, 객체, 실행 스레드, 프로그램, 및/또는 컴퓨터일 수 있지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 예를 들어, 컴퓨팅 장치에서 실행되는 애플리케이션 및 컴퓨팅 장치 모두 컴포넌트일 수 있다. 하나 이상의 컴포넌트는 프로세서 및/또는 실행 스레드 내에 상주할 수 있다. 일 컴포넌트는 하나의 컴퓨터 내에 로컬화 될 수 있다. 일 컴포넌트는 2개 이상의 컴퓨터들 사이에 분배될 수 있다. 또한, 이러한 컴포넌트들은 그 내부에 저장된 다양한 데이터 구조들을 갖는 다양한 컴퓨터 판독가능한 매체로부터 실행할 수 있다. 컴포넌트들은 예를 들어 하나 이상의 데이터 패킷들을 갖는 신호(예를 들면, 로컬 시스템, 분산 시스템에서 다른 컴포넌트와 상호작용하는 하나의 컴포넌트로부터의 데이터 및/또는 신호를 통해 다른 시스템과 인터넷과 같은 네트워크를 통해 전송되는 데이터)에 따라 로컬 및/또는 원격 처리들을 통해 통신할 수 있다.

[0034] 더불어, 용어 "또는"은 배타적 "또는"이 아니라 내포적 "또는"을 의미하는 것으로 의도된다. 즉, 달리 특정되지 않거나 문맥상 명확하지 않은 경우에, "X는 A 또는 B를 이용한다"는 자연적인 내포적 치환 중 하나를 의미하는 것으로 의도된다. 즉, X가 A를 이용하거나; X가 B를 이용하거나; 또는 X가 A 및 B 모두를 이용하는 경우, "X는 A 또는 B를 이용한다"가 이들 경우들 어느 것으로도 적용될 수 있다. 또한, 본 명세서에 사용된 "및/또는"이라는 용어는 열거된 관련 아이템들 중 하나 이상의 아이템의 가능한 모든 조합을 지칭하고 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0035] 또한, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 해당 특징 및/또는 구성요소가 존재함을 의미하는 것으로 이해되어야 한다. 다만, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 하나 이상의 다른 특징, 구성요소 및/또는 이들의 그룹의 존재 또는 추가를 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다. 또한, 달리 특정되지 않거나 단수 형태를 지시하는 것으로 문맥상 명확하지 않은 경우에, 본 명세서와 청구범위에서 단수는 일반적으로 "하나 또는 그 이상"을 의미하는 것으로 해석되어야 한다.

[0036] 당업자들은 추가적으로 여기서 개시된 실시예들과 관련되어 설명된 다양한 예시적 논리적 블록들, 구성들, 모듈들, 회로들, 수단들, 로직들, 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, 컴퓨터 소프트웨어, 또는 양쪽 모두의 조합들로 구현될 수 있음을 인식해야 한다. 하드웨어 및 소프트웨어의 상호교환성을 명백하게 예시하기 위해, 다양한 예시적 컴포넌트들, 블록들, 구성들, 수단들, 로직들, 모듈들, 회로들, 및 단계들은 그들의 기능성 측면에서 일반적으로 위에서 설명되었다. 그러한 기능성이 하드웨어로 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 전반적인 시스템에 부과된 특정 어플리케이션(application) 및 설계 제한들에 달려 있다. 숙련된 기술자들은 각각의 특정 어플리케이션들을 위해 다양한 방법들로 설명된 기능성을 구현할 수 있다. 다만, 그러한 구현의 결정들이 본 개시내용의 영역을 벗어나게 하는 것으로 해석되어서는 안된다.

[0037] 제시된 실시예들에 대한 설명은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 개시를 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공한다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이다. 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 범위를 벗어나지 않고 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 개시는 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니다. 본 개시는 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

[0038] 본 명세서에서, 컴퓨터는 적어도 하나의 프로세서를 포함하는 모든 종류의 하드웨어 장치를 의미하는 것이고, 실시 예에 따라 해당 하드웨어 장치에서 동작하는 소프트웨어적 구성도 포괄하는 의미로서 이해될 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터는 스마트폰, 태블릿 PC, 데스크톱, 노트북 및 각 장치에서 구동되는 사용자 클라이언트 및 애플리케이션을 모두 포함하는 의미로서 이해될 수 있으며, 또한 이에 제한되는 것은 아니다.

- [0039] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 개시의 실시예를 상세하게 설명한다.
- [0040] 본 명세서에서 설명되는 각 단계들은 컴퓨터에 의하여 수행되는 것으로 설명되나, 각 단계의 주체는 이에 제한되는 것은 아니며, 실시 예에 따라 각 단계들의 적어도 일부가 서로 다른 장치에서 수행될 수도 있다.
- [0042] 도 1은 본 개시의 일 실시예와 관련된 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독보조 방법을 수행하기 위한 컴퓨팅 장치의 다양한 양태가 구현될 수 있는 시스템을 나타낸 개념도를 도시한다.
- [0043] 본 개시의 실시예들에 따른 시스템은, 컴퓨팅 장치(100), 사용자 단말(10), 외부 서버(20) 및 네트워크를 포함할 수 있다. 도 1에서 도시되는 컴포넌트들은 예시적인 것으로서, 추가적인 컴포넌트들이 존재하거나 또는 도 1에서 도시되는 컴포넌트들 중 일부는 생략될 수 있다. 본 개시의 실시예들에 따른 컴퓨팅 장치(100), 사용자 단말(10) 및 외부 서버(20)는 네트워크를 통해, 본 개시의 일 실시예들에 따른 시스템을 위한 데이터를 상호 송수신할 수 있다.
- [0044] 본 개시의 실시예들에 따른 네트워크는 공중전화 교환망(PSTN: Public Switched Telephone Network), xDSL(x Digital Subscriber Line), RADSL(Rate Adaptive DSL), MDSL(Multi Rate DSL), VDSL(Very High Speed DSL), UADSL(Universal Asymmetric DSL), HDSL(High Bit Rate DSL) 및 근거리 통신망(LAN) 등과 같은 다양한 유선 통신 시스템들을 사용할 수 있다.
- [0045] 또한, 여기서 제시되는 네트워크는 CDMA(Code Division Multi Access), TDMA(Time Division Multi Access), FDMA(Frequency Division Multi Access), OFDMA(Orthogonal Frequency Division Multi Access), SC-FDMA(Single Carrier-FDMA) 및 다른 시스템들과 같은 다양한 무선 통신 시스템들을 사용할 수 있다.
- [0046] 본 개시의 실시예들에 따른 네트워크는 유선 및 무선 등과 같은 그 통신 양태를 가리지 않고 구성될 수 있으며, 단거리 통신망(PAN: Personal Area Network), 근거리 통신망(WAN: Wide Area Network) 등 다양한 통신망으로 구성될 수 있다. 또한, 상기 네트워크는 공지의 월드와이드웹(WWW: World Wide Web)일 수 있으며, 적외선(IrDA: Infrared Data Association) 또는 블루투스(Bluetooth)와 같이 단거리 통신에 이용되는 무선 전송 기술을 이용할 수도 있다. 본 명세서에서 설명된 기술들은 위에서 언급된 네트워크들뿐만 아니라, 다른 네트워크들에서도 사용될 수 있다.
- [0047] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 사용자 단말(10)은 컴퓨팅 장치(100)에 액세스하여 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지에 관련된 하나 이상의 유사 이미지 및 각 유사 이미지에 대응하는 진단 정보를 획득하고자 하는 사용자와 관련된 단말일 수 있다. 이 경우, 검사 이미지는 의학적인 진단을 위해 검진자로부터 획득되는 의료 관련 이미지 데이터를 의미할 수 있으며, 진단 정보는 해당 검사 이미지를 통해 전문가가 판독한 의료 진단 정보를 의미할 수 있다. 구체적인 예를 들어, 진단 정보는, 자궁경부암 발병에 관련한 예측 정보를 포함할 수 있으며, 검사 이미지는, 자궁경부암의 발병을 예측하기 위한 자궁경부 세포 이미지일 수 있다. 전문적인 진단 정보 및 검사 이미지에 대한 구체적인 기제는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0048] 이러한, 사용자 단말(10)은 검진 결과를 사용자(예컨대, 검진자)에게 제공하는 검사자(예컨대, 전문의)와 관련한 단말일 수 있다. 사용자 단말(10)이 검진자에게 검진 결과를 제공하는 검사자에 관련한 단말인 경우, 컴퓨팅 장치(100)로부터 수신하는 검사 이미지에 대응하는 진단 정보는, 검진자의 검진 결과 판독을 위한 의료 보조 정보로 활용될 수 있다. 사용자 단말(10)은 디스플레이를 구비하고 있어서, 사용자의 입력을 수신하고, 사용자에게 임의의 형태의 출력을 제공할 수 있다.
- [0049] 사용자 단말(10)의 사용자는 의료 전문가로서, 의사, 간호사, 임상 병리사, 의료 영상 전문가 등을 의미할 수 있으며, 의료 장치를 수리하는 기술자가 될 수 있으나, 이에 제한되지 않는다. 예를 들어, 사용자는 의료 취약 지역에서 개시된 실시 예에 따른 시스템을 이용하여 검진을 수행하는 관리자 혹은 환자 본인을 의미할 수도 있다.
- [0050] 사용자 단말(10)은 컴퓨팅 장치(100)와 통신을 위한 메커니즘을 갖는 시스템에서의 임의의 형태의 엔티티(들)를 의미할 수 있다. 예를 들어, 이러한 사용자 단말(10)은 PC(personal computer), 노트북(note book), 모바일 단말기(mobile terminal), 스마트 폰(smart phone), 태블릿 PC(tablet pc) 및 웨어러블 디바이스(wearable device) 등을 포함할 수 있으며, 유/무선 네트워크에 접속할 수 있는 모든 종류의 단말을 포함할 수 있다. 또한, 사용자 단말(10)은 에이전트, API(Application Programming Interface) 및 플러그-인(Plug-in) 중 적어도 하나에 의해 구현되는 임의의 서버를 포함할 수도 있다. 또한, 사용자 단말(10)은 애플리케이션 소스 및/또

는 클라이언트 애플리케이션을 포함할 수 있다.

- [0051] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 외부 서버(20)는 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지, 각 객체에 관련한 이미지 및 각 객체 이미지에 관련한 의료 진단 또는 판독 정보 등을 저장하는 서버일 수 있다. 예를 들어, 외부 서버(20)는 병원 서버 및 정부 서버 중 적어도 하나일 수 있으며, 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지, 각 객체에 관련한 이미지 및 각 객체 이미지에 관련한 의료 진단 또는 판독 정보 등에 관한 정보를 저장하는 서버일 수 있다. 외부 서버(20)에 저장된 정보들은 본 개시에서의 신경망을 학습시키기 위한 학습 데이터, 검증 데이터 및 테스트 데이터로 활용될 수 있다. 즉, 외부 서버(20)는 본 개시의 신경망 모델을 학습시키기 위한 데이터 세트에 관한 정보를 저장하고 있는 서버일 수 있다.
- [0052] 본 개시의 컴퓨팅 장치(100)는 외부 서버(20)로부터 복수의 객체 이미지 및 각 객체 이미지에 관한 판독 정보에 기반하여 학습 데이터 세트를 구축할 수 있으며, 학습 데이터 세트를 통해 하나 이상의 네트워크 합수를 포함하는 신경망 모델을 학습시킴으로써, 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체 각각을 사전 결정된 하나 이상의 카테고리 분류하기 위한 분류 모델을 생성할 수 있다.
- [0053] 외부 서버(20)는 디지털 기기로서, 랩탑 컴퓨터, 노트북 컴퓨터, 데스크톱 컴퓨터, 웹 패드, 이동 전화기와 같이 프로세서를 탑재하고 메모리를 구비한 연산 능력을 갖춘 디지털 기기일 수 있다. 외부 서버(20)는 서비스를 처리하는 웹 서버일 수 있다. 전술한 서버의 종류는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0054] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치(100)는 검사 이미지를 획득할 수 있다. 검사 이미지는, 의료 관련 이미지 데이터일 수 있으며, 하나 이상의 객체를 포함할 수 있다. 여기서 의료 관련 이미지 데이터는, 의학적인 진단을 위해 사용자(즉, 검진자)로부터 획득되는 이미지 데이터를 의미할 수 있다. 예를 들어, 의료 관련 이미지 데이터는, X-ray, CT 또는 MRI 이미지 데이터, 핵형 이미지 데이터, 혈관 이미지 데이터 및 유전체 이미지 데이터 등을 포함할 수 있다. 하나 이상의 객체는, 의료 관련 이미지 데이터에 포함된 오브젝트들을 의미하는 것으로, 의료 진단 또는 판독을 위한 검진자의 신체의 일부에 관련한 것일 수 있다. 예를 들어, 하나 이상의 객체는, 간, 심장, 자궁, 뇌, 유방, 폐, 복부 등의 장기, 혈관 또는 세포들을 의미할 수 있다.
- [0055] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치(100)는 기 학습된 분류 모델을 이용하여 객체에 대한 분류를 수행할 수 있다. 구체적으로, 컴퓨팅 장치(100)는 기 학습된 분류 모델에 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 입력으로 처리하여 하나 이상의 객체에 대한 분류를 수행할 수 있다. 이 경우, 기 학습된 분류 모델은, 검사 이미지를 입력으로 하는 경우, 해당 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체를 하나 이상의 카테고리로 분류하기 위한 신경망 모델일 수 있다. 하나 이상의 카테고리는, 예를 들어, 정상 상태, 저위험 상태 및 고위험 상태 중 적어도 하나를 포함할 수 있으나, 이에 제한되지는 않는다. 이러한 분류 모델은, 학습 데이터를 통해 프로세서(130)에 의해 사전 학습된 것일 수 있다. 즉, 기 학습된 분류 모델은, 검사 이미지에서 객체를 검출하고, 검출된 객체를 특정 카테고리로 분류하는 신경망 모델일 수 있다.
- [0056] 구체적인 예를 들어, 제1 검사 이미지가, 복수의 자궁경부 세포를 포함하는 세포 이미지 데이터(즉, Pap smear에 관련한 이미지 데이터)인 경우, 기 학습된 분류 모델은, 제1 검사 이미지에서 복수의 자궁경부 세포 각각을 검출하고, 검출된 각 자궁경부 세포를 정상(normal)에 관련한 카테고리 및 비정상(abnormal)에 관련한 카테고리 중 적어도 하나로 분류할 수 있다. 이 경우, 비정상에 관련한 카테고리는, 의학적 진단 또는 판독에 영향을 미치는 객체들을 식별하기 위한 카테고리를 의미할 수 있다. 즉, 검사 이미지 내에 포함된 하나 이상의 객체 중 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 객체는, 해당 검사 이미지의 대상인 검진자에 관련한 질병 유무(또는, 추가 검진 수행 여부)를 판별하는 기준이 되는 객체를 의미할 수 있다. 전술한 제1 검사 이미지 및 분류 모델이 수행하는 분류에 대한 구체적인 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0057] 즉, 컴퓨팅 장치(100)는 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 획득하는 경우, 해당 검사 이미지 내에서 검진자의 질병 유무 판독에 영향을 미치는 객체들을 식별하기 위하여, 하나 이상의 객체 각각을 검출하고, 각 객체를 하나 이상의 카테고리 각각으로 분류할 수 있다.
- [0058] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치(100)는 검사 이미지에 대응하는 진단 정보를 제공할 수 있다. 본 개시에서 검사 이미지에 대응하는 진단 정보는, 검진자의 검진 결과 판독을 위한 정보들을 의미하는 것으로, 질병 유무에 관한 진단 정보 및 발병률에 대한 예측 정보 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 예를 들어, 검사 이미지가 자궁경부암 진단에 관련한 세포 이미지 데이터인 경우, 진단 정보는 검진자의 자궁경부암 여부에 관련한 진단 정보를 포함할 수 있다. 다른 예를 들어, 검사 이미지가 흉부 X-ray에 관련한 X-ray 이미지 데이터인 경우, 진단 정보는, 검진자의 폐 종양 여부에 관련한 진단 정보를 포함할 수 있다. 또 다른 예를 들어, 검사 이

미지가 핵형 분석을 위한 핵형 이미지 데이터인 경우, 진단 정보는 검진자의 백혈병 여부에 관련한 진단 정보를 포함할 수 있다. 전술한 진단 정보에 대한 구체적인 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

- [0059] 구체적으로, 컴퓨팅 장치(100)는 기 학습된 분류 모델을 통해 수행한 하나 이상의 객체 각각의 분류 결과에 기초하여 검사 이미지에 대응하는 진단 정보를 생성할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 기 학습된 분류 모델에 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 입력으로 처리할 수 있다. 이 경우, 기 학습된 분류 모델은 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체 각각을 하나 이상의 카테고리 분류할 수 있다. 이 경우, 하나 이상의 카테고리는 정상에 관련한 카테고리 및 비정상에 관련한 카테고리를 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 객체의 수에 기초하여 진단 정보를 생성할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨팅 장치(100)는 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 객체의 수가 미리 결정된 임계치를 초과하는지 여부에 기초하여 진단 정보를 생성할 수 있다. 이 경우, 이미 결정된 임계치는, 질병 유무 판독에 기준이 되는 이상 객체의 기준치일 수 있다. 구체적인 예를 들어, 기 학습된 분류 모델을 통해 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 객체의 수가 10이며, 미리 결정된 임계치가 15인 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 해당 검사 이미지에 대응하여 질병이 발생되지 않았다는 정보 및 3년 이내 발병률이 60%라는 정보를 포함하는 진단 정보를 생성할 수 있다. 전술한 분류된 객체의 수, 미리 결정된 임계치, 진단 정보에 대한 구체적인 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0060] 즉, 컴퓨팅 장치(100)는 검진자의 의료 관련 이미지 데이터에 관련한 검사 이미지를 획득하고, 획득한 검사 이미지에 대응하여 질병 유무에 관련한 진단 정보 및 발병률에 관련한 예측 정보를 포함하는 진단 정보를 제공할 수 있다.
- [0061] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치(100)는 기 학습된 검색 모델을 이용하여 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행할 수 있다. 구체적으로, 컴퓨팅 장치(100)는 기 학습된 검색 모델을 이용하여 객체에 대한 분류 결과에 따라 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행할 수 있다. 이 경우, 기 학습된 검색 모델은, 특정 카테고리(예컨대, 비정상에 관련한 카테고리)로 분류된 객체를 입력으로 하여 이미지 데이터베이스로부터 해당 객체와 유사성을 가지는 하나 이상의 유사 이미지를 검색하기 위한 신경망 모델일 수 있다. 이러한 검색 모델은 학습 데이터를 통해 프로세서(130)에 의해 사전 학습된 것일 수 있다. 즉, 기 학습된 검색 모델은, 특정 카테고리로 분류된 객체에 기초하여 해당 객체와 유사한 하나 이상의 유사 이미지를 검색하는 신경망 모델일 수 있다.
- [0062] 하나 이상의 유사 이미지 검색은, 이미지 데이터베이스에 기 저장된 이미지들에 대한 유사성 판별 과정을 통해 수행되는 것일 수 있다. 이 경우, 이미지 데이터베이스는, 복수의 객체 이미지 및 각 객체 이미지에 관련한 의료 진단 정보를 저장하고 있을 수 있다.
- [0063] 구체적인 예를 들어, 컴퓨팅 장치(100)는 기 학습된 분류 모델을 활용하여 제1 검사 이미지에 포함된 복수의 자궁경부 세포 중 제1 객체(즉, 하나의 자궁경부 세포)를 비정상 카테고리로 분류할 수 있다. 이 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 비정상 카테고리로 분류된 제1 객체를 기 학습된 검색 모델의 입력으로 처리하여 해당 제1 객체에 대응하는 하나 이상의 유사 이미지를 검색할 수 있다. 즉, 기 학습된 검색 모델은, 제1 객체를 입력으로 하는 경우, 해당 제1 객체와 이미지 데이터베이스에 포함된 복수의 객체들 각각의 유사성을 판별하여, 하나 이상의 유사 이미지를 검색할 수 있다.
- [0064] 즉, 컴퓨팅 장치(100)는 객체에 대한 분류에 따라 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행할 수 있다. 다시 말해, 컴퓨팅 장치(100)는 이미지 데이터베이스로부터 특정 카테고리로 분류된 객체(즉, 검진자의 질병 유무 판독에 영향을 미치는 객체)와 유사한 하나 이상의 유사 이미지에 대한 검색을 수행할 수 있다.
- [0065] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치(100)는 유사 이미지 검색결과를 제공할 수 있다. 구체적으로, 컴퓨팅 장치(100)는 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 기 학습된 분류 모델의 입력으로 처리하여, 하나 이상의 객체를 하나 이상의 카테고리로 분류할 수 있으며, 객체의 분류 결과에 따라 기 학습된 검색 모델을 이용하여 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행할 수 있다. 다시 말해, 컴퓨팅 장치(100)는 기 학습된 신경망 모델을 활용하여 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지로부터 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 특정 객체를 검출하고, 이미지 데이터베이스로부터 검출된 객체와 유사성을 가지는 하나 이상의 유사 이미지를 검색함으로써, 유사 이미지 검색결과를 제공할 수 있다. 이 경우, 컴퓨팅 장치(100)가 제공하는 검색결과는, 하나 이상의 유사 이미지 및 각 유사 이미지에 대응하는 검진 정보를 포함할 수 있다.
- [0066] 즉, 컴퓨팅 장치(100)는 의료 관련 이미지 데이터에 관련한 검사 이미지에서, 의학적 진단 또는 판독에 영향을 미치는 객체들을 식별하고, 해당 객체들 각각과 유사한 하나 이상의 유사 이미지들 및 각 유사 이미지에 대응하

는 진단 기록을 제공함으로써, 사용자(예컨대, 전문의)의 의학적인 진단 또는 판독을 보조할 수 있다.

- [0067] 일 실시예에서, 컴퓨팅 장치(100)는 단말 또는 서버일 수 있으며, 임의의 형태의 장치는 모두 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 디지털 기기로서, 랩탑 컴퓨터, 노트북 컴퓨터, 데스크톱 컴퓨터, 웹 패드, 이동 전화기와 같이 프로세서를 탑재하고 메모리를 구비한 연산 능력을 갖춘 디지털 기기일 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 서비스를 처리하는 웹 서버일 수 있다. 전술한 컴퓨팅 장치의 종류는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0068] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치(100)는 클라우드 컴퓨팅 서비스를 제공하는 서버일 수 있다. 보다 구체적으로, 컴퓨팅 장치(100)는 인터넷 기반 컴퓨팅의 일종으로 정보를 사용자의 컴퓨터가 아닌 인터넷에 연결된 다른 컴퓨터로 처리하는 클라우드 컴퓨팅 서비스를 제공하는 서버일 수 있다. 상기 클라우드 컴퓨팅 서비스는 인터넷 상에 자료를 저장해 두고, 사용자가 필요한 자료나 프로그램을 자신의 컴퓨터에 설치하지 않고도 인터넷 접속을 통해 언제 어디서나 이용할 수 있는 서비스일 수 있으며, 인터넷 상에 저장된 자료들을 간단한 조작 및 클릭으로 쉽게 공유하고 전달할 수 있다. 또한, 클라우드 컴퓨팅 서비스는 인터넷 상의 서버에 단순히 자료를 저장하는 것뿐만 아니라, 별도로 프로그램을 설치하지 않아도 웹에서 제공하는 응용프로그램의 기능을 이용하여 원하는 작업을 수행할 수 있으며, 여러 사람이 동시에 문서를 공유하면서 작업을 진행할 수 있는 서비스일 수 있다. 또한, 클라우드 컴퓨팅 서비스는 IaaS(Infrastructure as a Service), PaaS(Platform as a Service), SaaS(Software as a Service), 가상 머신 기반 클라우드 서버 및 컨테이너 기반 클라우드 서버 중 적어도 하나의 형태로 구현될 수 있다. 즉, 본 개시의 컴퓨팅 장치(100)는 상술한 클라우드 컴퓨팅 서비스 중 적어도 하나의 형태로 구현될 수 있다. 전술한 클라우드 컴퓨팅 서비스의 구체적인 기제는 예시일 뿐, 본 개시의 클라우드 컴퓨팅 환경을 구축하는 임의의 플랫폼을 포함할 수도 있다.
- [0069] 본 개시에서의 신경망에 대한 학습 방법, 학습 과정, 검사 이미지에 관련한 하나 이상의 유사 이미지를 제공하는 방법 및 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독보조 방법에 대한 구체적인 구성 및 이에 따른 효과에 대한 구체적인 설명은 이하의 도 2를 참조하여 후술하도록 한다.
- [0071] 도 2는 본 개시의 일 실시예와 관련한 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독보조 방법을 수행하기 위한 컴퓨팅 장치의 블록 구성도를 도시한다.
- [0072] 도 2에 도시된 바와 같이, 컴퓨팅 장치(100)는 네트워크부(110), 메모리(120) 및 프로세서(130)를 포함할 수 있다. 전술한 컴퓨팅 장치(100)에 포함된 컴포넌트들은 예시적인 것으로 본 개시내용의 권리범위가 전술한 컴포넌트들로 제한되지 않는다. 즉, 본 개시내용의 실시예들에 대한 구현 양태에 따라서 추가적인 컴포넌트들이 포함되거나 전술한 컴포넌트들 중 일부가 생략될 수 있다.
- [0073] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치(100)는 사용자 단말(10) 및 외부 서버(20)와 데이터를 송수신하는 네트워크부(110)를 포함할 수 있다. 네트워크부(110)는 본 개시의 일 실시예에 따른 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독보조 방법을 수행하기 위한 데이터들 및 신경망 모델을 학습시키기 위한 학습 데이터 세트 등을 다른 컴퓨팅 장치, 서버 등과 송수신할 수 있다. 즉, 네트워크부(110)는 컴퓨팅 장치(100)와 사용자 단말(10) 및 외부 서버(20) 간의 통신 기능을 제공할 수 있다. 예를 들어, 네트워크부(110)는 사용자 단말(10)로부터 검사 이미지 데이터를 수신할 수 있다. 다른 예를 들어, 네트워크부(110)는 외부 서버(20)로부터 본 개시의 분류 모델 또는 검색 모델을 학습시키기 위한 학습 데이터 세트를 수신할 수 있다. 추가적으로, 네트워크부(110)는 컴퓨팅 장치(100)로 프로시저를 호출하는 방식으로 컴퓨팅 장치(100)와 사용자 단말(10) 및 외부 서버(20) 간의 정보 전달을 허용할 수 있다.
- [0074] 본 개시의 일 실시예에 따른 네트워크부(110)는 공중전화 교환망(PSTN: Public Switched Telephone Network), xDSL(x Digital Subscriber Line), RADSL(Rate Adaptive DSL), MDSL(Multi Rate DSL), VDSL(Very High Speed DSL), UADSL(Universal Asymmetric DSL), HDSL(High Bit Rate DSL) 및 근거리 통신망(LAN) 등과 같은 다양한 유선 통신 시스템들을 사용할 수 있다.
- [0075] 또한, 본 명세서에서 제시되는 네트워크부(110)는 CDMA(Code Division Multi Access), TDMA(Time Division Multi Access), FDMA(Frequency Division Multi Access), OFDMA(Orthogonal Frequency Division Multi Access), SC-FDMA(Single Carrier-FDMA) 및 다른 시스템들과 같은 다양한 무선 통신 시스템들을 사용할 수 있다.
- [0076] 본 개시에서 네트워크부(110)는 유선 및 무선 등과 같은 그 통신 양태를 가리지 않고 구성될 수 있으며, 단거리

통신망(PAN: Personal Area Network), 근거리 통신망(WAN: Wide Area Network) 등 다양한 통신망으로 구성될 수 있다. 또한, 상기 네트워크는 공지의 월드와이드웹(WWW: World Wide Web)일 수 있으며, 적외선(IrDA: Infrared Data Association) 또는 블루투스(Bluetooth)와 같이 단거리 통신에 이용되는 무선 전송 기술을 이용할 수도 있다. 본 명세서에서 설명된 기술들은 위에서 언급된 네트워크들뿐만 아니라, 다른 네트워크들에서도 사용될 수 있다.

- [0077] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 메모리(120)는 본 개시의 일 실시예에 따른 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 관독보조 방법을 수행하기 위한 컴퓨터 프로그램을 저장할 수 있으며, 저장된 컴퓨터 프로그램은 프로세서(130)에 의하여 관독되어 구동될 수 있다. 또한, 메모리(120)는 프로세서(130)가 생성하거나 결정한 임의의 형태의 정보 및 네트워크부(110)가 수신한 임의의 형태의 정보를 저장할 수 있다. 또한, 메모리(120)는 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지에 대한 정보들을 저장할 수 있다. 예를 들어, 메모리(120)는 입/출력되는 데이터들(예를 들어, 검사 이미지, 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체, 하나 이상의 객체 각각에 대응하는 진단 정보 및 검사 이미지에 대응하여 생성된 분석 정보 등)을 임시 또는 영구 저장할 수 있다.
- [0078] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 메모리(120)는 플래시 메모리 타입(flash memory type), 하드디스크 타입(hard disk type), 멀티미디어 카드 마이크로 타입(multimedia card micro type), 카드 타입의 메모리(예를 들어 SD 또는 XD 메모리 등), 램(Random Access Memory, RAM), SRAM(Static Random Access Memory), 롬(Read-Only Memory, ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory), PROM(Programmable Read-Only Memory), 자기 메모리, 자기 디스크, 광디스크 중 적어도 하나의 타입의 저장매체를 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 인터넷(internet) 상에서 상기 메모리(120)의 저장 기능을 수행하는 웹 스토리지(web storage)와 관련되어 동작할 수도 있다. 전술한 메모리에 대한 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0079] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 하나 이상의 코어로 구성될 수 있으며, 컴퓨팅 장치의 중앙 처리 장치(CPU: central processing unit), 범용 그래픽 처리 장치(GPGPU: general purpose graphics processing unit), 텐서 처리 장치(TPU: tensor processing unit) 등의 데이터 분석, 딥러닝을 위한 프로세서를 포함할 수 있다.
- [0080] 프로세서(130)는 메모리(120)에 저장된 컴퓨터 프로그램을 관독하여 본 개시의 일 실시예에 따른 딥러닝을 위한 데이터 처리를 수행할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에 따라 프로세서(130)는 신경망의 학습을 위한 연산을 수행할 수 있다. 프로세서(130)는 딥러닝(DL: deep learning)에서 학습을 위한 입력 데이터의 처리, 입력 데이터에서의 피쳐 추출, 오차 계산, 역전파(backpropagation)를 이용한 신경망의 가중치 업데이트 등의 신경망의 학습을 위한 계산을 수행할 수 있다.
- [0081] 또한, 프로세서(130)는 CPU, GPGPU, 및 TPU 중 적어도 하나가 네트워크 함수의 학습을 처리할 수 있다. 예를 들어, CPU 와 GPGPU가 함께 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 데이터 분류를 처리할 수 있다. 또한, 본 개시의 일 실시예에서 복수의 컴퓨팅 장치의 프로세서를 함께 사용하여 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 데이터 분류를 처리할 수 있다. 또한, 본 개시의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치에서 수행되는 컴퓨터 프로그램은 CPU, GPGPU 또는 TPU 실행가능 프로그램일 수 있다.
- [0082] 본 명세서에서 네트워크 함수는 인공 신경망, 뉴럴 네트워크와 상호 교환 가능하게 사용될 수 있다. 본 명세서에서 네트워크 함수는 하나 이상의 뉴럴 네트워크를 포함할 수도 있으며, 이 경우 네트워크 함수의 출력은 하나 이상의 뉴럴 네트워크의 출력의 앙상블(ensemble)일 수 있다.
- [0083] 프로세서(130)는 메모리(120)에 저장된 컴퓨터 프로그램을 관독하여 본 개시의 일 실시예에 따른 분류 모델을 제공할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에 따라, 프로세서(130)는 영상 데이터에 대응하는 분석 정보 생성을 수행할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에 따라, 프로세서(130)는 분류 모델을 학습시키기 위한 계산을 수행할 수 있다.
- [0084] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 통상적으로 컴퓨팅 장치(100)의 전반적인 동작을 처리할 수 있다. 프로세서(130)는 위에서 살펴본 구성요소들을 통해 입력 또는 출력되는 신호, 데이터, 정보 등을 처리하거나 메모리(120)에 저장된 응용 프로그램을 구동함으로써, 사용자 또는 사용자 단말에게 적절한 정보 또는, 기능을 제공하거나 처리할 수 있다.
- [0085] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 획득할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에 따른 검사 이미지의 획득은, 메모리(120)에 저장된 영상 데이터를 수신하거나, 또는 로딩(loading)하는 것일 수 있다. 또한, 영상 데이터의 획득은, 유/무선 통신 수단에 기초하여 다른 저장 매체,

다른 컴퓨팅 장치, 동일한 컴퓨팅 장치 내의 별도 처리 모듈로부터 데이터를 수신하거나 또는 로딩하는 것일 수 있다.

- [0086] 본 개시의 검사 이미지는, 의학적인 진단을 위해 검진자로부터 획득되는 의료 관련 이미지 데이터를 의미할 수 있다. 예를 들어, 의료 관련 이미지 데이터는, X-ray, CT 또는 MRI 이미지 데이터, 핵형 이미지 데이터, 혈관 이미지 데이터 및 유전체 이미지 데이터 등을 포함할 수 있다. 하나 이상의 객체는, 의료 관련 이미지 데이터에 포함된 오브젝트들을 의미하는 것으로, 의료 진단 또는 판독을 위한 검진자의 신체의 일부에 관련된 것일 수 있다. 예를 들어, 하나 이상의 객체는, 간, 심장, 자궁, 뇌, 유방, 폐, 복부 등의 장기, 혈관 또는 세포들을 의미할 수 있다.
- [0087] 보다 구체적인 예를 들어, 검사 이미지는, 자궁경부암 진단을 위하여, 대상체의 자궁경부 세포를 슬라이드에 도말하고, 염색 등 필요한 처리를 수행한 결과물을 촬영한 이미지를 포함할 수 있으며, 하나 이상의 객체는, 해당 촬영 이미지 내에 포함된 복수의 세포 각각을 의미할 수 있다. 전술한 검사 이미지 및 하나 이상의 객체에 대한 구체적인 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다. 즉, 본 개시의 다양한 구현양태에 따라, 검사 이미지는, 검진자로부터 획득되는 다양한 의학적 이미지(예컨대, 흉부 Xray 이미지, karyotype 관련 이미지 및 염색체 이미지 등)들을 더 포함할 수 있으며, 하나 이상의 객체 또한 각 검사 이미지에 포함된 다양한 오브젝트들을 더 포함할 수 있다.
- [0088] 일 실시예에서, 검사 이미지를 획득하기 위한 별도의 카메라 모듈이 본 개시의 컴퓨팅 장치에 구비될 수 있다. 추가적인 실시예에서, 카메라 모듈에 부착되거나 구비된 확대경, 렌즈 및 현미경 등의 보조장비가 이용될 수 있으며, 카메라 모듈은 이를 통해 확대된 이미지를 촬영할 수도 있다.
- [0089] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 검사 이미지에 대한 이미지 전처리를 수행할 수 있다. 프로세서(130)는 학습 데이터에 포함된 이미지 각각에 대하여 이미지를 리사이징하는 단계를 수행할 수 있다. 일 실시예에서, 프로세서(130)는 이미지를 업 스케일링 뒤 다운사이징할 수 있으며, 이미지에 대한 스케일링 방법 및 순서는 이에 제한되지 않는다. 실시예에서, 프로세서(130)는 네트워크에 기반한 학습 과정에서 확장된 컨볼루션을 통해 이미지에 대한 서로 다른 해상도의 영상을 얻을 수 있으며, 이를 업 스케일링 하여 원래의 해상도와 같도록 변형시킬 수도 있다.
- [0090] 또한, 프로세서(130)는 검사 이미지의 색상을 조정하여 이미지 전처리를 수행할 수도 있다. 일 실시예에서, 이미지에 포함된 하나 이상의 객체는 도말 후 염색처리된 것일 수 있다. 이에 따라, 염색된 세포핵, 세포질 및 세포막과, 그 외의 영역의 색상을 명확하게 구분할 수 있도록 이미지의 색상을 조절할 수 있다. 이미지의 색상을 조절하는 방법은 제한되지 않으나, 명도나 채도 등을 조절하는 필터를 이용한 색상 조절이 수행될 수도 있다.
- [0091] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체 각각에 대한 분류를 수행할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(130)는 기 학습된 분류 모델을 이용하여 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체에 대한 분류를 수행할 수 있다. 프로세서(130)는 기 학습된 분류 모델에 검사 이미지를 입력으로 처리하여, 하나 이상의 객체 각각이 하나 이상의 카테고리 각각으로 분류되도록 할 수 있다.
- [0092] 분류 모델은, 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체를 검출하고, 각 객체를 하나 이상의 카테고리 중 적어도 하나로 분류하도록 학습된 신경망 모델일 수 있다. 하나 이상의 카테고리는, 정상에 관련한 카테고리 및 비정상에 관련한 카테고리 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 이 경우, 비정상에 관련한 카테고리는, 의학적 진단 또는 판독에 영향을 미치는 객체들을 식별하기 위한 카테고리를 의미할 수 있다. 즉, 검사 이미지 내에 포함된 하나 이상의 객체 중 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 객체는, 해당 검사 이미지의 대상인 검진자에 관련한 질병 유무를 판별하는 기준이 되는 객체를 의미할 수 있다. 추가적인 실시예에서, 비정상에 관련한 카테고리는, 위험 정도에 따라, 적어도 둘 이상의 카테고리로 세분화될 수 있다. 예컨대, 비정상에 관련한 카테고리는 진단 정확도 또는 발병 가능성 예측 정도에 따라 저위험 상태 및 고위험 상태 등으로 세분화될 수 있다.
- [0093] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 복수의 학습 데이터를 포함하는 학습 데이터 세트를 통해 분류 모델에 대한 사전 학습을 수행할 수 있다.
- [0094] 이를 위해, 프로세서(130)는 외부 서버(20)로부터 의료 관련 데이터들을 수신할 수 있으며, 해당 데이터들에 기초하여 학습 데이터 세트를 구축할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(130)는 외부 서버(20)로부터 수신한 복수의 세포 이미지 데이터 및 각 세포 이미지 데이터에 대한 검진 정보에 기초하여 학습 데이터 세트를 구축할 수 있다. 이 경우, 학습 데이터 세트는 학습 입력 데이터 세트 및 학습 출력 데이터 세트를 포함할 수 있다. 또한, 프로세서(130)는 검사 이미지에 관련한 복수의 객체 이미지를 통해 학습 입력 데이터 세트를 구축하고, 복수의

객체 이미지 각각에 대한 판독 정보를 통해 학습 출력 데이터 세트를 구축할 수 있다.

- [0095] 프로세서(130)는 학습 출력 데이터 세트를 구축하는 과정에서, 복수의 객체 이미지 각각에 대한 판독 정보를 사전 결정된 하나 이상의 카테고리 중 적어도 하나로 재분류할 수 있다. 이 경우, 하나 이상의 카테고리는, 복수의 판독 정보의 종류보다 적은 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0096] 구체적인 예를 들어, 검사 이미지는 자궁경부 세포에 관한 검사 이미지일 수 있으며, 해당 검사 이미지에 포함된 복수의 객체 이미지는 복수의 세포 이미지에 관련된 것일 수 있다. 일반적으로 자궁경부암 판독 과정에서 복수의 세포 각각에 관련된 판독 정보는, 각 세포 이미지를 5개의 분류 기준으로 분류하는 것과 관련된 것일 수 있다. 예컨대, 세포 이미지에 관련된 판독에 관련된 5개의 분류 기준은, normal, ASC-US(Atypical Squamous Cells of Undetermined Significance), LSIL(Low-grade Squamous Intraepithelial Lesion), HSIL(High-grade Squamous Intraepithelial Lesion) 및 Carcinoma 일 수 있다. 다만, 자궁경부 세포에 관련된 복수의 세포 이미지는, 데이터가 적으며, 각각의 분류에 관련된 이미지가 불균형함에 따라, 신경망의 학습 데이터로 활용되기 어려울 수 있다. 즉, 신경망 학습시키기 위한 학습 데이터로써 충분하게 확보되지 않거나 분류의 다양성 결여로 인해, 학습된 신경망의 정확도가 다소 낮아지거나 또는 신경망의 학습 자체가 불가능할 수 있다.
- [0097] 이에 따라, 프로세서(130)는 세포 이미지 각각에 대한 판독 정보를 사전 결정된 하나 이상의 카테고리 중 적어도 하나로 재분류하여 학습 출력 데이터를 구축할 수 있다.
- [0098] 예를 들어, 프로세서(130)는 5개의 분류 각각에 관련된 판독 정보의 수에 기초하여, 각 검진 정보를 하나 이상의 카테고리 중 적어도 하나로 재분류할 수 있다.
- [0099] 구체적인 예를 들어, normal로 분류된 세포 이미지 수가 2000개이며, ASC-US로 분류된 세포 이미지 수가 400개 LSIL로 분류된 세포 이미지 수가 1700개, HSIL로 분류된 세포 이미지 수가 1200개 및 Carcinoma로 분류된 세포 이미지 수가 1000개일 수 있다. 이 경우, 5개 세부 단위로 분류된 각각의 학습 데이터가 균형적이지 않음에 따라, 학습의 효율이 저감될 수 있다.
- [0100] 본 개시의 프로세서(130)는 ASC-US 및 LSIL에 관련된 데이터를 통합하여 저위험(low-risk)의 카테고리로 재분류하고, HSIL 및 Carcinoma에 관련된 데이터를 통합하여 고위험(high-risk)의 카테고리로 재분류할 수 있다. 즉, 프로세서(130)는 기존 5개 세부 단위의 분류를 3개 카테고리(normal, 저위험 및 고위험)로 재분류할 수 있다. 다시 말해, 프로세서(130)는 각 카테고리 내에 각 데이터들의 수가 균형을 이루도록 재분류를 수행할 수 있다. 이에 따라, 다양한 분류를 위한 학습이 균형적으로 이루어져, 신경망의 학습 효율이 향상될 수 있으며, 학습이 완료된 신경망의 정확도가 향상될 수 있다.
- [0101] 또한, 본 개시에서 프로세서(130)가 수행하는 재분류는 기존의 세부 분류 보다 비교적 적은 카테고리에 기반한 분류임에 따라, 데이터가 적고 불균형한 학습 데이터 조건의 의료 분야에서 높은 활용도를 가진 학습 데이터 구축을 가능하게 할 수 있다. 즉, 정답에 관련한 학습 출력 데이터의 세부 단위 각각에 포함된 데이터들의 수를 고려하여, 각 세부 단위를 비교적 적은 분류인 하나 이상의 카테고리로 재분류하여 학습 출력 데이터를 생성함으로써, 학습된 신경망으로 하여금 향상된 정확도의 분류 동작을 수행하도록 할 수 있다.
- [0102] 또한, 프로세서(130)는 학습 입력 데이터 세트 각각에 대응하는 학습 출력 데이터 세트를 매칭하여 라벨링할 수 있다. 즉, 전술한 과정을 통해 프로세서(130)는 분류 모델을 학습시키기 위한 학습 데이터 세트를 구축할 수 있다.
- [0103] 본 개시의 분류 모델은, 차원 감소 서브 모델(예컨대, 인코더(encoder)) 및 차원 복원 서브 모델(예컨대, 디코더(decoder))을 포함할 수 있다. 프로세서(130)는 학습 입력 데이터를 차원 감소 서브 모델의 입력으로 하여 차원 복원 서브 모델이 학습 입력 데이터의 라벨과 연관된 학습 출력 데이터를 출력하도록 학습시킬 수 있다.
- [0104] 프로세서(130)는 차원 감소 서브 모델에 객체 이미지에 관련한 학습 입력 데이터를 입력으로 하여 해당 학습 입력 데이터에 대응하는 피처를 출력하고, 그리고 출력된 피처를 차원 복원 서브 모델의 입력으로 처리하여 객체 이미지를 하나 이상의 카테고리 중 적어도 하나로 분류하도록 할 수 있다. 프로세서(130)는 차원 복원 서브 모델의 출력이 분류 결과와 학습 재분류 정보(즉, 정답에 관련한 분류)를 비교하여 오차를 도출하고, 도출된 오차에 기초하여 각 모델의 가중치를 역전파(backpropagation) 방식으로 조정할 수 있다. 프로세서(130)는 학습 입력 데이터에 대한 차원 복원 서브 모델의 연산 결과와 학습 출력 데이터의 오차에 기초하여 차원 복원 서브 모델의 출력인 분류 결과가 학습 출력 데이터에 가까워지도록 하나 이상의 네트워크 함수의 가중치를 조정할 수 있다.

- [0105] 즉, 차원 감소 서브 모델은, 프로세서(130)로부터 객체 이미지에 관련한 학습 입력 데이터를 수신하여 학습 입력 데이터의 특정 벡터에 관련한 피처를 출력으로 지정하여 입력 데이터가 피처로 변환되는 중간 과정을 학습할 수 있다.
- [0106] 또한, 프로세서(130)는 차원 감소 서브 모델로부터 객체 이미지에 관련한 검진 정보(즉, 재분류에 관한 정보)에 관련한 임베딩(즉, 객체 이미지 피처)를 차원 복원 서브 모델로 전달할 수 있다. 차원 복원 서브 모델은 객체 이미지의 피처를 입력으로 객체 이미지를 하나 이상의 카테고리 중 적어도 하나로 분류할 수 있다.
- [0107] 추가적인 실시예에 따르면, 검사 이미지에 관련한 복수의 객체가 세포 이미지에 관련한 경우, 프로세서(130)의 세포 이미지에서 세포핵 및 세포질을 인식할 수 있으며, 인식된 세포핵 및 세포질의 면적 비율에 기초하여 분류 모델의 가중치를 조정할 수 있다. 구체적인 예를 들어, 프로세서(130)는 검사 이미지에 포함된 세포 이미지에서 세포핵 및 세포질의 면적을 계산하고, 두 면적 간의 차이가 작을수록 분류 모델이 해당 세포 이미지를 비정상에 관련한 카테고리로 분류시킬 확률이 높도록 해당 분류 모델에 가중치를 조정할 수 있다.
- [0108] 전술한 학습 과정을 통해, 프로세서(130)에 의해 학습된 분류 모델은, 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체를 검출하고, 검출된 각 객체를 하나 이상의 카테고리 중 적어도 하나로 분류시킬 수 있다.
- [0109] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 복수의 객체 이미지 각각에 대한 분류 결과에 기초하여 검사 이미지에 대응하는 진단 정보를 생성할 수 있다. 본 개시에서 검사 이미지에 대응하는 진단 정보는, 검진자의 검진 결과 판독을 위한 정보들을 의미하는 것으로, 질병 유무에 관한 진단 정보 및 발병률에 대한 예측 정보 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 예를 들어, 검사 이미지가 자궁경부암 진단에 관련한 세포 이미지 데이터인 경우, 진단 정보는 검진자의 자궁경부암 여부에 관련한 진단 정보를 포함할 수 있다. 다른 예를 들어, 검사 이미지가 흉부 X-ray에 관련한 X-ray 이미지 데이터인 경우, 진단 정보는, 검진자의 폐 종양 여부에 관련한 진단 정보를 포함할 수 있다. 또 다른 예를 들어, 검사 이미지가 핵형 분석을 위한 핵형 이미지 데이터인 경우, 진단 정보는 검진자의 백혈병 여부에 관련한 진단 정보를 포함할 수 있다. 전술한 진단 정보에 대한 구체적인 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0110] 구체적으로, 프로세서(130)는 기 학습된 분류 모델을 통해 수행한 하나 이상의 객체 각각의 분류 결과에 기초하여 검사 이미지에 대응하는 진단 정보를 생성할 수 있다. 프로세서(130)는 하나 이상의 카테고리 각각으로 분류된 객체 이미지의 수에 기초하여 진단 정보를 생성할 수 있다. 자세히 설명하면, 프로세서(130)는 기 학습된 분류 모델에 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 입력으로 처리할 수 있다. 이 경우, 기 학습된 분류 모델은, 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체 각각을 하나 이상의 카테고리로 분류할 수 있다. 이 경우, 하나 이상의 카테고리는 정상에 관련한 카테고리 및 비정상에 관련한 카테고리를 포함할 수 있다. 프로세서(130)는 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 객체의 수에 기초하여 진단 정보를 생성할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(130)는 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 객체의 수가 미리 결정된 임계치를 초과하는지 여부에 기초하여 진단 정보를 생성할 수 있다. 이 경우, 이미 결정된 임계치는, 질병 유무 판독에 기준이 되는 이상 객체의 기준치일 수 있다. 구체적인 예를 들어, 기 학습된 분류 모델을 통해 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 객체의 수가 10이며, 미리 결정된 임계치가 15인 경우, 프로세서(130)는 해당 검사 이미지에 대응하여 질병이 발생되지 않았다는 정보 및 3년 이내 발병률이 30%라는 정보를 포함하는 진단 정보를 생성할 수 있다. 전술한 분류된 객체의 수, 미리 결정된 임계치, 진단 정보에 대한 구체적인 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0111] 즉, 프로세서(130)는 검진자의 의료 관련 이미지 데이터에 관련한 검사 이미지를 획득하고, 획득한 검사 이미지에 대응하여 질병 유무에 관련한 진단 정보 및 발병률에 관련한 예측 정보를 포함하는 진단 정보를 제공할 수 있다.
- [0112] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 기 학습된 검색 모델을 이용하여 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(130)는 기 학습된 검색 모델을 이용하여 객체에 대한 분류 결과에 따라 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행할 수 있다. 이 경우, 기 학습된 검색 모델은, 특정 카테고리(예컨대, 비정상에 관련한 카테고리)로 분류된 객체를 입력으로 하여 이미지 데이터베이스로부터 해당 객체와 유사성을 가지는 하나 이상의 유사 이미지를 검색하기 위한 신경망 모델일 수 있다. 이러한 검색 모델은 학습 데이터를 통해 프로세서(130)에 의해 사전 학습된 것일 수 있다.
- [0113] 검색 모델은, 프록시 기반 메트릭 학습 기반의 신경망 모델로, 목표 대상 벡터와 포지티브 프록시(positive proxy) 간의 유사도를 높이고, 상기 목표 대상 벡터와 네거티브 프록시(negative proxy) 간의 유사도를 낮추는 방향으로 학습되는 것을 특징으로 할 수 있다. 프록시는, 객체와 이미지데이터 베이스에 기 저장된 이미지들 간

유사도를 비교하기 위한 임베딩 벡터들의 대표성을 나타내는 벡터일 수 있다.

- [0114] 구체적 예 들어, 프로세서(130)는 제1 객체에 관련한 특징을 목표 대상 벡터, 제1 객체와 유사한 벡터를 목표 대상 시밀러 벡터 및 제2 객체에 관련한 벡터를 목표 대상 디스시밀러 벡터로 포함하는 학습 데이터를 이용하여 검색 모델을 학습시킬 수 있다. 이러한 학습 데이터를 이용하여 검색 모델을 학습시키는 경우, 검색 모델은 목표 대상 벡터와 목표 대상 시밀러 벡터를 같은 군(또는 클러스터)으로 분류하고, 목표 대상 벡터와 목표 대상 디스시밀러 벡터를 다른 군으로 분류하도록 학습될 수 있다.
- [0115] 보다 자세히 설명하면, 검색 모델은, 해공간 상에서 유사한 데이터들끼리 클러스터를 형성하도록 학습된다. 검색 모델은 목표 대상 벡터가 목표 대상 시밀러 벡터와 하나의 클러스터에 포함되고, 목표 대상 디스시밀러 벡터는, 목표 대상 벡터 및 목표 대상 시밀러 벡터와 상이한 클러스터에 포함되도록 학습된다. 학습된 검색 모델의 해공간 상에서 각각의 클러스터는 일정 거리 마진을 가지도록 위치할 수 있다.
- [0116] 검색 모델은 목표 대상 타겟 벡터, 목표 대상 시밀러 벡터, 목표 대상 디스시밀러 벡터를 포함하는 학습 데이터를 입력 받아 각각의 데이터들을 해공간에 매칭하고 해공간 상에서 라벨링 된 클러스터 정보에 따라 클러스터링 될 수 있도록 검색 모델에 포함된 하나 이상의 네트워크 함수의 가중치를 업데이트할 수 있다. 즉, 검색 모델은 목표 대상 벡터와 목표 대상 시밀러 벡터가 해공간 상에서의 거리가 서로 가까워지도록, 목표 대상 벡터 및 목표 대상 디스시밀러 벡터 사이의 해공간 상에서의 거리가 서로 멀어지도록 학습시킬 수 있다. 검색 모델은 프록시 기반 메트릭 기반 비용 함수를 사용하여 학습될 수 있다. 프록시 기반 메트릭 기반 비용 함수는, 동일한 분류인 입력 데이터들을 다른 분류에 관련한 네거티브 프록시로부터 분리하는 것을 목표로 하며, 해당 목표 대상 벡터로부터 동일한 분류인 입력 데이터들의 대표성을 나타내는 포지티브 프록시까지의 제1 거리와 해당 포지티브 프록시로부터 네거티브 프록시까지의 제2 거리 사이의 차이 값을 적어도 거리 마진으로 하며, 검색 모델을 학습시키는 방법은, 제1 거리를 거리 마진의 일정 비율 이하로 감소시키는 단계를 포함할 수 있다. 여기서 거리 마진은 항상 양수일 수 있다. 거리 마진에 도달하도록 하기 위하여 검색 모델에 포함된 하나 이상의 네트워크 함수의 가중치가 업데이트 될 수 있으며, 가중치 업데이트는 반복(iteration) 마다 또는 1 에포크 마다 수행될 수 있다.
- [0117] 상술한 과정을 통해 프록시 기반 메트릭 학습된 모델인 검색 모델이 구비될 수 있으며, 해당 검색 모델의 입력 데이터를 클러스터로 분류함에 따라, 특정 객체와 유사성을 가지는 하나 이상의 유사 이미지에 대한 검색이 수행될 수 있다. 프록시 기반 메트릭 학습은, 페어 또는 트리플렛 기반의 학습 방식과는 다르게, 각 데이터의 임베딩을 특정 클래스의 대표성을 나타내는 임베딩과 비교하기 때문에 학습을 위한 mini-batch 샘플링 과정에서의 연산량이 대폭 감소될 수 있으며, 이에 따라 학습 속도 및 효율이 향상될 수 있다.
- [0118] 또한, 대표성에 관련한 정보(예컨대, global information)를 기준으로 학습되므로, 학습 과정에서 이상점(outlier)에 위치하는 데이터(즉, 동일 클래스로 분류되나 특이 샘플에 관련한 데이터)에 대한 영향이 최소화될 수 있다. 이는 특이 형태의 객체 이미지(예컨대, 특이 형태 세포 이미지)가 많은 의료 분야에서의 유사 이미지 검색 능력 향상에 기여할 수 있다.
- [0119] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 객체의 특징정보를 이용하여 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행할 수 있다. 이 경우, 객체의 특징정보는, 객체의 시각적인 특징과 의학적인 특징을 함께 고려한 정보로, 객체의 시각적 특징 및 객체의 속성정보를 통해 생성되는 것일 수 있다. 예컨대, 특징정보는, 신경망 모델이 입력 데이터에 대응하여 출력하는 특징 벡터를 의미할 수 있다. 즉, 특징정보는 특정 입력에 관련한 벡터 공간 상의 임베딩을 의미할 수 있다. 이 경우, 특정 입력에 대응하는 특징 벡터를 출력하는 신경망 모델은 다양한 특징 벡터를 출력하도록 학습된 하나 이상의 신경망 모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델은 제1 입력 데이터를 입력으로 하여, 해당 제1 입력 데이터에 대응하는 시각적 특징 벡터를 출력하는 신경망 모델일 수 있으며, 제2 모델은 제1 입력 데이터를 입력으로 하여, 해당 제1 입력 데이터에 대응하는 의학적 특징 벡터를 출력하는 신경망 모델일 수 있다. 즉, 본 개시에서의 특징정보는, 시각적인 특징 및 의학적인 특징 각각에 관련한 특징 벡터를 포함할 수 있다.
- [0120] 자세히 설명하면, 프로세서(130)는 이미지에 포함된 콘텐츠 정보에 기반하여 특징을 추출하는 제1 모델을 이용하여 객체의 시각적 특징을 획득할 수 있다. 이 경우, 제1 모델은, 학습된 분류 모델 중 차원 감소 서브 모델(예컨대, 인코더)을 통해 구현될 수 있다. 구체적으로, 학습된 분류 모델은, 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체 각각에 대한 분류를 수행하는 모델일 수 있으며, 이를 구성하는 차원 감소 서브 모델은, 하나 이상의 객체 각각을 입력으로 하여 각 객체에 대응하는 벡터를 출력하는 출력할 수 있다. 즉, 차원 감소 서브 모델은, 각 객체 이미지의 시각적 특징에 관한 벡터를 출력하는 모델일 수 있다. 다시 말해, 제1 모델은 학습된 분류 모델 중

차원 감소 서브 모델을 통해 구현될 수 있으며, 이미지를 입력으로 하여 해당 이미지에 관련한 시각적인 특징에 관련한 벡터를 출력할 수 있다. 예컨대, 제1 모델의 출력에 관련한 특징 벡터 간의 거리가 가까운 경우, 입력에 관련한 이미지들이 시각적으로 유사하다는 것을 의미할 수 있으며, 출력에 관련한 특징 벡터 간의 거리가 먼 경우, 입력에 관련한 이미지들이 시각적으로 유사하지 않음을 의미할 수 있다. 다시 말해, 프로세서(130)는 제1 모델을 이용하여 객체 이미지에 대응하는 시각적 특징을 획득할 수 있다. 이 경우, 이미지에서 시각적 특징을 추출하는 제1 모델은 기 학습된 분류 모델의 일부를 통해 구현됨에 따라, 신경망 모델의 구현하기 위한 별도의 학습 데이터 구축 및 학습 과정이 생략될 수 있다. 다만, 본 개시의 제1 모델은, 차원 감소 서브 모델을 통해 구현되는 것만으로 제한되지 않는다. 즉, 본 개시의 실시예에 따라, 다양한 학습 방법을 통해 이미지에 대응하여 시각적 특징을 추출하는 제1 모델이 구비될 수도 있다.

[0121] 또한, 프로세서(130)는 이미지에 대응하는 특정 속성을 산출하는 제2 모델을 이용하여 객체에 대응하는 속성정보를 획득할 수 있다. 객체의 속성정보는, 객체의 판독 결과에 관련한 정보일 수 있다. 예컨대, 객체의 속성정보는, 특정 객체(예컨대, 폐)가 비정상일 확률이 94%임에 따라, 폐렴이라는 판독 결과에 관련한 정보를 포함할 수 있다.

[0122] 이 경우, 제2 모델은, 이미지에 대응하는 특정 이벤트의 확률정보를 산출하는 모델일 수 있다. 즉, 프로세서(130)는 제2 모델을 이용하여 객체에 대응하는 확률값을 획득하여 객체의 속성정보를 획득할 수 있다. 다시 말해, 제2 모델을 통해 산출된 확률값에 기초하여 객체의 속성정보가 획득될 수 있다.

[0123] 일 실시예에 따르면, 제2 모델은 기 학습된 분류 모델을 포함하여 구현될 수 있다. 본 개시의 분류 모델은, 프로세서(130)에 의해 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체를 검출하고, 검출된 각 객체에 대한 분류를 수행하도록 학습된 신경망 모델일 수 있다. 이 경우, 제2 모델은, 분류 결과에 기초하여 확률값을 산출하는 것을 특징으로 할 수 있다. 예컨대, 비정상에 관련한 카테고리 분류된 객체의 수가 사전 결정된 임계치를 초과하는 경우, 특정 질병에 해당한다는 확률값을 높게 산출할 수 있다. 즉, 분류 결과에 관련한 확률값은 해당 객체들을 포함하는 검사 이미지에 대한 진단 결과에 관련한 것일 수 있다.

[0124] 구체적인 예를 들어, 제2 모델은 특정 검사 이미지를 입력으로 하여 하나 이상의 진단명 각각에 관련한 확률값을 출력할 수 있다. 예컨대, 제2 모델은, 해당 검사 이미지에 대응하여 폐렴에 관련한 제1 확률값은 80%로 출력하고, 폐암에 관련한 제2 확률값을 6%로 산출할 수 있다. 이 경우, 프로세서(130)는 하나 이상의 진단명 각각에 대응하여 출력된 확률값 중 가장 높은 80%에 대응하여 폐렴이라는 판독에 관련한 속성정보를 획득할 수 있다. 전술한, 진단명, 진단명 각각에 대응하는 확률값에 대한 구체적인 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0125] 또한, 프로세서(130)는 객체의 시각적 특징 및 객체의 속성정보를 이용하여 객체에 대한 특징정보를 획득할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(130)는 제1 모델을 통해 획득한 객체의 시각적 특징 및 제2 모델을 획득한 객체의 속성정보에 기초하여 객체에 대한 특징정보를 획득할 수 있다. 즉, 획득되는 특징정보는, 객체의 시각적인 특징과 객체의 의학적인 특징이 함께 고려된 정보일 수 있다.

[0126] 또한, 프로세서(130)는 객체의 특징정보를 이용하여 객체에 대응하는 유사 이미지를 검색할 수 있다. 즉, 프로세서(130)는 객체의 시각적인 특징과 객체의 의학적인 특징이 함께 고려된 객체의 특징정보를 이용하여 객체에 대응하는 유사 이미지를 검색할 수 있다.

[0127] 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 특징정보를 획득하는 과정에서, 객체의 시각적 특징 및 객체의 속성정보 중 적어도 하나의 정보에 대하여 가중치를 부여할 수 있다. 즉, 프로세서(130)는 객체의 특징정보를 활용한 검색 과정에서 시각적인 특징 또는 의학적인 특징 중 적어도 하나의 특징이 더 반영된 검색을 수행할 수 있다.

[0128] 예를 들어, 프로세서(130)가 객체의 시각적 특징에 가중치를 부가하는 경우, 특징정보를 활용한 유사 이미지 검색은, 의학적인 특징 보다 객체의 시각적인 특징이 더욱 반영된 검색일 수 있다. 다른 예를 들어, 프로세서(130)가 객체의 의학적인 특징에 가중치를 부가하는 경우, 특징정보를 활용한 유사 이미지 검색은 시각적인 특징 보다 객체의 의학적인 특징이 더욱 반영된 검색일 수 있다.

[0129] 일 실시예에서, 프로세서(130)는 제2 모델이 출력한 확률값에 기초하여 객체의 시각적 특징 및 객체의 속성정보 중 적어도 하나의 정보에 대하여 가중치를 부여할 것을 결정할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(130)는 제2 모델이 출력한 확률값이 사전 결정된 임계 확률값을 초과하는지 여부에 기초하여 시각적 특징 및 속성정보 중 적어도 하나의 가중치를 부여함으로써, 유사 이미지 검색이 시각적인 특징을 중점으로 하는 검색인지 또는 의학적인 특징을 중점으로 하는 검색인지 여부를 결정할 수 있다. 프로세서(130)는 제2 모델이 출력한 확률값이 사전 결정된 임

계 확률값을 초과하는 경우, 속성정보의 신뢰도가 기준치 이상인 것으로 판별하여 의학적인 특징에 관련한 속성 정보에 가중치를 부여할 수 있다. 또한, 프로세서(130)는 제2 모델이 출력한 확률값이 사전 결정된 임계 확률값 이하인 경우, 속성정보의 신뢰도가 다소 낮은 것으로 판별하여 시각적인 특징에 관련한 속성정보에 가중치를 부여할 수 있다.

- [0130] 전술한 바와 같이, 본 개시에서 수행되는 유사 이미지 검색은, 단순히 이미지에 관련한 시각적인 유사도만을 고려하는 것이 아닌, 객체 이미지에 관련한 진단 정보에 관련한 객체의 속성정보가 반영(즉, 특정 위험에 관련된 이미지로부터의 검색을 가능하게 하는 정보)된 특징정보를 통해 수행되는 것이므로, 의학적으로 보다 근접한 유사 영상의 검색이 가능해질 수 있다.
- [0131] 추가적으로, 의학적인 특징에 관련한 속성정보 산출값에 기초하여 시각적인 특징 또는 의학적인 특징 중 비교적 신뢰도를 가진 특징이 더욱 반영되도록 가중치를 부여함으로써, 유사 이미지 검색의 정확성 및 신뢰도가 향상될 수 있다.
- [0132] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 유사 이미지 검색결과를 제공할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(130)는 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 기 학습된 분류 모델의 입력으로 처리하여, 하나 이상의 객체를 하나 이상의 카테고리로 분류할 수 있으며, 객체의 분류 결과에 따라 기 학습된 검색 모델을 이용하여 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행할 수 있다. 다시 말해, 프로세서(130)는 기 학습된 신경망 모델을 활용하여 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지로부터 비정상에 관련한 카테고리 분류된 특정 객체를 검출하고, 이미지 데이터베이스로부터 검출된 객체와 유사성을 가지는 하나 이상의 유사 이미지를 검색함으로써, 유사 이미지 검색결과를 제공할 수 있다. 예를 들어, 도 4에 도시된 바와 같이, 검사 이미지가 폐에 관련한 x-ray 이미지인 경우, 객체인 폐 이미지(310)에 관련하여 하나 이상의 유사 이미지(320)가 유사 이미지 검색결과로써 제공될 수 있다.
- [0133] 또한, 프로세서(130)가 제공하는 검색결과는, 하나 이상의 유사 이미지 및 각 유사 이미지에 대응하는 진단 기록을 포함할 수 있다.
- [0134] 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 객체와 유사도가 높은 이미지를 선별하여 제공할 수 있다.
- [0135] 추가적인 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 객체와 유사도가 높은 이미지 또는 낮은 이미지를 선별하여 제공할 수도 있다. 예를 들어, 도 5에 도시된 바와 같이, 객체 이미지가 염색체 이미지(410)인 경우, 프로세서(130)는 해당 염색체 이미지(410)에 대응하여 하나 이상의 유사 이미지(420) 및 하나 이상의 비유사 이미지(430)를 제공할 수 있다.
- [0136] 또한, 프로세서(130)는 객체와 유사도가 높지만, 객체와 상이한 카테고리 분류된 이미지를 선별하여 제공할 수 있다. 이 경우, 객체와 상이한 카테고리는, 해당 객체에 대한 판독과 상이한 판독에 관련한 카테고리를 의미할 수 있다. 예를 들어, 제 1 객체가 폐렴이라는 진단 정보를 포함하는 경우, 프로세서(130)는 해당 제 1 객체에 대응하여 '폐렴'에 관련한 진단 정보를 제외한 다른 진단명(예컨대, 폐결핵)을 가진 카테고리 내에서 하나 이상의 유사 이미지 검색이 수행할 수 있다.
- [0137] 즉, 프로세서(130)는 특정 카테고리에 대응한 유사 이미지 검색을 통해 정보가 획일화되는 것을 방지할 수 있다. 다시 말해, 객체에 대응하여 제공하는 유사 이미지의 다양성을 확보할 수 있다.
- [0138] 따라서, 프로세서(130)는 의료 관련 이미지 데이터에 관련한 검사 이미지에서, 의학적 진단 또는 판독에 영향을 미치는 객체들을 식별하고, 해당 객체들 각각과 유사한 하나 이상의 유사 이미지들 및 각 유사 이미지에 대응하는 진단 기록을 제공함으로써, 사용자(예컨대, 전문의)의 의학적인 진단 또는 판독을 보조할 수 있다.
- [0139] 다시 말해, 유사 영상의 AI 판독 결과 및 DB에 저장된 판독 소견을 제시하여, 전문의 간 진단 불일치가 많이 나타나는 모달리티와 판독명에 대해서도 향상된 판독 신뢰도를 담보하는 정보 제공을 가능하게 할 수 있다.
- [0140] 일 실시예에 따르면, 프로세서(130)는 하나 이상의 유사 이미지 각각에 매칭된 검진 정보에 기초하여 진단 정보를 업데이트할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(130)는 검사 이미지에 대응하는 진단 정보를 생성할 수 있다. 진단 정보는 비정상에 관련한 카테고리 분류된 객체의 수에 기초하여 생성될 수 있으며, 질병 유무에 관련한 진단 정보 및 발병률에 관련한 예측 정보를 포함할 수 있다.
- [0141] 또한, 프로세서(130)는 기 학습된 신경망 모델을 활용하여 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지로부터 비정상에 관련한 카테고리 분류된 특정 객체를 검출하고, 이미지 데이터베이스로부터 검출된 객체와 유사성을 가지는 하나 이상의 유사 이미지를 검색함으로써, 유사 이미지 검색결과를 제공할 수 있다. 이 경우, 프로세서

(130)가 제공하는 검색결과는, 하나 이상의 유사 이미지 및 각 유사 이미지에 대응하는 검진 정보를 포함할 수 있다.

[0142] 이 경우, 프로세서(130)는 하나 이상의 유사 이미지에 대응하는 검진 정보에 기초하여 진단 정보를 업데이트할 수 있다. 진단 정보의 업데이트는, 예를 들어, 검진 정보들의 포함된 정보 중 적어도 일부를 진단 정보에 반영하는 것을 의미할 수 있다. 진단 정보의 업데이트는, 하나 이상의 유사 이미지에 대응하는 검진 정보가 진단 정보와 상이한 내용의 제 1 판독 정보를 포함하는 경우, 해당 제 1 판독 정보를 진단 정보에 반영하는 것을 의미할 수 있다. 구체적인 예를 들어, 프로세서(130)가 검사 이미지에 대응하여 생성된 진단 정보가 폐렴 해당한다는 판독 정보를 포함하며, 제 1 유사 이미지에 대응하는 검진 정보가 폐결핵에 해당하는 판독 정보를 포함하고, 제 2 유사 이미지에 대응하는 검진 정보가 폐결핵에 해당하는 판독 정보를 포함하는 경우, 프로세서(130)는, 제 1 유사 이미지 및 제 2 유사 이미지에 매칭된 검진 정보인 '폐결핵'에 기초하여 기존 '폐렴'에 관련한 판독 정보만을 포함하는 진단 정보를 '폐렴 또는 폐결핵에 의심됨'등으로 업데이트할 수 있다. 전술한 진단 정보의 업데이트에 관한 구체적인 기제는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0143] 즉, 프로세서(130)는 객체에 관련한 유사 이미지에 매칭된 검진 정보에 기초하여 진단 정보를 업데이트할 수 있다. 진단 정보가 업데이트되는 경우, 기존 진단 정보에 포함되지 않은 부가적인 정보를 제공할 수 있으므로, 다양한 유형의 판독 정보를 통한 의료 보조를 수행할 수 있다.

[0144] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 검사 이미지는, 복수의 세포 이미지를 포함할 수 있다. 예컨대, 세포 이미지는, 자궁경부 세포 이미지일 수 있다. 또한, 프로세서(130)는 복수의 세포 이미지 각각을 하나 이상의 카테고리로 분류할 수 있다. 이 경우, 하나 이상의 카테고리는, 정상 상태, 저위험 상태 및 고위험 상태 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(130)는 분류 모델에 검사 이미지를 입력으로 처리하여 복수의 세포 이미지를 검출하고, 검출한 각 세포 이미지를 정상 상태, 저위험 상태 및 고위험 상태 중 적어도 하나로 분류할 수 있다. 즉, 도 3에 도시된 바와 같이, 프로세서(130)는 검사 이미지에 포함된 복수의 세포 이미지 각각을 검출하고 각 세포 이미지를 3개의 카테고리 중 적어도 하나로 분류할 수 있다.

[0145] 또한, 프로세서(130)는 복수의 세포 이미지 각각에 대한 분류 결과에 기초하여 검사 이미지에 대응하는 진단 정보를 생성할 수 있다. 진단 정보는 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 세포 이미지의 수에 기초하여 생성될 수 있으며, 질병 유무에 관련한 진단 정보 및 발병률에 관련한 예측 정보를 포함할 수 있다.

[0146] 또한, 프로세서(130)는 복수의 세포 이미지 중 적어도 일부에 대한 유사 이미지 검색을 수행할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(130)는 기 학습된 신경망 모델을 활용하여 하나 이상의 세포 이미지를 포함하는 검사 이미지로부터 각 세포 이미지를 검출하고, 이미지 데이터베이스로부터 검출된 세포 이미지와 유사성을 가지는 하나 이상의 유사 이미지를 검색함으로써, 유사 이미지 검색결과를 제공할 수 있다. 이 경우, 프로세서(130)가 제공하는 검색결과는, 하나 이상의 유사 이미지 및 각 유사 이미지에 대응하는 검진 정보를 포함할 수 있다. 구체적인 예를 들어, 도 3을 참조하면, 프로세서(130)는 검사 이미지로부터 하나 이상의 세포 이미지(210)를 검출할 수 있다. 또한, 프로세서(130)는 하나 이상의 세포 이미지(210) 각각에 대응하여 하나 이상의 유사 이미지를 검색결과(220)를 제공할 수 있다. 즉, 도 3에 도시된 바와 같이, 각 세포 이미지에 대응하여 높은 유사도를 가진 세포 순으로 정렬되어 표시될 수 있다. 이 경우, 각 세포 이미지와 하나 이상의 유사 이미지 간의 유사도는 함께 표시될 수 있다.

[0148] 도 6은 본 개시의 일 실시예와 관련된 검사 이미지에 대응하여 하나 이상의 유사 이미지를 제공하는 과정을 설명하기 위한 예시적인 예시도이다.

[0149] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치(100)는 검사 이미지(501)에 대응하여 하나 이상의 유사 이미지를 제공할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 하나 이상의 유사 이미지의 제공은, 분류 모델을 통해 획득한 결과(즉, 진단 정보)에 대한 검증 또는 의학적 보조를 위한 것일 수 있다. 예컨대, 하나 이상의 유사 이미지 제공은, 분류 모델을 통해 획득한 검사 이미지에 대응하는 진단 정보가 적정한지 여부를 검증하기 위한 것일 수 있다. 즉, 하나 이상의 유사 이미지를 제공하여 유사한 상황에서의 기존 진료 기록을 획득함으로써, 본 개시의 분류 모델을 통해 획득한 진단 정보가 적정한지 여부에 대한 의학적 검증 또는 진단 정보에 대응하는 진단 보조를 수행할 수 있다.

[0150] 구체적으로, 컴퓨팅 장치(100)는 검사 이미지(501)에 포함된 각 객체의 특징정보를 이용하여 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행할 수 있다. 객체의 특징정보는, 객체의 시각적 특징(511) 및 객체의 속성정보(521)에 기반

하여 생성되는 정보일 수 있다. 예컨대, 특징정보는, 신경망 모델이 입력 데이터에 대응하여 출력하는 특징 벡터를 의미할 수 있다. 즉, 특징정보는 특정 입력에 관련한 벡터 공간 상의 임베딩을 의미할 수 있다. 이 경우, 특정 입력에 대응하는 특징 벡터를 출력하는 신경망 모델은 다양한 특징 벡터를 출력하도록 학습된 하나 이상의 신경망 모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 제1 모델은 제1 입력 데이터를 입력으로 하여, 해당 제1 입력 데이터에 대응하는 시각적 특징 벡터를 출력하는 신경망 모델일 수 있으며, 제2 모델은 제1 입력 데이터를 입력으로 하여, 해당 제1 입력 데이터에 대응하는 의학적 특징 벡터를 출력하는 신경망 모델일 수 있다. 즉, 본 개시에서의 특징정보는, 시각적인 특징 및 의학적인 특징 각각에 관련한 특징 벡터를 포함할 수 있다.

[0151] 자세히 설명하면, 컴퓨팅 장치(100)는 검사 이미지(501)를 제1 모델(510)의 입력으로 처리하여 시각적 특징(511)을 획득할 수 있다. 이 경우, 제1 모델(510)은 학습된 분류 모델 중 차원 감소 서브 모델(예컨대, 인코더)을 통해 구현될 수 있다. 학습된 분류 모델은, 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체 각각에 대한 분류를 수행하는 모델일 수 있으며, 이를 구성하는 차원 감소 서브 모델은, 하나 이상의 객체 각각을 입력으로 하여 각 객체에 대응하는 벡터를 출력하는 출력할 수 있다. 즉, 차원 감소 서브 모델은, 각 객체 이미지의 시각적 특징에 관한 벡터를 출력하는 모델일 수 있다. 다시 말해, 제1 모델(510)은 학습된 분류 모델 중 차원 감소 서브 모델을 통해 구현될 수 있으며, 이미지를 입력으로 하여 해당 이미지에 관련한 시각적인 특징에 관련한 벡터를 출력할 수 있다. 즉, 컴퓨팅 장치(100)는 제1 모델(510)을 이용하여 객체에 대응하는 시각적 특징(511)을 획득할 수 있다. 이 경우, 이미지에서 시각적 특징(511)을 추출하는 제1 모델(510)은 기 학습된 분류 모델의 일부를 통해 구현됨에 따라, 신경망 모델의 구현하기 위한 별도의 학습 데이터 구축 및 학습 과정이 생략될 수 있다.

[0152] 또한, 컴퓨팅 장치(100)는 이미지에 대응하는 특정 속성을 출력하는 제2 모델(520)을 이용하여 객체에 대응하는 속성정보(521)를 획득할 수 있다. 객체의 속성정보는 객체의 판독 결과에 관련한 정보일 수 있다. 이 경우, 제2 모델(520)은, 이미지에 대응하는 특정 이벤트의 확률정보를 산출하는 모델일 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 제2 모델(520)을 이용하여 객체에 대응하는 확률값을 획득하여 객체의 속성정보(521)를 획득할 수 있다. 이 경우, 제2 모델(520)은 기 학습된 분류 모델을 포함하여 구현될 수 있다. 본 개시의 분류 모델은, 컴퓨팅 장치(100)에 의해 검사 이미지에 포함된 하나 이상의 객체를 검출하고, 검출된 각 객체에 대한 분류를 수행하도록 학습된 신경망 모델이며, 분류 결과에 기초하여 확률값을 산출할 수 있다. 예컨대, 비정상에 관련한 카테고리로 분류된 객체의 수가 사전 결정된 임계치를 초과하는 경우, 특정 질병에 해당한다는 확률값을 높게 산출할 수 있다. 즉, 분류 결과에 관련한 확률값은 해당 객체들을 포함하는 검사 이미지에 대한 진단 결과에 관련한 것일 수 있다. 이에 따라, 분류 모델을 통해 구현되는 제2 모델(520)은, 분류 결과에 기초하여 확률값을 산출하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0153] 구체적인 예를 들어, 제2 모델(520)은 검사 이미지(501)를 입력으로 하여 하나 이상의 진단명 각각에 관련한 확률값을 출력할 수 있다. 예컨대, 제2 모델(520)은, 검사 이미지(501)에 대응하여 폐렴에 관련한 제1 확률값을 80%로 출력하고, 폐암에 관련한 제2 확률값을 6%로 산출할 수 있다. 이 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 하나 이상의 진단명 각각에 대응하여 출력된 확률값 중 가장 높은 80%에 대응하여 폐렴이라는 판독에 관련한 속성정보(521)를 획득할 수 있다. 전술한, 진단명, 진단명 각각에 대응하는 확률값에 대한 구체적인 기제는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0154] 또한, 컴퓨팅 장치(100)는 객체의 시각적 특징(511) 및 객체의 속성정보(521)를 이용하여 객체에 대한 특징정보(530)를 획득할 수 있다. 구체적으로, 컴퓨팅 장치(100)는 제1 모델(510)을 통해 획득한 객체의 시각적 특징(511) 및 제2 모델(520)을 획득한 객체의 속성정보(521)에 기초하여 객체에 대한 특징정보(530)를 획득할 수 있다. 즉, 획득되는 특징정보(530)는, 객체의 시각적인 특징과 객체의 의학적인 특징이 함께 고려된 정보일 수 있다.

[0155] 또한, 컴퓨팅 장치(100)는 객체의 특징정보(530)를 이용하여 하나 이상의 유사 이미지를 검색할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 특징정보(530)와 유사도를 가지는 하나 이상의 유사 이미지를 검색할 수 있다. 이 경우, 컴퓨팅 장치(100)는 각 정보의 특징 벡터가 코사인 유사도에 기반하여 유사 확률을 산출(540)할 수 있다. 코사인 유사도는, 두 벡터 간의 코사인 각도를 이용하여 구할 수 있는 두 벡터의 유사도를 의미할 수 있다. 예를 들어, 두 벡터의 방향이 완전히 동일한 경우에는 1의 값을 가지며, 90도의 각을 이루면 0, 180도로 반대의 반향을 가지면 -1의 값을 가질 수 있다. 즉, 코사인 유사도는, -1 이상 1 이하의 값을 가지며, 값이 1에 가까울수록 유사도가 높다고 판단하는 것일 수 있다.

[0156] 구체적인 예를 들어, 컴퓨팅 장치(100)는 도 6에 도시된 바와 같이, 특징정보(530)와 제1 이미지(541), 제2 이미지(542) 및 제n 이미지(54n) 간 각각의 유사도를 0.937, 0.265 및 0.717로 산출할 수 있다. 이 경우, 컴퓨팅

장치(100)는 산출한 유사도에 기반하여 각 이미지를 정렬하여 하나 이상의 유사 이미지로써 제공하거나, 또는 일정 기준치 이상의 이미지(예컨대, 0.265의 유사도를 가지는 제2 유사 이미지는 제거)만을 하나 이상의 유사 이미지로써 제공할 수 있다.

- [0157] 즉, 컴퓨터 장치(100)는 검사 이미지에 대응하는 시각적인 특징과 의학적인 특징이 함께 고려된 객체의 특징정보(530)를 이용하여 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행하여 하나 이상의 유사 이미지를 제공할 수 있다. 이 경우, 하나 이상의 유사 이미지 각각에는 검진 정보가 매칭되어 있을 수 있다. 즉, 검사 이미지와 유사한 이미지에서의 기존 진료 기록을 획득함으로써, 본 개시의 분류 모델을 통해 획득한 진단 정보가 적정한지 여부에 대한 검증을 수행할 수 있다.
- [0158] 다시 말해, 분류 모델을 통해 획득한 결과(즉, 진단 정보)에 대한 검증 또는 의학적 보조를 위하여, 이미지 데이터베이스로부터 검사 이미지에 대응하는 하나 이상의 유사 이미지에 대한 검색이 수행될 수 있다. 이 경우, 하나 이상의 유사 이미지 검색에는 시각적 특징 추출에 관련한 제1 모델(510) 및 의학적 특징 추출에 관련한 제2 모델(520)이 활용될 수 있다. 일 실시예에서, 제1 모델(510) 및 제2 모델(520)은 학습된 분류 모델을 통해 구현될 수 있음에 따라, 각 모델의 구현하기 위한 별도의 학습 데이터 구축 및 학습 과정이 생략될 수 있다.
- [0160] 도 7은 본 개시의 일 실시예와 관련된 시각정보 기반 참조 검색 기술을 이용한 인공지능 판독보조 방법을 수행하기 위한 단계들을 예시적으로 도시한 순서도이다.
- [0161] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 상기 방법은, 하나 이상의 객체를 포함하는 검사 이미지를 획득하는 단계(610)를 포함할 수 있다.
- [0162] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 상기 방법은, 기 학습된 분류 모델을 이용하여 객체에 대한 분류를 수행하는 단계(620)를 포함할 수 있다.
- [0163] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 상기 방법은, 객체에 대한 분류 결과에 따라, 기 학습된 검색 모델을 이용하여 객체에 대한 하나 이상의 유사 이미지 검색을 수행하는 단계(630)를 포함할 수 있다.
- [0164] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 상기 방법은, 유사 이미지 검색결과를 제공하는 단계(640)를 포함할 수 있다.
- [0165] 전술한 도 7에 도시된 단계들은 필요에 의해 순서가 변경될 수 있으며, 적어도 하나 이상의 단계가 생략 또는 추가될 수 있다. 즉, 전술한 단계는 본 개시의 일 실시예에 불과할 뿐, 본 개시의 권리 범위는 이에 제한되지 않는다.
- [0167] 도 8은 본 개시의 일 실시예와 관련된 하나 이상의 네트워크 함수를 나타낸 개략도이다.
- [0168] 본 명세서에 걸쳐, 연산 모델, 신경망, 네트워크 함수, 뉴럴 네트워크(neural network)는 동일한 의미로 사용될 수 있다. 신경망은 일반적으로 “노드”라 지칭될 수 있는 상호 연결된 계산 단위들의 집합으로 구성될 수 있다. 이러한 “노드”들은 “뉴런(neuron)”들로 지칭될 수도 있다. 신경망은 적어도 하나 이상의 노드들을 포함하여 구성된다. 신경망들을 구성하는 노드(또는 뉴런)들은 하나 이상의 “링크”에 의해 상호 연결될 수 있다.
- [0169] 신경망 내에서, 링크를 통해 연결된 하나 이상의 노드들은 상대적으로 입력 노드 및 출력 노드의 관계를 형성할 수 있다. 입력 노드 및 출력 노드의 개념은 상대적인 것으로서, 하나의 노드에 대하여 출력 노드 관계에 있는 임의의 노드는 다른 노드와의 관계에서 입력 노드 관계에 있을 수 있으며, 그 역도 성립할 수 있다. 상술한 바와 같이, 입력 노드 대 출력 노드 관계는 링크를 중심으로 생성될 수 있다. 하나의 입력 노드에 하나 이상의 출력 노드가 링크를 통해 연결될 수 있으며, 그 역도 성립할 수 있다.
- [0170] 하나의 링크를 통해 연결된 입력 노드 및 출력 노드 관계에서, 출력 노드는 입력 노드에 입력된 데이터에 기초하여 그 값이 결정될 수 있다. 여기서 입력 노드와 출력 노드를 상호 연결하는 노드는 가중치(weight)를 가질 수 있다. 가중치는 가변적일 수 있으며, 신경망이 원하는 기능을 수행하기 위해, 사용자 또는 알고리즘에 의해 가변될 수 있다. 예를 들어, 하나의 출력 노드에 하나 이상의 입력 노드가 각각의 링크에 의해 상호 연결된 경우, 출력 노드는 상기 출력 노드와 연결된 입력 노드들에 입력된 값들 및 각각의 입력 노드들에 대응하는 링크에 설정된 가중치에 기초하여 출력 노드 값을 결정할 수 있다.
- [0171] 상술한 바와 같이, 신경망은 하나 이상의 노드들이 하나 이상의 링크를 통해 상호 연결되어 신경망 내에서 입력

노드 및 출력 노드 관계를 형성한다. 신경망 내에서 노드들과 링크들의 개수 및 노드들과 링크들 사이의 연관관계, 링크들 각각에 부여된 가중치의 값에 따라, 신경망의 특성이 결정될 수 있다. 예를 들어, 동일한 개수의 노드 및 링크들이 존재하고, 링크들 사이의 가중치 값이 상이한 두 신경망이 존재하는 경우, 두 개의 신경망들은 서로 상이한 것으로 인식될 수 있다.

[0172] 신경망은 하나 이상의 노드들을 포함하여 구성될 수 있다. 신경망을 구성하는 노드들 중 일부는, 최초 입력 노드로부터의 거리들에 기초하여, 하나의 레이어(layer)를 구성할 수 있다, 예를 들어, 최초 입력 노드로부터 거리가 n 인 노드들의 집합은, n 레이어를 구성할 수 있다. 최초 입력 노드로부터 거리는, 최초 입력 노드로부터 해당 노드까지 도달하기 위해 거쳐야 하는 링크들의 최소 개수에 의해 정의될 수 있다. 그러나, 이러한 레이어의 정의는 설명을 위한 임의적인 것으로서, 신경망 내에서 레이어의 차수는 상술한 것과 상이한 방법으로 정의될 수 있다. 예를 들어, 노드들의 레이어는 최종 출력 노드로부터 거리에 의해 정의될 수도 있다.

[0173] 최초 입력 노드는 신경망 내의 노드들 중 다른 노드들과의 관계에서 링크를 거치지 않고 데이터가 직접 입력되는 하나 이상의 노드들을 의미할 수 있다. 또는, 신경망 네트워크 내에서, 링크를 기준으로 한 노드 간의 관계에 있어서, 링크로 연결된 다른 입력 노드들 가지지 않는 노드들을 의미할 수 있다. 이와 유사하게, 최종 출력 노드는 신경망 내의 노드들 중 다른 노드들과의 관계에서, 출력 노드를 가지지 않는 하나 이상의 노드들을 의미할 수 있다. 또한, 히든 노드는 최초 입력 노드 및 최종 출력 노드가 아닌 신경망을 구성하는 노드들을 의미할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수와 동일할 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 감소하다가 다시 증가하는 형태의 신경망일 수 있다. 또한, 본 개시의 다른 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수 보다 적을 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 감소하는 형태의 신경망일 수 있다. 또한, 본 개시의 또 다른 일 실시예에 따른 신경망은 입력 레이어의 노드의 개수가 출력 레이어의 노드의 개수보다 많을 수 있으며, 입력 레이어에서 히든 레이어로 진행됨에 따라 노드의 수가 증가하는 형태의 신경망일 수 있다. 본 개시의 또 다른 일 실시예에 따른 신경망은 상술한 신경망들의 조합된 형태의 신경망일 수 있다.

[0174] 딥 뉴럴 네트워크(DNN: deep neural network, 심층신경망)는 입력레이어와 출력 레이어 외에 복수의 히든 레이어를 포함하는 신경망을 의미할 수 있다. 딥 뉴럴 네트워크를 이용하면 데이터의 잠재적인 구조(latent structures)를 파악할 수 있다. 즉, 사진, 글, 비디오, 음성, 음악의 잠재적인 구조(예를 들어, 어떤 물체가 사진에 있는지, 글의 내용과 감정이 무엇인지, 음성의 내용과 감정이 무엇인지 등)를 파악할 수 있다. 딥 뉴럴 네트워크는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(CNN: convolutional neural network), 리커런트 뉴럴 네트워크(RNN: recurrent neural network), 오토 인코더(auto encoder), GAN(Generative Adversarial Networks), 제한 볼츠만 머신(RBM: restricted boltzmann machine), 심층 신뢰 네트워크(DBN: deep belief network), Q 네트워크, U 네트워크, 삼 네트워크 등을 포함할 수 있다. 전술한 딥 뉴럴 네트워크의 기재는 예시일 뿐이며 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0175] 뉴럴 네트워크는 교사 학습(supervised learning), 비교사 학습(unsupervised learning) 및 반교사학습(semi supervised learning) 중 적어도 하나의 방식으로 학습될 수 있다. 뉴럴 네트워크의 학습은 출력의 오류를 최소화하기 위한 것이다. 뉴럴 네트워크의 학습에서 반복적으로 학습 데이터를 뉴럴 네트워크에 입력시키고 학습 데이터에 대한 뉴럴 네트워크의 출력과 타겟의 에러를 계산하고, 에러를 줄이기 위한 방향으로 뉴럴 네트워크의 에러를 뉴럴 네트워크의 출력 레이어에서부터 입력 레이어 방향으로 역전파(backpropagation)하여 뉴럴 네트워크의 각 노드의 가중치를 업데이트 하는 과정이다. 교사 학습의 경우 각각의 학습 데이터에 정답이 라벨링되어 있는 학습 데이터를 사용하며(즉, 라벨링된 학습 데이터), 비교사 학습의 경우는 각각의 학습 데이터에 정답이 라벨링되어 있지 않을 수 있다. 즉, 예를 들어 데이터 분류에 관한 교사 학습의 경우의 학습 데이터는 학습 데이터 각각에 카테고리가 라벨링 된 데이터 일 수 있다. 라벨링된 학습 데이터가 뉴럴 네트워크에 입력되고, 뉴럴 네트워크의 출력(카테고리)과 학습 데이터의 라벨이 비교함으로써 오류(error)가 계산될 수 있다. 다른 예로, 데이터 분류에 관한 비교사 학습의 경우 입력인 학습 데이터가 뉴럴 네트워크 출력과 비교됨으로써 오류가 계산될 수 있다. 계산된 오류는 뉴럴 네트워크에서 역방향(즉, 출력 레이어에서 입력 레이어 방향)으로 역전파 되며, 역전파에 따라 뉴럴 네트워크의 각 레이어의 각 노드들의 연결 가중치가 업데이트 될 수 있다. 업데이트 되는 각 노드의 연결 가중치는 학습률(learning rate)에 따라 변화량이 결정될 수 있다. 입력 데이터에 대한 뉴럴 네트워크의 계산과 에러의 역전파는 학습 사이클(epoch)을 구성할 수 있다. 학습률은 뉴럴 네트워크의 학습 사이클의 반복 횟수에 따라 상이하게 적용될 수 있다. 예를 들어, 뉴럴 네트워크의 학습 초기에는 높은 학습률을 사용하여 뉴럴 네트워크가 빠르게 일정 수준의 성능을 확보하도록 하여 효율성을 높이고, 학습 후기에는

낮은 학습률을 사용하여 정확도를 높일 수 있다.

- [0176] 뉴럴 네트워크의 학습에서 일반적으로 학습 데이터는 실제 데이터(즉, 학습된 뉴럴 네트워크를 이용하여 처리하고자 하는 데이터)의 부분집합일 수 있으며, 따라서, 학습 데이터에 대한 오류는 감소하나 실제 데이터에 대해서는 오류가 증가하는 학습 사이클이 존재할 수 있다. 과적합(overfitting)은 이와 같이 학습 데이터에 과하게 학습하여 실제 데이터에 대한 오류가 증가하는 현상이다. 예를 들어, 노란색 고양이를 보여 고양이를 학습한 뉴럴 네트워크가 노란색 이외의 고양이를 보고는 고양이임을 인식하지 못하는 현상이 과적합의 일종일 수 있다. 과적합은 머신러닝 알고리즘의 오류를 증가시키는 원인으로 작용할 수 있다. 이러한 과적합을 막기 위하여 다양한 최적화 방법이 사용될 수 있다. 과적합을 막기 위해서는 학습 데이터를 증가시키거나, 레귤라이제이션(regularization), 학습의 과정에서 네트워크의 노드 일부를 생략하는 드롭아웃(dropout) 등의 방법이 적용될 수 있다.
- [0177] 본 명세서에 걸쳐, 연산 모델, 신경망, 네트워크 함수, 뉴럴 네트워크(neural network)는 동일한 의미로 사용될 수 있다. (이하에서는 신경망으로 통일하여 기술한다.) 데이터 구조는 신경망을 포함할 수 있다. 그리고 신경망을 포함한 데이터 구조는 컴퓨터 판독가능 매체에 저장될 수 있다. 신경망을 포함한 데이터 구조는 또한 신경망에 입력되는 데이터, 신경망의 가중치, 신경망의 하이퍼 파라미터, 신경망으로부터 획득한 데이터, 신경망의 각 노드 또는 레이어와 연관된 활성화 함수, 신경망의 학습을 위한 손실 함수를 포함할 수 있다. 신경망을 포함한 데이터 구조는 상기 개시된 구성들 중 임의의 구성 요소들을 포함할 수 있다. 즉 신경망을 포함한 데이터 구조는 신경망에 입력되는 데이터, 신경망의 가중치, 신경망의 하이퍼 파라미터, 신경망으로부터 획득한 데이터, 신경망의 각 노드 또는 레이어와 연관된 활성화 함수, 신경망의 트레이닝을 위한 손실 함수 등 전부 또는 이들의 임의의 조합을 포함하여 구성될 수 있다. 전술한 구성들 이외에도, 신경망을 포함한 데이터 구조는 신경망의 특성을 결정하는 임의의 다른 정보를 포함할 수 있다. 또한, 데이터 구조는 신경망의 연산 과정에 사용되거나 발생하는 모든 형태의 데이터를 포함할 수 있으며 전술한 사항에 제한되는 것은 아니다. 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 판독가능 기록 매체 및/또는 컴퓨터 판독가능 전송 매체를 포함할 수 있다. 신경망은 일반적으로 노드라 지칭될 수 있는 상호 연결된 계산 단위들의 집합으로 구성될 수 있다. 이러한 노드들은 뉴런(neuron)들로 지칭될 수도 있다. 신경망은 적어도 하나 이상의 노드들을 포함하여 구성된다.
- [0178] 데이터 구조는 신경망에 입력되는 데이터를 포함할 수 있다. 신경망에 입력되는 데이터를 포함하는 데이터 구조는 컴퓨터 판독가능 매체에 저장될 수 있다. 신경망에 입력되는 데이터는 신경망 학습 과정에서 입력되는 학습 데이터 및/또는 학습이 완료된 신경망에 입력되는 입력 데이터를 포함할 수 있다. 신경망에 입력되는 데이터는 전처리(pre-processing)를 거친 데이터 및/또는 전처리 대상이 되는 데이터를 포함할 수 있다. 전처리는 데이터를 신경망에 입력시키기 위한 데이터 처리 과정을 포함할 수 있다. 따라서 데이터 구조는 전처리 대상이 되는 데이터 및 전처리로 발생하는 데이터를 포함할 수 있다. 전술한 데이터 구조는 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0179] 데이터 구조는 신경망의 가중치를 포함할 수 있다. (본 명세서에서 가중치, 파라미터는 동일한 의미로 사용될 수 있다.) 그리고 신경망의 가중치를 포함한 데이터 구조는 컴퓨터 판독가능 매체에 저장될 수 있다. 신경망은 복수개의 가중치를 포함할 수 있다. 가중치는 가변적일 수 있으며, 신경망이 원하는 기능을 수행하기 위해, 사용자 또는 알고리즘에 의해 가변 될 수 있다. 예를 들어, 하나의 출력 노드에 하나 이상의 입력 노드가 각각의 링크에 의해 상호 연결된 경우, 출력 노드는 상기 출력 노드와 연결된 입력 노드들에 입력된 값들 및 각각의 입력 노드들에 대응하는 링크에 설정된 파라미터에 기초하여 출력 노드 값을 결정할 수 있다. 전술한 데이터 구조는 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0180] 제한이 아닌 예로서, 가중치는 신경망 학습 과정에서 가변되는 가중치 및/또는 신경망 학습이 완료된 가중치를 포함할 수 있다. 신경망 학습 과정에서 가변되는 가중치는 학습 사이클이 시작되는 시점의 가중치 및/또는 학습 사이클 동안 가변되는 가중치를 포함할 수 있다. 신경망 학습이 완료된 가중치는 학습 사이클이 완료된 가중치를 포함할 수 있다. 따라서 신경망의 가중치를 포함한 데이터 구조는 신경망 학습 과정에서 가변되는 가중치 및/또는 신경망 학습이 완료된 가중치를 포함한 데이터 구조를 포함할 수 있다. 그러므로 상술한 가중치 및/또는 각 가중치의 조합은 신경망의 가중치를 포함한 데이터 구조에 포함되는 것으로 한다. 전술한 데이터 구조는 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0181] 신경망의 가중치를 포함한 데이터 구조는 직렬화(serialization) 과정을 거친 후 컴퓨터 판독가능 저장 매체(예를 들어, 메모리, 하드 디스크)에 저장될 수 있다. 직렬화는 데이터 구조를 동일하거나 다른 컴퓨팅 장치에 저장하고 나중에 다시 재구성하여 사용할 수 있는 형태로 변환하는 과정일 수 있다. 컴퓨팅 장치는 데이터 구조를

직렬화하여 네트워크를 통해 데이터를 송수신할 수 있다. 직렬화된 신경망의 가중치를 포함한 데이터 구조는 역직렬화(deserialization)를 통해 동일한 컴퓨팅 장치 또는 다른 컴퓨팅 장치에서 재구성될 수 있다. 신경망의 가중치를 포함한 데이터 구조는 직렬화에 한정되는 것은 아니다. 나아가 신경망의 가중치를 포함한 데이터 구조는 컴퓨팅 장치의 자원을 최소한으로 사용하면서 연산의 효율을 높이기 위한 데이터 구조(예를 들어, 비선형 데이터 구조에서 B-Tree, Trie, m-way search tree, AVL tree, Red-Black Tree)를 포함할 수 있다. 전술한 사항은 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0182] 데이터 구조는 신경망의 하이퍼 파라미터(Hyper-parameter)를 포함할 수 있다. 그리고 신경망의 하이퍼 파라미터를 포함한 데이터 구조는 컴퓨터 판독가능 매체에 저장될 수 있다. 하이퍼 파라미터는 사용자에 의해 가변되는 변수일 수 있다. 하이퍼 파라미터는 예를 들어, 학습률(learning rate), 비용 함수(cost function), 학습 사이클 반복 횟수, 가중치 초기화(Weight initialization)(예를 들어, 가중치 초기화 대상이 되는 가중치 값의 범위 설정), Hidden Unit 개수(예를 들어, 히든 레이어의 개수, 히든 레이어의 노드 수)를 포함할 수 있다. 전술한 데이터 구조는 예시일 뿐 본 개시는 이에 제한되지 않는다.

[0183] 본 개시의 실시예와 관련하여 설명된 방법 또는 알고리즘의 단계들은 하드웨어로 직접 구현되거나, 하드웨어에 의해 실행되는 소프트웨어 모듈로 구현되거나, 또는 이들의 결합에 의해 구현될 수 있다. 소프트웨어 모듈은 RAM(Random Access Memory), ROM(Read Only Memory), EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM), 플래시 메모리(Flash Memory), 하드 디스크, 착탈형 디스크, CD-ROM, 또는 본 개시가 속하는 기술 분야에서 잘 알려진 임의의 형태의 컴퓨터 판독가능 기록매체에 상주할 수도 있다.

[0184] 본 개시의 구성 요소들은 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어 실행되기 위해 프로그램(또는 애플리케이션)으로 구현되어 매체에 저장될 수 있다. 본 개시의 구성 요소들은 소프트웨어 프로그래밍 또는 소프트웨어 요소들로 실행될 수 있으며, 이와 유사하게, 실시 예는 데이터 구조, 프로세스들, 루틴들 또는 다른 프로그래밍 구성들의 조합으로 구현되는 다양한 알고리즘을 포함하여, C, C++, 자바(Java), 어셈블러(assembly) 등과 같은 프로그래밍 또는 스크립트 언어로 구현될 수 있다. 기능적인 측면들은 하나 이상의 프로세서들에서 실행되는 알고리즘으로 구현될 수 있다.

[0185] 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 여기에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 다양한 예시적인 논리 블록들, 모듈들, 프로세서들, 수단들, 회로들 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, (편의를 위해, 여기에서 "소프트웨어"로 지칭되는) 다양한 형태들의 프로그램 또는 설계 코드 또는 이들 모두의 결합에 의해 구현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 하드웨어 및 소프트웨어의 이러한 상호 호환성을 명확하게 설명하기 위해, 다양한 예시적인 컴포넌트들, 블록들, 모듈들, 회로들 및 단계들이 이들의 기능과 관련하여 위에서 일반적으로 설명되었다. 이러한 기능이 하드웨어 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 특정한 애플리케이션 및 전체 시스템에 대하여 부과되는 설계 제약들에 따라 좌우된다. 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 각각의 특정한 애플리케이션에 대하여 다양한 방식으로 설명된 기능을 구현할 수 있으나, 이러한 구현 결정들은 본 개시의 범위를 벗어나는 것으로 해석되어서는 안 될 것이다.

[0186] 여기서 제시된 다양한 실시예들은 방법, 장치, 또는 표준 프로그래밍 및/또는 엔지니어링 기술을 사용한 제조물품(article)으로 구현될 수 있다. 용어 "제조 물품"은 임의의 컴퓨터-판독가능 장치로부터 액세스 가능한 컴퓨터 프로그램, 캐리어, 또는 매체(media)를 포함한다. 예를 들어, 컴퓨터-판독가능 매체는 자기 저장 장치(예를 들면, 하드 디스크, 플로피 디스크, 자기 스트립, 등), 광학 디스크(예를 들면, CD, DVD, 등), 스마트 카드, 및 플래시 메모리 장치(예를 들면, EEPROM, 카드, 스틱, 키 드라이브, 등)를 포함하지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 또한, 여기서 제시되는 다양한 저장 매체는 정보를 저장하기 위한 하나 이상의 장치 및/또는 다른 기계-판독가능 매체를 포함한다. 용어 "기계-판독가능 매체"는 명령(들) 및/또는 데이터를 저장, 보유, 및/또는 전달할 수 있는 무선 채널 및 다양한 다른 매체를 포함하지만, 이들로 제한되는 것은 아니다.

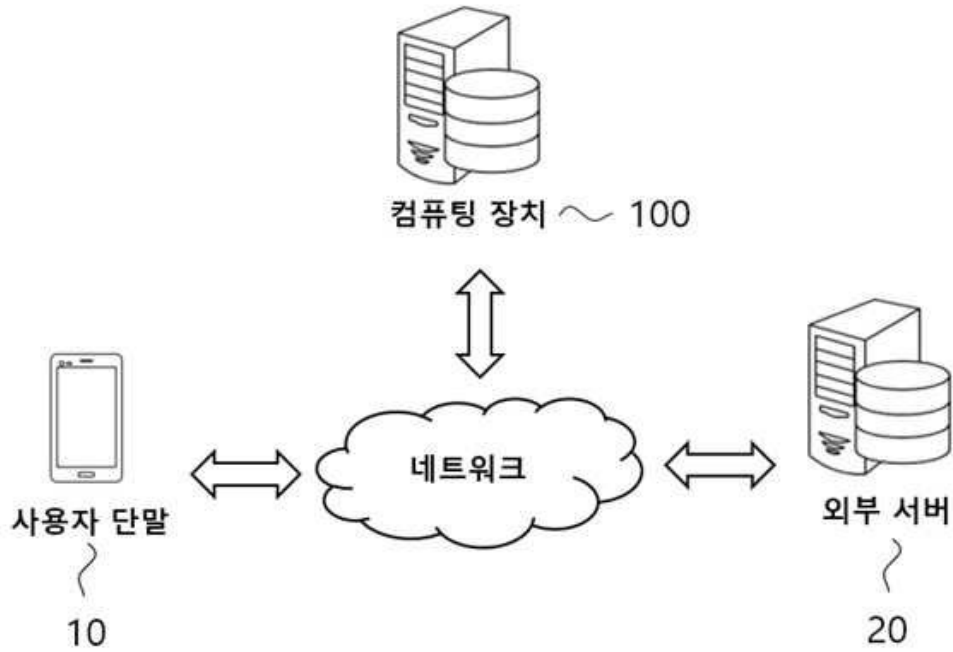
[0187] 제시된 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조는 예시적인 접근들의 일례임을 이해하도록 한다. 설계 우선순위들에 기반하여, 본 개시의 범위 내에서 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조가 재배열될 수 있다는 것을 이해하도록 한다. 첨부된 방법 청구항들은 샘플 순서로 다양한 단계들의 엘리먼트들을 제공하지만 제시된 특정한 순서 또는 계층 구조에 한정되는 것을 의미하지는 않는다.

[0188] 제시된 실시예들에 대한 설명은 임의의 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 개시를 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이며, 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 범위를 벗어남이 없이 다른 실

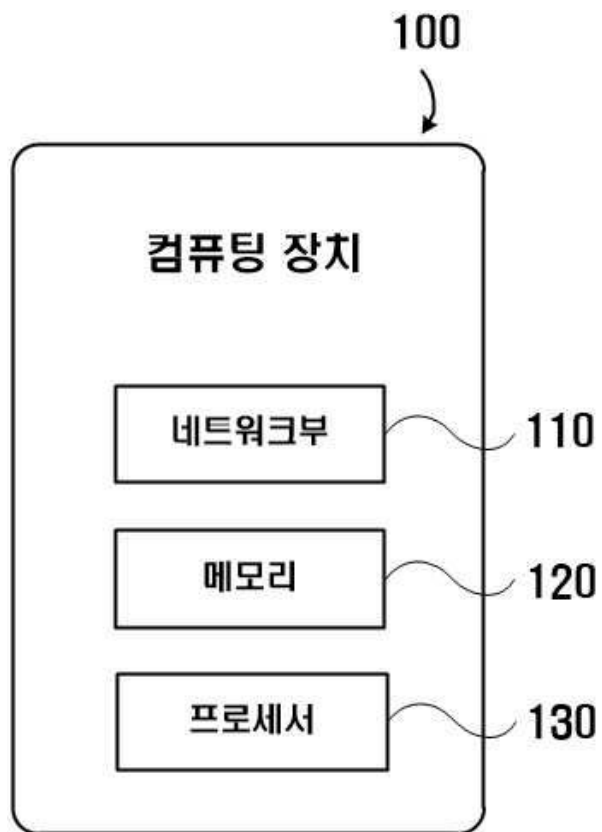
시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 개시는 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니라, 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

도면

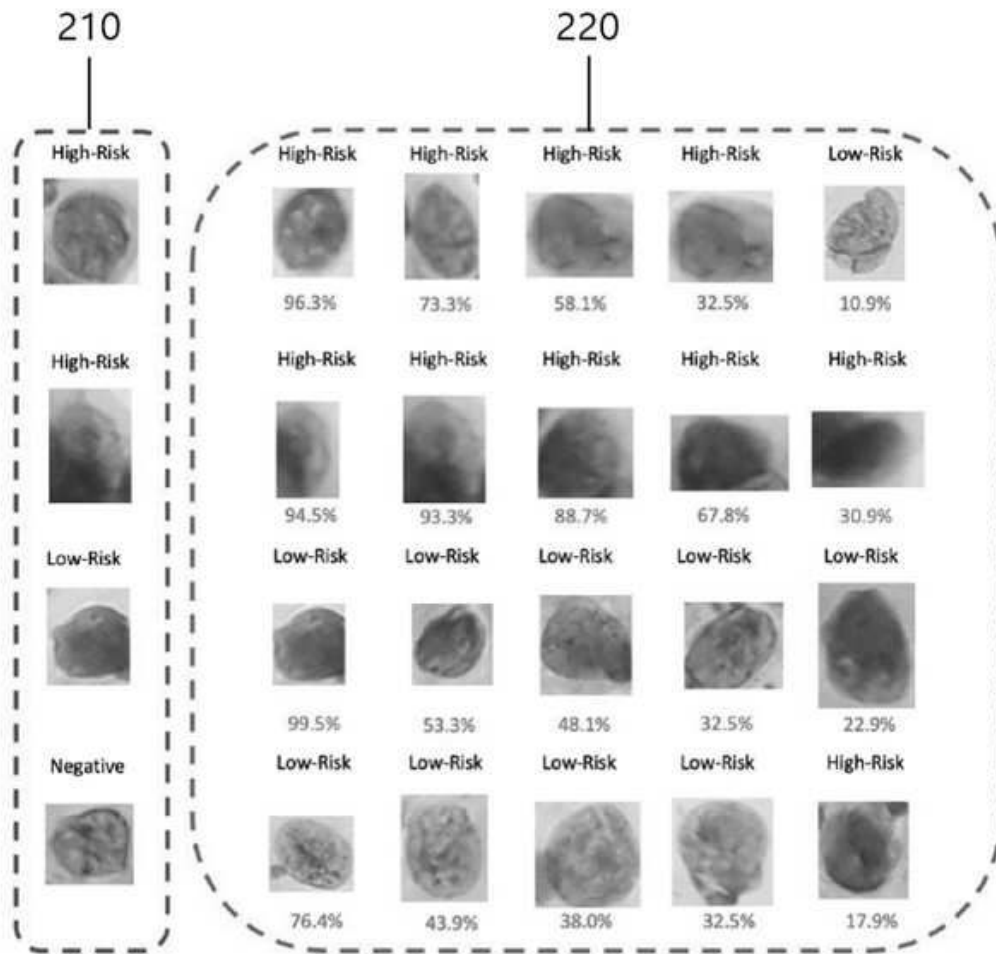
도면1



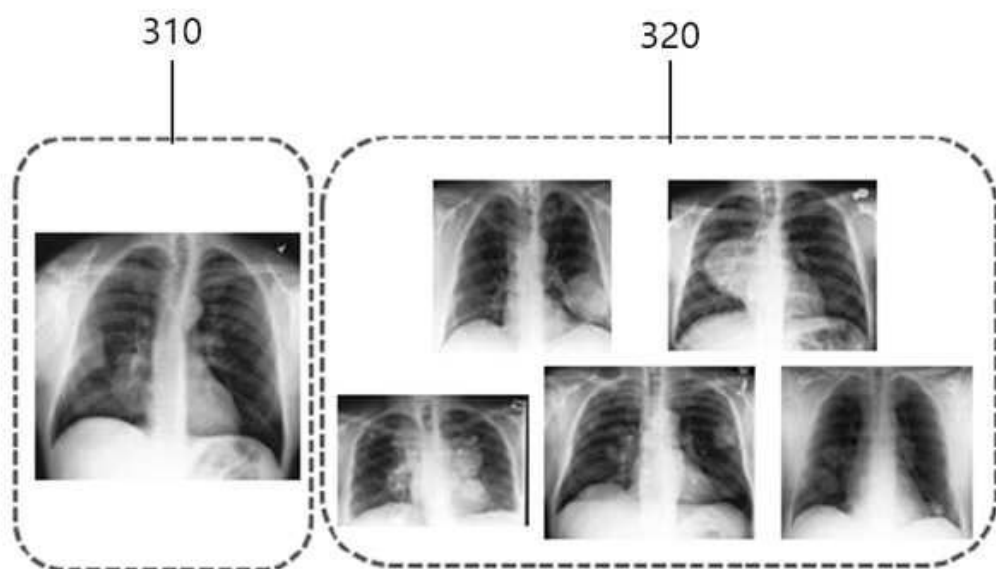
도면2



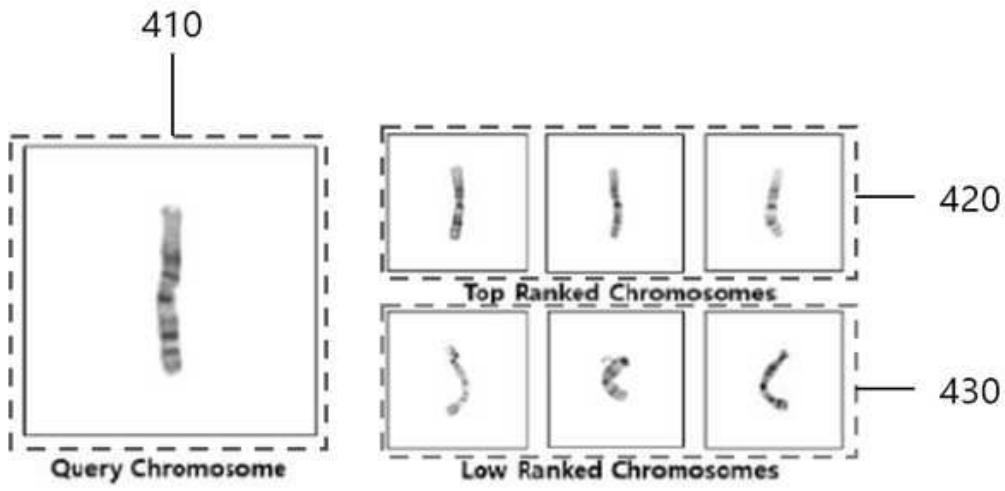
도면3



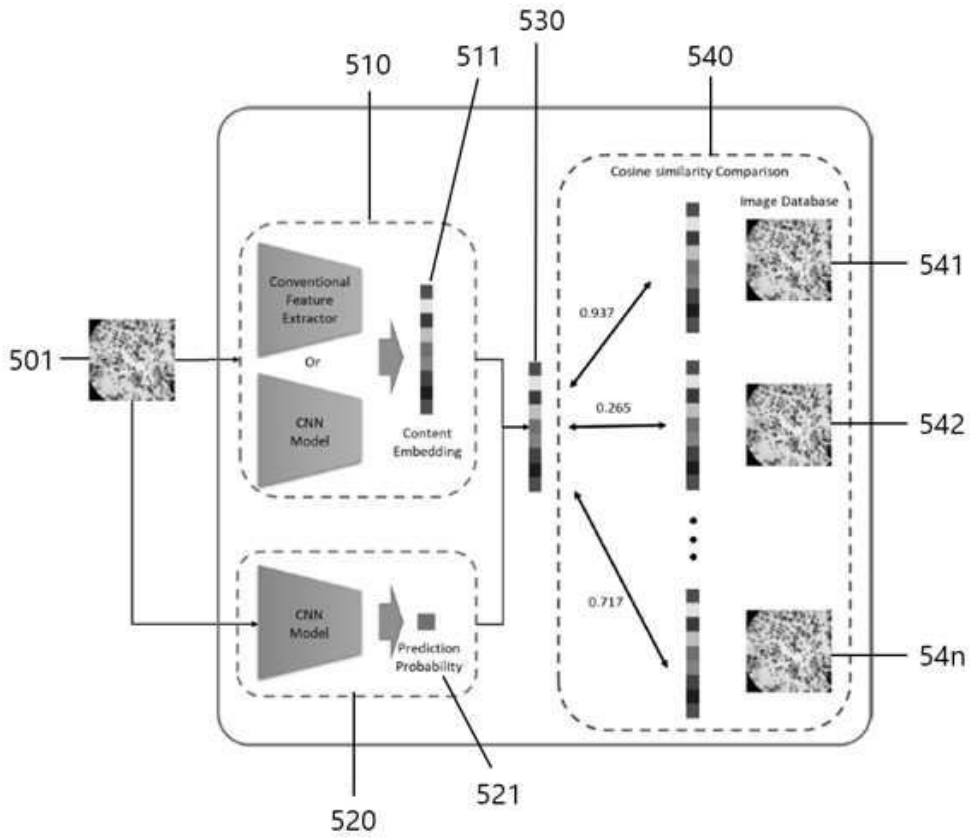
도면4



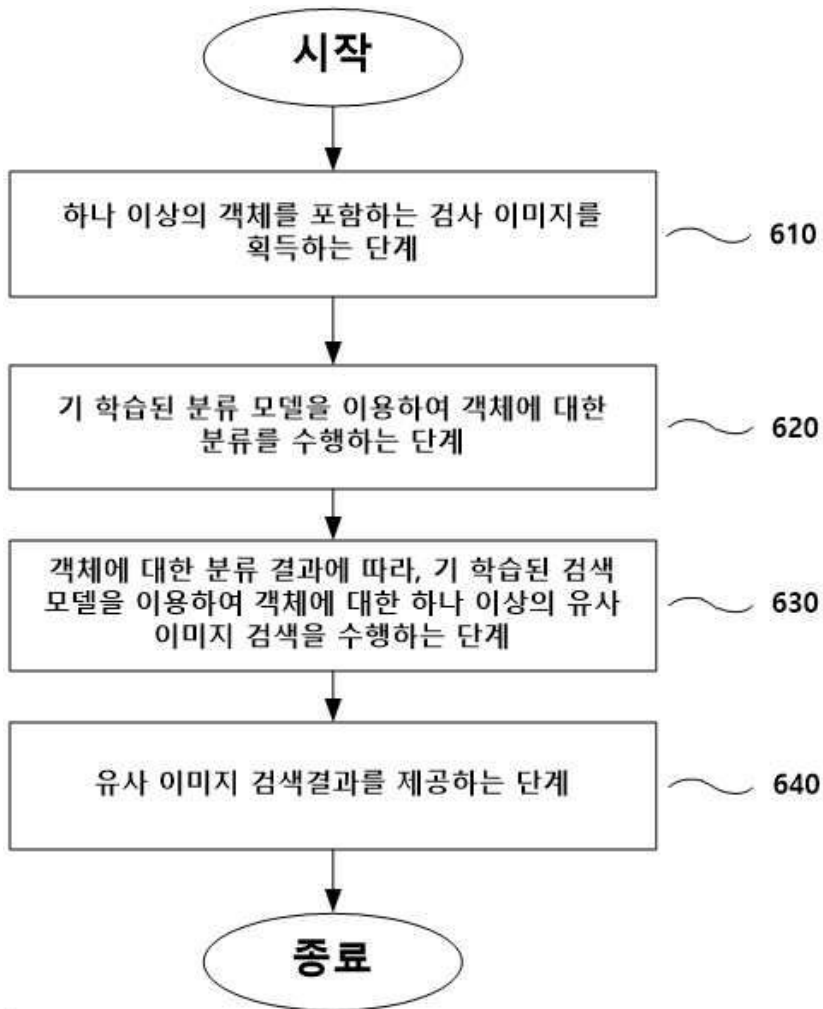
도면5



도면6



도면7



도면8

