



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년08월19일
(11) 등록번호 10-2291602
(24) 등록일자 2021년08월12일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 6/00 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)
G06T 7/00 (2017.01) G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 6/5217 (2020.08)
G06N 3/08 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0036509
(22) 출원일자 2020년03월25일
심사청구일자 2020년03월25일
(56) 선행기술조사문헌
KR1020160063128 A
KR1020190012269 A
KR1020190120489 A
KR101970442 B1

(73) 특허권자
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
(72) 발명자
신현주
서울특별시 서대문구 연세로 50-1 연세의료원 영상의학과
김성원
서울특별시 서대문구 연세로 50-1 연세의료원 영상의학과
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인 천지

전체 청구항 수 : 총 18 항

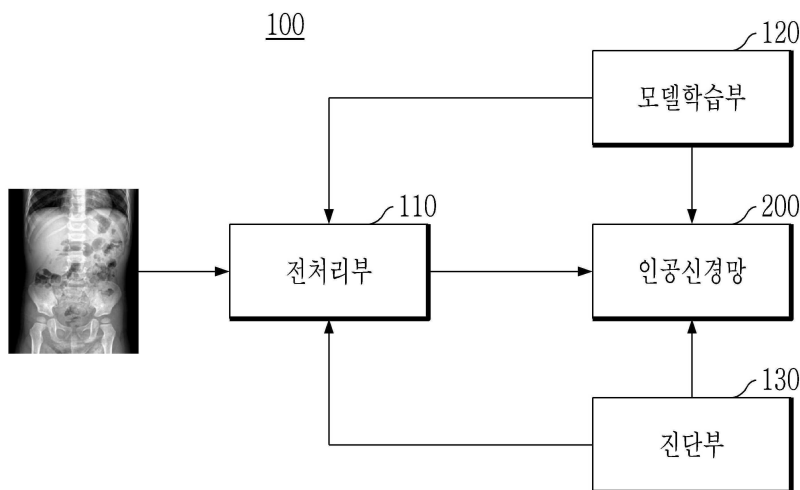
심사관 : 유현석

(54) 발명의 명칭 딥 러닝을 기반으로 하는 소아의 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치 및 이를 위한 방법

(57) 요약

본 발명의 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치는 가중치가 적용되는 복수의 연산을 가지는 복수의 계층으로 이루어진 인공신경망을 학습시켜 방사선 영상 상에서 장중첩증의 진단 영역을 특정하고 특정된 진단 영역에 장중첩증의 존재 여부에 대한 확률을 출력값으로 출력하는 인공신경망을 생성하는 모델학습부와, 상기 인공신경망을 이용하여 방사선 영상으로부터 상기 장중첩증을 진단하는 진단부를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06T 7/0014 (2013.01)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)
A61B 2503/04 (2013.01)
G06T 2207/10116 (2013.01)
G06T 2207/20084 (2013.01)
G06T 2207/30092 (2013.01)

윤혜성

서울특별시 서대문구 연세로 50-1 연세의료원 영상
 의학과

(72) 발명자

이미정

서울특별시 서대문구 연세로 50-1 연세의료원 영상
 의학과

이영한

서울특별시 서대문구 연세로 50-1 연세의료원 영상
 의학과

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	NRF-2018R1D1A1B07048179
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공학개인기초연구지원사업
연구과제명	직장암의 항암방사선치료 후 자기공명영상에서 다중 시퀀스 융합영상의 딥러닝 분석
을 이용한 잔류 종양 위험도 지도 생성 및 예후예측 시스템 개발	
기 여 율	1/2
과제수행기관명	연세대학교
연구기간	2019.03.01 ~ 2020.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	NRF-2018R1A2B6009076
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	중견연구자지원사업
연구과제명	딥 컨볼루션 신경망 기반 가상의료환경에서의 실시간 골전이암 진단 기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	연세대학교
연구기간	2019.03.01 ~ 2020.02.29

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치에 있어서,

가중치가 적용되는 복수의 연산을 가지는 복수의 계층으로 이루어진 인공신경망을 학습시켜 방사선 영상 상에서 장중첩증의 진단 영역을 특정하고 특정된 진단 영역에 장중첩증의 존재 여부에 대한 확률을 출력값으로 출력하는 인공신경망을 생성하는 모델학습부; 및

상기 인공신경망을 이용하여 방사선 영상으로부터 상기 장중첩증을 진단하는 진단부;

를 포함하는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 인공신경망은

상기 방사선 영상이 입력되면,

복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해

상기 방사선 영상을 복수의 셀로 구분한 후,

상기 복수의 셀 각각에 중심 좌표를 가지는 복수의 경계 상자 각각의 좌표,

상기 경계 상자 내에 객체가 포함되어 있으면서 상기 경계 상자의 영역이 상기 진단 영역과 일치하는 비율을 나타내는 신뢰도 및

상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률을

출력값으로 출력하는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 모델학습부는

장중첩증의 존재 여부와 무관하게 장중첩증을 진단하기 위한 영역을 나타내는 진단 영역 클래스를 설정한 후,

상기 진단 영역 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상 양자 모두를 학습 데이터로 하여 상기 인공신경망을 1차로 학습하고,

장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상소견 클래스를 설정한 후,

상기 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하고, 상기 정상소견 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하여 상기 인공신경망을 2차로 학습하는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 모델학습부는

학습 데이터로 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 마련하고,

장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상에 대응하는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상에 대응하는 정상소견 클래스를 설정한 후,

상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여

상기 인공신경망이 상기 학습 데이터에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력하면,

상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화하되, 상기 손실 함수 중 상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률인 클래스 확률에 대한 손실을 나타내는 분류 손실을 제1 임계치 이상으로 설정하여 최적화를 수행함으로써

1차로 학습을 수행하고,

상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망이 상기 학습 데이터에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력하면, 상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화하되, 상기 분류 손실을 상기 제1 임계치 보다 작은 제2 임계치 미만으로 감소시켜 최적화를 수행함으로써

2차로 학습을 수행하는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 진단 영역은

오른쪽 횡격막(diaphragm)의 최상 및 장골능(iliac crest)의 최상단을 상하 경계로 하고,

측흉곽(lateral rib cage)의 최외곽 및 척추(spine)의 최외곽을 좌우 경계로 설정되는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 장치는

$$z = \frac{x - m}{q}$$

상기 방사선 영상의 밝기를 수학적 전처리부;

를 더 포함하며,

상기 z는 표준점수이고,

상기 x는 픽셀값이고,

상기 m은 평균 픽셀 값이고,

상기 q는 표준 편차인 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 전처리부는

상기 표준점수의 범위를 해부학적 구조가 구분되는 최소 밝기 내지 복부의 연조직 및 장 패턴이 구분되는 최대 밝기의 범위로 설정한 후,

상기 최소 밝기 내지 상기 최대 밝기의 범위로 상기 방사선 영상의 밝기를 정규화하되,

상기 방사선 영상 중 상기 최소 밝기 혹은 상기 최대 밝기를 벗어나는 픽셀을 상기 최소 밝기 혹은 상기 최대 밝기로 설정하는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 8

복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치에 있어서,

방사선 영상이 입력되면, 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 방사선 영상 상에서 장중첩증의 진단 영역을 특정하고 특정된 진단 영역에 장중첩증의 존재 여부에 대한 확률을 출력값으로 출력하는 인공지능망; 및

상기 출력값의 확률에 따라 상기 장중첩증을 진단하는 진단부;

를 포함하는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 9

제8항에 있어서,

장중첩증의 존재 여부와 무관하게 장중첩증을 진단하기 위한 영역을 나타내는 진단 영역 클래스를 설정한 후,

상기 진단 영역 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상 양자 모두를 학습 데이터로 하여 상기 인공지능망을 1차로 학습하고,

장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상소견 클래스를 설정한 후,

상기 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하고, 상기 정상소견 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하여 상기 인공지능망을 2차로 학습하는

모델학습부;

를 더 포함하는 장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 10

제8항에 있어서,

상기 인공지능망은

복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 상기 방사선 영상을 복수의 셀로 구분한 후,

상기 복수의 셀 각각에 중심 좌표를 가지는 복수의 경계 상자 각각의 좌표,

상기 경계 상자 내에 객체가 포함되어 있으면서 상기 경계 상자의 영역이 상기 진단 영역과 일치하는 비율을 나타내는 신뢰도 및

상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률을

출력값으로 출력하는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 11

제10항에 있어서,

장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상소견 클래스를 설정한 후,

학습 데이터로 상기 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 상기 정상소견 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 마련하고,

상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여

상기 인공신경망이 상기 학습 데이터에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력하면,

상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화하되, 상기 손실 함수 중 상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률인 클래스 확률에 대한 손실을 나타내는 분류 손실을 제1 임계치 이상으로 설정한 상태에서 최적화하여

1차로 학습을 수행하고,

상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망이 상기 학습 데이터에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력하면, 상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화하되, 상기 손실 함수 중 상기 분류 손실을 상기 제1 임계치 보다 작은 제2 임계치 미만으로 감소시켜 설정한 상태에서 최적화하여

2차로 학습을 수행하는 모델학습부;

를 더 포함하는

장중첩증을 탐지하기 위한 장치.

청구항 12

복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 방법에 있어서,

인공신경망이 방사선 영상에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 상기 방사선 영상 상에서 장중첩증의 진단 영역을 특정하고 특정된 진단 영역에 장중첩증의 존재 여부에 대한 확률을 출력값으로 출력하는 단계; 및

진단부가 상기 출력값의 확률에 따라 상기 장중첩증을 진단하는 단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 방법.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 출력하는 단계 전,

모델학습부가 장중첩증의 존재 여부와 무관하게 장중첩증을 진단하기 위한 영역을 나타내는 진단 영역 클래스를 설정한 후,

상기 진단 영역 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상 양자 모두를 학습 데이터로 하여 상기 인공신경망을 1차로 학습하는 단계; 및

상기 모델학습부가 장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상소견 클래스를 설정한 후,

상기 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하고, 상기 정상소견 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하여 상기 인공신경망을 2차로 학습하는 단계;

를 더 포함하는

장중첩증을 탐지하기 위한 방법.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 출력하는 단계는

상기 인공신경망이 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 상기 방사선 영상을 복수의 셀로 구분한 후,

상기 복수의 셀 각각에 중심 좌표를 가지는 복수의 경계 상자 각각의 좌표,

상기 경계 상자 내에 객체가 포함되어 있으면서 상기 경계 상자의 영역이 상기 진단 영역과 일치하는 비율을 나타내는 신뢰도 및

상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률을

출력값으로 출력하는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 방법.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 출력하는 단계 전,

모델학습부가 장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상조건 클래스를 설정하는 단계;

상기 모델학습부가 학습 데이터로 상기 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 상기 정상조건 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 마련하는 단계;

상기 모델학습부가 상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망이 출력값을 출력하면, 상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화하되, 상기 손실 함수 중 상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률인 클래스 확률에 대한 손실을 나타내는 분류 손실을 제1 임계치 이상으로 설정한 상태에서 최적화함으로써 1차로 학습을 수행하는 단계; 및

상기 모델학습부가 상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망이 출력값을 출력하면, 상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화하되, 상기 손실 함수 중 상기 분류 손실을 상기 제1 임계치 보다 작은 제2 임계치 미만으로 감소시켜 설정한 상태에서 최적화함으로써 2차로 학습을 수행하는 단계;

를 더 포함하는

장중첩증을 탐지하기 위한 방법.

청구항 16

제12항에 있어서,

상기 진단 영역은

오른쪽 횡격막(diaphragm)의 최상 및 장골능(iliac crest)의 최상단을 상하 경계로 하고, 측흉곽(lateral rib cage)의 최외곽 및 척추(spine)의 최외곽을 좌우 경계로 설정되는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 방법.

청구항 17

제12항에 있어서,
상기 출력하는 단계 전,

$$z = \frac{x-m}{q}$$

전처리부가 상기 방사선 영상의 밝기를 수학적 을 통해 표준점수(z-score)에 의한 정규화
를 수행하는 단계;

를 더 포함하며,

상기 z는 표준점수이고,

상기 x는 픽셀값이고,

상기 m은 평균 픽셀 값이고,

상기 q는 표준 편차인 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 방법.

청구항 18

제17항에 있어서,

상기 정규화를 수행하는 단계는

상기 전처리부가 상기 표준점수의 범위를 해부학적 구조가 구분되는 최소 밝기 내지 복부의 연조직 및 장 패턴
이 관찰되는 최대 밝기의 범위로 설정하는 단계; 및

상기 최소 밝기 내지 상기 최대 밝기의 범위로 상기 방사선 영상의 밝기를 정규화되, 상기 최소 밝기 혹은 상
기 최대 밝기를 벗어나는 픽셀은 상기 최소 밝기 혹은 상기 최대 밝기로 설정하여 정규화를 수행하는 단계;

를 포함하는 것을 특징으로 하는

장중첩증을 탐지하기 위한 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 중첩증(intussusception) 탐지 기술에 관한 것으로, 보다 상세하게는, 딥 러닝을 기반으로 하는 소아
의 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치 및 이를 위한 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 장의 일부가 인접한 부분으로 탈출하는 장중첩증(intussusception)은 다음의 4가지 형태가 있다. 즉, 이는 대장
의 일부에서 일어나는 것(colic), 소장만이 관여하는 것(enteric), 회장관이 맹장에 중첩하는 것으로, 회장이
동시에 끌려 들어가는 것(ileocecal) 그리고 회장이 회장관을 통하여 결장내 중첩하는 것(ileocolic)을 포함한
다. 소아의 경우 대부분 원인을 알 수 없어 특발성(idiopathic)으로 발생하는 경우가 더 많이 보고된다.

[0003] 장중첩증은 소아에서 급성 복통의 일반적인 원인이다. 치료 지연은 장 허혈, 천공 및 결국 복막염을 유발할 수
있기 때문에 조기 진단 및 감소가 중요하다. 중첩증의 진단을 위해, 과민성 구토 또는 혈종이 있을 때 응급
초음파 촬영이 필요하다. 하지만, 이러한 증상은 비특이적이며, 중첩증에 걸린 어린이의 50% 미만에 존재할 수
있기 때문에, 중첩증에 대한 선별 검사에는 빈번한 응급 초음파 촬영 절차가 필요하다.

[0004] 복부 방사선 영상은 일반적으로 복부 증상이 있는 소아에서 초음파 촬영 검사 전에 수행된다. 중첩증은 방사선
영상 상에서 초승달 또는 표적 신호로 발견된다. 하지만, 중첩증 진단을 위한 방사선의 감도는 45%로 매우
낮다. 이 때문에, 일반적으로 기생충 진단 자체의 유일한 근거로는 권장되지 않는다. 그 대신, 방사선은 일반적
으로 소아에게 다른 진단을 배제하거나 복막염과 같은 합병증을 식별하기 위해 수행된다. 반면, 초음파 촬영은
협착의 탐지에 대해 높은 민감도(97.9 %)와 특이도(97.8 %)를 제공하며 응급 상황에서의 협의의 선별을 위해 빈

변한 초음파 촬영 검사가 수행된다. 하지만, 최근의 한 연구에서 기생충 의심으로 초음파 촬영을 시행한 어린이의 86%가 부정적인 결과를 나타냈다. 따라서 방사선 영상을 사용하여 어린이들에게 중첩증을 선별하는데 더 효과적인 방법이 있다면 비상 초음파 촬영을 추가하여 선택적으로 수행 할 수 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 한국공개특허 제2019-0060606호 2019년 06월 03일 공개 (명칭: 의료 영상 진단 장치 및 방법)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명의 목적은 소아의 복부 방사선 영상에서 초점 병변의 감지를 통해 초음파 촬영 응급 상황 또는 삼차 병원에 대한 중첩증 병원 진료 의뢰를 위해 아동의 선별 검사를 보완하는 데 사용할 수 있는 딥 러닝 기반의 아동의 복부 방사선 영상 상에서 중첩증을 탐지할 수 있는 장치 및 이를 위한 방법을 제공함에 있다.

과제의 해결 수단

[0007] 상술한 바와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치는 가중치가 적용되는 복수의 연산을 가지는 복수의 계층으로 이루어진 인공신경망을 학습시켜 방사선 영상 상에서 장중첩증의 진단 영역을 특정하고 특정된 진단 영역에 장중첩증의 존재 여부에 대한 확률을 출력값으로 출력하는 인공신경망을 생성하는 모델학습부와, 상기 인공신경망을 이용하여 방사선 영상으로부터 상기 장중첩증을 진단하는 진단부를 포함한다.

[0008] 상기 인공신경망은 상기 방사선 영상이 입력되면, 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 상기 방사선 영상을 복수의 셀로 구분한 후, 상기 복수의 셀 각각에 중심 좌표를 가지는 복수의 경계 상자 각각의 좌표, 상기 경계 상자 내에 객체가 포함되어 있으면서 상기 경계 상자의 영역이 상기 진단 영역과 일치하는 비율을 나타내는 신뢰도 및 상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률을 출력값으로 출력한다.

[0009] 일 실시예에 따르면, 상기 모델학습부는 장중첩증의 존재 여부와 무관하게 장중첩증을 진단하기 위한 영역을 나타내는 진단 영역 클래스를 설정한 후, 상기 진단 영역 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상 양자 모두를 학습 데이터로 하여 상기 인공신경망을 1차로 학습하고, 장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상조건 클래스를 설정한 후, 상기 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하고, 상기 정상조건 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하여 상기 인공신경망을 2차로 학습하는 것을 특징으로 한다.

[0010] 다른 실시예에 따르면, 상기 모델학습부는 학습 데이터로 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 마련하고, 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상에 대응하는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상에 대응하는 정상조건 클래스를 설정한 후, 상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망이 상기 학습 데이터에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력하면, 상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화되, 상기 손실 함수 중 상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률인 클래스 확률에 대한 손실을 나타내는 분류 손실을 제1 임계치 이상으로 설정하여 최적화를 수행함으로써 1차로 학습을 수행하고, 상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망이 상기 학습 데이터에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력하면, 상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화되, 상기 분류 손실을 상기 제1 임계치 보다 작은 제2 임계치 미만으로 감소시켜 최적화를 수행함으로써 2차로 학습을 수행하는 것을 특징으로 한다.

[0011] 상기 진단 영역은 오른쪽 횡격막(diaphragm)의 최상 및 장골능(iliac crest)의 최상단을 상하 경계로 하고, 측

흉곽(lateral rib cage)의 최외곽 및 척추(spine)의 최외곽을 좌우 경계로 설정되는 것을 특징으로 한다.

$$z = \frac{x-m}{q}$$

- [0012] 상기 장치는 상기 방사선 영상의 밝기를 수학적 q 을 통해 표준점수(z-score)에 의한 정규화를 수행하는 전처리부를 더 포함한다. 여기서, 상기 z 는 표준점수이고, 상기 x 는 픽셀값이고, 상기 m 은 평균 픽셀 값이고, 상기 q 는 표준 편차인 것을 특징으로 한다.
- [0013] 상기 전처리부는 상기 표준점수의 범위를 해부학적 구조가 구분되는 최소 밝기 내지 복부의 연조직 및 장 패턴이 구분되는 최대 밝기의 범위로 설정한 후, 상기 최소 밝기 내지 상기 최대 밝기의 범위로 상기 방사선 영상의 밝기를 정규화되, 상기 방사선 영상 중 상기 최소 밝기 혹은 상기 최대 밝기를 벗어나는 픽셀을 상기 최소 밝기 혹은 상기 최대 밝기로 설정하는 것을 특징으로 한다.
- [0014] 상술한 바와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치는 방사선 영상이 입력되면, 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 방사선 영상 상에서 장중첩증의 진단 영역을 특정하고 특정된 진단 영역에 장중첩증의 존재 여부에 대한 확률을 출력값으로 출력하는 인공신경망과, 상기 출력값의 확률에 따라 상기 장중첩증을 진단하는 진단부를 포함한다.
- [0015] 상기 장치는 장중첩증의 존재 여부와 무관하게 장중첩증을 진단하기 위한 영역을 나타내는 진단 영역 클래스를 설정한 후, 상기 진단 영역 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상 양자 모두를 학습 데이터로 하여 상기 인공신경망을 1차로 학습하고, 장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상소견 클래스를 설정한 후, 상기 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하고, 상기 정상소견 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하여 상기 인공신경망을 2차로 학습하는 모델학습부를 더 포함한다.
- [0016] 상기 인공신경망은 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 상기 방사선 영상을 복수의 셀로 구분한 후, 상기 복수의 셀 각각에 중심 좌표를 가지는 복수의 경계 상자 각각의 좌표, 상기 경계 상자 내에 객체가 포함되어 있으면서 상기 경계 상자의 영역이 상기 진단 영역과 일치하는 비율을 나타내는 신뢰도 및 상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률을 출력값으로 출력하는 것을 특징으로 한다.
- [0017] 장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상소견 클래스를 설정한 후, 학습 데이터로 상기 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 상기 정상소견 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 마련하고, 상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망이 상기 학습 데이터에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력하면, 상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화되, 상기 손실 함수 중 상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률인 클래스 확률에 대한 손실을 나타내는 분류 손실을 제1 임계치 이상으로 설정한 상태에서 최적화하여 1차로 학습을 수행하고, 상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망이 상기 학습 데이터에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력하면, 상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화되, 상기 손실 함수 중 상기 분류 손실을 상기 제1 임계치 보다 작은 제2 임계치 미만으로 감소시켜 설정한 상태에서 최적화하여 2차로 학습을 수행하는 모델학습부를 더 포함한다.
- [0018] 상술한 바와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 방법은 인공신경망이 방사선 영상에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 상기 방사선 영상 상에서 장중첩증의 진단 영역을 특정하고 특정된 진단 영역에 장중첩증의 존재 여부에 대한 확률을 출력값으로 출력하는 단계와, 진단부가 상기 출력값의 확률에 따라 상기 장중첩증을 진단하는 단계를 포함한다.
- [0019] 상기 방법은 상기 출력하는 단계 전, 모델학습부가 장중첩증의 존재 여부와 무관하게 장중첩증을 진단하기 위한 영역을 나타내는 진단 영역 클래스를 설정한 후, 상기 진단 영역 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상 양자 모두를 학습 데이터로 하여 상기 인공신경망을 1차로 학습하는 단계와, 상기 모델학습부가 장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상소견 클래스를 설정한 후, 상기 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의

방사선 영상을 학습 데이터로 하고, 상기 정상소견 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하여 상기 인공신경망을 2차로 학습하는 단계를 더 포함한다.

[0020] 상기 출력하는 단계는 상기 인공신경망이 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 상기 방사선 영상을 복수의 셀로 구분한 후, 상기 복수의 셀 각각에 중심 좌표를 가지는 복수의 경계 상자 각각의 좌표, 상기 경계 상자 내에 객체가 포함되어 있으면서 상기 경계 상자의 영역이 상기 진단 영역과 일치하는 비율을 나타내는 신뢰도 및 상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률을 출력값으로 출력하는 것을 특징으로 한다.

[0021] 상기 방법은 상기 출력하는 단계 전, 모델학습부가 장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상소견 클래스를 설정하는 단계와, 상기 모델학습부가 학습 데이터로 상기 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 상기 정상소견 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 마련하는 단계와, 상기 모델학습부가 상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망이 출력값을 출력하면, 상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화되되, 상기 손실 함수 중 상기 경계 상자 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률인 클래스 확률에 대한 손실을 나타내는 분류 손실을 제1 임계치 이상으로 설정한 상태에서 최적화함으로써 1차로 학습을 수행하는 단계와, 상기 모델학습부가 상기 학습 데이터를 상기 인공신경망에 입력하여 상기 인공신경망이 출력값을 출력하면, 상기 출력값에 따라 손실 함수의 손실값을 도출하고, 상기 손실값이 최소가 되도록 상기 인공신경망의 가중치를 최적화되되, 상기 손실 함수 중 상기 분류 손실을 상기 제1 임계치 보다 작은 제2 임계치 미만으로 감소시켜 설정한 상태에서 최적화함으로써 2차로 학습을 수행하는 단계를 더 포함한다.

[0022] 상기 진단 영역은 오른쪽 횡격막(diaphragm)의 최상 및 장골능(iliac crest)의 최상단을 상하 경계로 하고, 측흉곽(lateral rib cage)의 최외곽 및 척추(spine)의 최외곽을 좌우 경계로 설정되는 것을 특징으로 한다.

$$z = \frac{x - m}{q}$$

[0023] 상기 출력하는 단계 전, 전처리부가 상기 방사선 영상의 밝기를 수학적 $z = \frac{x - m}{q}$ 을 통해 표준점수(z-score)에 의한 정규화를 수행하는 단계를 더 포함한다. 여기서, 상기 z 는 표준점수이고, 상기 x 는 픽셀값이고, 상기 m 은 평균 픽셀 값이고, 상기 q 는 표준 편차인 것을 특징으로 한다.

[0024] 상기 정규화를 수행하는 단계는 상기 전처리부가 상기 표준점수의 범위를 해부학적 구조가 구분되는 최소 밝기 내지 복부의 연조직 및 장 패턴이 관찰되는 최대 밝기의 범위로 설정하는 단계와, 상기 최소 밝기 내지 상기 최대 밝기의 범위로 상기 방사선 영상의 밝기를 정규화되되, 상기 최소 밝기 혹은 상기 최대 밝기를 벗어나는 픽셀은 상기 최소 밝기 혹은 상기 최대 밝기로 설정하여 정규화를 수행하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0025] 본 발명은 딥 러닝을 통해 장중첩증을 진단함으로써, 장중첩증의 초기 진단을 신속하게 수행할 수 있으며, 그 신뢰도가 향상된다. 더욱이, 이러한 소아의 복부 방사선 영상에서 국소 병변의 감지를 통해 초음파 촬영 응급 상황 또는 삼차 병원에 대한 중첩증 병원 진료 의뢰를 위해 아동의 선별 검사를 보완할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0026] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 딥 러닝을 기반으로 하는 소아의 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치의 구성을 설명하기 위한 도면이다.

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 방사선 영상 상에서 진단 영역을 설명하기 위한 화면 예이다.

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 방사선 영상을 분석하는 인공신경망을 설명하기 위한 도면이다.

도 4 본 발명의 제1 실시예에 따른 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하는 인공신경망을 학습하기 위한 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 5은 본 발명의 제2 실시예에 따른 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하는 인공신경망을 학습하기 위한 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 6은 본 발명의 실시예에 따른 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 방법을 설명하기 위한 흐

름도이다.

도 7은 본 발명의 실시예에 따른, 컴퓨팅 장치를 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0027] 본 발명의 상세한 설명에 앞서, 이하에서 설명되는 본 명세서 및 청구범위에 사용된 용어나 단어는 통상적이거나 사전적인 의미로 한정해서 해석되어서는 아니 되며, 발명자는 그 자신의 발명을 가장 최선의 방법으로 설명하기 위해 용어의 개념으로 적절하게 정의할 수 있다는 원칙에 입각하여 본 발명의 기술적 사상에 부합하는 의미와 개념으로 해석되어야만 한다. 따라서 본 명세서에 기재된 실시예와 도면에 도시된 구성은 본 발명의 가장 바람직한 실시예에 불과할 뿐, 본 발명의 기술적 사상을 모두 대변하는 것은 아니므로, 본 출원시점에 있어서 이들을 대체할 수 있는 다양한 균등물과 변형 예들이 있을 수 있음을 이해하여야 한다.
- [0028] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예들을 상세히 설명한다. 이때, 첨부된 도면에서 동일한 구성 요소는 가능한 동일한 부호로 나타내고 있음을 유의해야 한다. 또한, 본 발명의 요지를 흐리게 할 수 있는 공지 기능 및 구성에 대한 상세한 설명은 생략할 것이다. 마찬가지로의 이유로 첨부 도면에 있어서 일부 구성요소는 과장되거나 생략되거나 또는 개략적으로 도시되었으며, 각 구성요소의 크기는 실제 크기를 전적으로 반영하는 것이 아니다.
- [0029] 먼저, 본 발명의 실시예에 따른 딥 러닝을 기반으로 하는 소아의 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치의 구성에 대해서 설명하기로 한다. 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 딥 러닝을 기반으로 하는 소아의 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치의 구성을 설명하기 위한 도면이다. 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 방사선 영상 상에서 진단 영역을 설명하기 위한 화면 예이다. 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 방사선 영상을 분석하는 인공신경망을 설명하기 위한 도면이다.
- [0030] 도 1을 참조하면, 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 장치(100, 이하, '진단장치'로 축약함)는 방사선 영상을 입력 받고, 입력된 방사선 영상에서 장중첩증이 존재하는지 여부를 진단하기 위한 장치이다. 이를 위하여, 진단장치(100)는 전처리부(110), 모델학습부(120), 진단부(130) 및 인공신경망(200)을 포함한다.
- [0031] 우선, 인공신경망(200)에 대해 구체적으로 설명한다. 인공신경망(200)은 하나 이상의 연산 장치를 통해 구현될 수 있다. 예컨대, 이러한 연산 장치는 CPU(Central Processing Unit), GPU(graphics processing unit), NPU(Neural Processing Unit) 등을 예시할 수 있다. 또한, 인공신경망(200)은 예컨대, TPU(tensor processing unit)와 같은 하드웨어 가속기를 통해 구현될 수도 있다. 도 3에 도시된 바와 같이, 인공신경망(200)은 복수의 계층을 포함하며, 복수의 계층 각각은 복수의 연산을 수행한다. 어느 하나의 계층의 복수의 연산 모듈의 연산 결과 각각은 가중치가 적용되어 다음 계층에 전달된다. 이는 현 계층의 연산 결과에 가중치가 적용되어 다음 계층의 연산에 입력되는 것을 의미한다. 다른 말로, 인공신경망(200)은 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 수행한다. 복수의 계층은 컨볼루션(Convolution) 연산을 수행하는 컨볼루션계층(CVL: Convolution Layer), 다운샘플링(Down Sampling) 연산 혹은 업샘플링(Up Sampling) 연산을 수행하는 풀링계층(PLL: Pooling Layer), 활성화함수에 의한 연산을 수행하는 완전연결층(FCL: Fully Connected Layer) 등을 포함한다. 컨볼루션, 다운샘플링 및 업샘플링 연산 각각은 소정의 행렬로 이루어진 커널을 이용하며, 이러한 커널을 이루는 행렬의 원소의 값들이 가중치(w)가 된다. 여기서, 활성화함수는 시그모이드(Sigmoid), 하이퍼볼릭탄젠트(tanh: Hyperbolic tangent), ELU(Exponential Linear Unit), ReLU(Rectified Linear Unit), Leaky ReLU, Maxout, Minout, Softmax 등을 예시할 수 있다. 이러한 인공신경망(200)은 YOLO(You Only Look Once), YOLOv2, YOLO9000, YOLOv3 등의 알고리즘이 적용된 모델을 예시할 수 있다.
- [0032] 인공신경망(200)은 방사선 영상이 입력되면, 도 3에 도시된 바와 같이, 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 수행하여 방사선 영상을 복수의 셀로 구분한 후, 복수의 셀 각각에 중심 좌표(x, y)를 가지는 복수의 경계 상자(B: Bounding Box) 각각의 좌표(x, y, w, h), 경계 상자(B) 내에 객체가 포함되어 있으면서 경계 상자(B)의 영역이 진단 영역(DA)과 일치할 확률을 나타내는 신뢰도(confidence) 및 경계 상자(B) 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률(예컨대, intu = 0.87 또는 nor = 0.13)을 산출하여 출력값으로 출력할 수 있다.
- [0033] 전처리부(110)는 인공신경망(200)에 방사선 영상을 입력하기 전, 전처리를 수행하기 위한 것이다. 전처리부(110)는 표준점수(z-score) 정규화(normalization)를 사용하여 인공신경망(200)에 입력할 방사선 영상의 밝기를 정규화하는 전처리를 수행한다. 이때, 전처리부(110)는 방사선 영상의 각 픽셀 값을 다음의 수학적 식 1과 같이 표준점수에 따라 변환한다.

수학식 1

$$z = \frac{x - m}{q}$$

[0034]

[0035]

여기서 z 는 표준점수, x 는 픽셀 값, m 은 평균 픽셀 값, q 는 표준 편차이다. 전처리부(110)는 표준점수의 범위를 설정하여 정규화를 수행할 수 있다.

[0036]

본 발명의 실시예에 따르면, 진단 영역(DA)을 특정하고 진단을 수행하기 위해서는 해부학적 구조(장골능, 흉곽, 척추 등) 및 복부의 연조직 및 장 패턴(예컨대, 횡격막, 대장, 소장, 회장, 맹장 결장 등)이 구분되어야 한다. 따라서 전처리부(110)는 해부학적 구조(장골능, 흉곽, 척추 등)가 구분되는 최소 밝기를 하한으로 설정하고, 복부의 연조직 및 장 패턴(예컨대, 횡격막, 대장, 소장, 회장, 맹장 결장 등)이 구분되는 최대 밝기를 상한으로 하여 표준점수(z -score)의 범위를 설정한다. 또한, 이때, 전처리부(110)는 방사선 영상에서 최소 밝기 혹은 최대 밝기를 벗어나는 픽셀은 최소 밝기 혹은 최대 밝기로 설정한다. 일 실시예에 따르면, 표준점수(z -score)의 범위는 -1 내지 1.5가 될 수 있다. 또한, 전처리부(110)는 -1~1.5 범위의 표준 점수를 0~255 사이의 값으로 선형으로 조정하여 이미지 형식으로 변환할 수 있다.

[0037]

방사선 영상은 컴퓨터 단층 촬영에서 보이는 하운스필드(Hounsfield) 단위와 같은 절대 밝기 단위를 제공하지 않는다. 따라서 본 발명의 전처리를 통해 학습 데이터로 사용되는 방사선 영상의 밝기를 정규화함으로써, 인공 신경망(200)을 학습 속도를 향상시킬 수 있다.

[0038]

모델학습부(120)는 인공신경망(200)을 학습시키기 위한 것이다. 모델학습부(120)는 인공신경망(200)이 도 2의 (b)에 도시된 바와 같은 진단 영역(DA)을 경계 상자(B: Boundary Box)를 통해 특정하고, 특정된 진단 영역(DA)에 장중첩증이 있는지 여부를 확률로 출력하도록 학습시킨다.

[0039]

이를 위하여, 모델학습부(120)는 학습 데이터로 이용할 복수의 방사선 영상을 마련한 후, 전처리부(110)를 통해 방사선 영상을 전처리한 후, 인공신경망(200)에 입력한다. 그러면, 인공신경망(200)은 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 출력값을 산출하여 출력할 것이다. 출력값은 방사선 영상의 복수의 셀 각각에 중심 좌표를 가지는 복수의 경계 상자(B) 각각의 좌표(x, y, w, h), 경계 상자(B)의 영역이 진단 영역(DA)을 100% 포함하고 있는 이상적인 박스(ground-truth box)와 일치하는 정도를 나타내는 신뢰도(confidence: 0~1) 및 경계 상자(B) 내의 객체가 복수의 클래스 각각에 속할 확률(예컨대, $\text{intu} = 0.87$ 또는 $\text{nor } 0.13$)을 포함한다.

[0040]

인공신경망(200)의 출력값을 기초로 모델학습부(120)는 손실 함수에 따라 손실값을 도출할 수 있다. 예컨대, 손실 함수는 다음의 수학식 2와 같다.

수학식 2

$$\begin{aligned} & \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} \left[(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 \right] \\ & + \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} \left[\left(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i} \right)^2 + \left(\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i} \right)^2 \right] \\ & + \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} (C_i - \hat{C}_i)^2 \\ & + \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{\text{noobj}} (C_i - \hat{C}_i)^2 \\ & + \sum_{i=0}^{S^2} \mathbb{1}_i^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2 \end{aligned}$$

[0041]

[0042]

S는 셀의 수를 나타내며, C는 신뢰 점수를 나타낸다. B는 한 셀 내의 경계 상자의 수를 나타낸다. $p_i(c)$ 는 i 번째 셀의 객체가 해당 클래스의 객체(c)일 확률을 나타낸다. 여기서, i는 객체가 존재하는 셀을 나타내는 파라미터이고, j는 예측된 경계 상자를 나타내는 파라미터이다. 또한, x, y는 경계 상자의 중심좌표를 나타내며, w 및 h는 각각 경계 상자의 폭과 높이를 나타낸다. λ_{coord} 는 경계 상자의 변수에 대한 값을 더 반영하기 위한 것으로, 경계 상자의 좌표(x, y, w, h)에 대한 손실과 다른 손실들과의 균형을 위한 파라미터이다. λ_{noobj_i} 는 경계 상자의 변수에 대한 값을 더 반영하고, 물체가 없는 영역에 대한 값을 덜 반영하기 위한 것이다. 즉, λ_{noobj_i} 는 객체가 있는 경계 상자와 객체가 없는 경계 상자 간의 균형을 위한 파라미터이다. 여기서, $\lambda_{\text{coord}}=5$ 이고, $\lambda_{\text{noobj}_i}=0.5$ 가 될 수 있다. $\mathbb{1}_i^{\text{obj}}$ 는 셀 i에 객체가 있는 경우 1이고, 없는 경우 0을 나타낸다. $\mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}}$ 는 셀 i에 있는 경계 상자 j에 객체가 있으면 1이고, 없으면 0을 나타낸다. $\mathbb{1}_{ij}^{\text{noobj}}$ 는 셀 i에 있는 경계 상자 j에 객체가 없으면 1이고, 있으면 0을 나타낸다.

[0043]

수학식 2의 손실 함수를 살펴보면, 수학식 2의 첫 번째 및 두 번째 텀(term)은 다음의 수학식 3과 같다.

수학식 3

$$\begin{aligned} & \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} \left[(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 \right] \\ & + \lambda_{\text{coord}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} \left[\left(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i} \right)^2 + \left(\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i} \right)^2 \right] \end{aligned}$$

[0044]

[0045] 이러한 수학적식 3은 경계 상자의 좌표(x, y, w, h)와, 진단 영역(DA)의 좌표와의 차이를 나타내는 좌표 손실 (coordinate loss)을 산출하기 위한 것이다.

[0046] 또한, 수학적식 2의 세 번째 및 네 번째 텀은 다음의 수학적식 4와 같다.

수학적식 4

$$+ \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{\text{obj}} (C_i - \hat{C}_i)^2$$

$$+ \lambda_{\text{noobj}} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^B \mathbb{1}_{ij}^{\text{noobj}} (C_i - \hat{C}_i)^2$$

[0047]

[0048] 수학적식 4는 경계 상자(B)의 영역과 진단 영역(DA)을 100% 포함하고 있는 이상적인 박스(ground-truth box)와의 차이를 나타내는 신뢰도 손실(confidence loss)을 산출하기 위한 것이다.

[0049] 마지막으로, 수학적식 2의 마지막 텀은 다음의 수학적식 5와 같다.

수학적식 5

$$\sum_{i=0}^{S^2} \mathbb{1}_i^{\text{obj}} \sum_{c \in \text{classes}} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2$$

[0050]

[0051] 수학적식 5는 경계 상자(B) 내의 객체의 클래스와 실제 객체의 클래스와의 차이를 나타내는 분류 손실 (classification loss)을 산출하기 위한 것이다.

[0052] 모델학습부(120)는 손실 함수를 통해 손실값, 즉, 좌표 손실, 신뢰도 손실 및 분류 손실을 산출하고, 좌표 손실, 신뢰도 손실 및 분류 손실이 최소가 되도록 인공지능망(200)의 가중치를 최적화한다. 대안적인 실시예에 따르면, 모델학습부(120)는 분류 손실에 대한 임계치를 조절하여 최적화를 수행할 수 있다. 이러한 방법에 대해서는 아래에서 보다 상세하게 설명될 것이다.

[0053] 진단부(130)는 인공지능망(200)의 출력값에 따라 장중첩증을 진단하기 위한 것이다. 이를 위하여 진단부(130)는 진단 대상인 방사선 영상이 입력되면, 전처리부(110)를 통해 방사선 영상을 전처리한 후, 인공지능망(200)에 입력한다. 그러면, 인공지능망(200)은 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 출력값을 산출하여 출력할 것이다.

[0054] 이때, 진단부(130)는 인공지능망(200)의 출력값 중 신뢰도가 가장 큰 경계 상자(B) 내의 객체가 장중첩증 클래스에 속할 확률이 정상조건 클래스에 속할 확률 보다 크면서 기 설정된 임계치 이상이면, 장중첩증으로 진단할 수 있다. 반면, 진단부(130)는 인공지능망(200)의 출력값 중 신뢰도가 가장 큰 경계 상자(B) 내의 객체가 장중첩증 클래스에 속할 확률이 정상조건 클래스에 속할 확률과 같거나 작으면서 기 설정된 임계치 미만이면, 정상으로 진단한다.

[0055] 다음으로, 본 발명의 실시예에 따른 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 방법에 대해서 설명하기로 한다. 진단에 앞서, 인공지능망(200)에 대한 학습이 요구되며, 이러한 학습 방법에 대해서 설명하기로 한다.

[0056] 먼저, 본 발명의 제1 실시예에 따른 학습 방법에 대해서 설명하기로 한다. 도 4 본 발명의 제1 실시예에 따른 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하는 인공지능망을 학습하기 위한 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

- [0057] 도 4를 참조하면, 모델학습부(120)는 S110 단계에서 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 마련한다. 이때, 학습 데이터, 즉, 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상 모두는 도 2의 (b)에 도시된 바와 같이, 오른쪽 횡격막(diaphragm)의 최상단(U) 및 장골능(iliac crest)의 최상단(D)을 상하 경계로 하고, 측흉곽(lateral rib cage)의 최외곽(R) 및 척추(spine)의 최외곽(L)을 좌우 경계로 하는 진단 영역(DA)이 설정된다.
- [0058] 그런 다음, 모델학습부(120)는 S120 단계에서 장중첩증의 존재 여부와 무관하게 장중첩증을 진단하기 위한 영역을 나타내는 진단 영역 클래스를 설정한다. 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상 모두 동일한 진단 영역(DA)을 가지기 때문에 진단 영역 클래스는 장중첩증의 존재 여부와 무관하게 이러한 진단 영역을 객체의 클래스로 설정하여 학습하기 위한 것이다.
- [0059] 따라서 모델학습부(120)는 S130 단계에서 진단 영역 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상 양자 모두를 학습 데이터로 하여 인공신경망을 1차로 학습한다. 즉, 모델학습부(120)는 학습 데이터에서 장중첩증이 존재하는 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 방사선 영상을 모두 동일한 객체 클래스에 대한 학습 데이터로 활용하여 1차로 학습을 수행한다.
- [0060] 1차 학습이 완료된 후, 모델학습부(120)는 S140 단계에서 장중첩증이 있음을 나타내는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 없음을 나타내는 정상소견 클래스를 상호 구분하여 설정한다. 1차 학습 시에는 구분하지 않았지만, 장중첩증이 존재 여부를 구분하는 것을 학습하기 위하여 장중첩증 클래스 및 정상소견 클래스를 개별적으로 설정한다.
- [0061] 그런 다음, 모델학습부(120)는 S150 단계에서 장중첩증 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하고, 정상소견 클래스에 대응하여 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 하여 인공신경망을 2차로 학습한다. 이러한 학습에 따라 인공신경망은 장중첩증 존재 여부를 구분하도록 학습된다.
- [0062] 이와 같이, 본 발명의 실시예에 따르면, 서로 다른 클래스에 속하는 객체가 동일한 영역, 즉, 진단 영역(DA)을 가지기 때문에 동일한 학습 데이터를 이용하여 진단 영역(DA)만을 우선 학습하고, 해당 학습 데이터를 이용하여 객체의 클래스 구분을 학습함으로써 진단 영역(DA) 구분 및 클래스 구分的 신뢰도가 향상될 수 있다.
- [0063] 다음으로, 본 발명의 제2 실시예에 따른 학습 방법에 대해서 설명하기로 한다. 도 5은 본 발명의 제2 실시예에 따른 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하는 인공신경망을 학습하기 위한 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0064] 도 5를 참조하면, 모델학습부(120)는 S210 단계에서 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상을 학습 데이터로 마련한다. 이때, 학습 데이터, 즉, 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상 모두는 도 2의 (b)에 도시된 바와 같이, 오른쪽 횡격막(diaphragm)의 최상단(U) 및 장골능(iliac crest)의 최상단(D)을 상하 경계로 하고, 측흉곽(lateral rib cage)의 최외곽(R) 및 척추(spine)의 최외곽(L)을 좌우 경계로 하는 진단 영역(DA)이 설정된다.
- [0065] 모델학습부(120)는 S220 단계에서 앞서 마련된 학습 데이터 중 장중첩증이 존재하는 복수의 방사선 영상에 대응하는 장중첩증 클래스 및 장중첩증이 존재하지 않는 복수의 방사선 영상에 대응하는 정상소견 클래스를 구분하여 설정한다.
- [0066] 그런 다음, 모델학습부(120)는 S230 단계에서 장중첩증 클래스 및 정상소견 클래스가 구분되지 않도록 분류 손실(classification loss)을 제1 임계치 이상으로 설정하여 최적화하는 1차 학습을 수행한다. 이러한 S230 단계에 대해 보다 자세하게 설명하면 다음과 같다.
- [0067] 모델학습부(120)는 앞서(S210) 마련된 학습 데이터를 인공신경망(200)에 입력한다. 그러면, 인공신경망(200)은 입력된 학습 데이터에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력할 것이다. 인공신경망(200)의 출력값은 경계 상자(B)의 좌표(x, y, w, h), 경계 상자(B)의 신뢰도 및 경계 상자(B) 내의 객체가 장중첩증 클래스 및 정상소견 클래스 각각에 속할 확률을 출력한다. 이에 따른 인공신경망(200)의 손실 함수는 출력값으로 출력된 경계 상자(B)의 좌표와 진단 영역(DA)의 좌표의 차이를 나타내는 좌표 손실(coordinate loss), 출력값으로 출력된 경계 상자(B)와 해당 객체 하나, 즉, 진단 영역(DA)을 온전히 포함하는 이상적인 박스(ground-truth box)와의 차이를 나타내는 신뢰도 손실(confidence loss) 및 출력값으로 출력된 경계 상자(B) 내의 객체의 클래스와 실제 객체의 클래스와의 차이를 나타내는 분류 손실(classification loss)을

포함한다. 이때, 모델학습부(120)는 장중첩증 클래스 및 정상소견 클래스가 구분되지 않도록 분류 손실을 제1 임계치 이상으로 설정한 상태에서 출력값으로부터 손실 함수를 통해 손실값, 즉, 좌표 손실, 신뢰도 손실 및 분류 손실을 산출하고, 좌표 손실 및 신뢰도 손실이 최소가 되도록 하며, 분류 손실이 제1 임계치 이상이 되도록 인공신경망(200)의 가중치를 최적화한다.

[0068] 1차 학습이 완료된 후, 모델학습부(120)는 S240 단계에서 장중첩증 클래스 및 정상소견 클래스가 구분되도록 분류 손실(classification loss)을 제1 임계치 보다 작은 제2 임계치 미만으로 감소시켜 최적화는 2차 학습을 수행한다. 이러한 S240 단계에 대해 보다 자세하게 설명하면 다음과 같다.

[0069] 모델학습부(120)는 앞서(S210) 마련된 학습 데이터를 인공신경망(200)에 입력한다. 그러면, 인공신경망(200)은 입력된 학습 데이터에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력할 것이다. 인공신경망(200)의 출력값은 경계 상자(B)의 좌표(x, y, w, h), 경계 상자(B)의 신뢰도 및 경계 상자(B) 내의 객체가 장중첩증 클래스 및 정상소견 클래스 각각에 속할 확률을 출력한다. 이에 따른 인공신경망(200)의 손실 함수는 좌표 손실(coordinate loss), 신뢰도 손실(confidence loss) 및 분류 손실(classification loss)을 포함한다. 이때, 모델학습부(120)는 장중첩증 클래스 및 정상소견 클래스가 명확하게 구분되도록 분류 손실을 제1 임계치 보다 작은 수인 제2 임계치 미만으로 설정한 상태에서 출력값으로부터 손실 함수를 통해 손실값, 즉, 좌표 손실, 신뢰도 손실 및 분류 손실을 산출하고, 좌표 손실 및 신뢰도 손실이 최소가 되도록 하며, 분류 손실이 제2 임계치 미만이 되도록 인공신경망(200)의 가중치를 최적화한다.

[0070] 이와 같이, 본 발명의 실시예에 따르면, 장중첩증 클래스 및 정상소견 클래스 각각은 동일한 진단 영역(DA)을 가지기 때문에 클래스의 구분 없이 좌표 손실(coordinate loss) 및 신뢰도 손실(confidence loss)이 최소가 되도록 우선 학습한 후, 동일한 학습 데이터를 이용하여 분류 손실(classification loss)이 최소가 되도록 최적화함으로써 객체의 클래스 구분을 학습할 수 있다. 이로써, 진단 영역(DA) 구분 및 클래스 구分的 신뢰도가 향상될 수 있다.

[0071] 전술한 제1 실시예, 제2 실시예 혹은 제1 실시예와 제2 실시예를 모두 이용하여 인공신경망(200)을 학습한 후, 인공신경망(200)을 이용하여 방사선 영상으로부터 장중첩증을 탐지할 수 있다. 이러한 방법에 대해서 설명하기로 한다. 도 6은 본 발명의 실시예에 따른 복부 방사선 영상 상에서 장중첩증을 탐지하기 위한 흐름도이다.

[0072] 도 6을 참조하면, 진단 대상인 방사선 영상이 입력되면, 전처리부(110)는 S310 단계에서 방사선 영상의 밝기를 수학적 식 1에 따라 표준점수(z-score)에 의한 정규화함으로써 방사선 영상을 전처리한다. 특히, 전처리부(110)는 표준점수(z-score)의 범위를 해부학적 구조(장골능, 흉곽, 척추 등)가 구분되는 최소 밝기에서 복부의 연조직 및 장 패턴(예컨대, 횡격막, 대장, 소장, 회장, 맹장 결장 등)이 관찰되는 최대 밝기의 범위로 설정한 후, 상기 최소 밝기 내지 상기 최대 밝기의 범위로 상기 방사선 영상의 밝기를 정규화한다. 이때, 전처리부(110)는 방사선 영상에서 최소 밝기 혹은 최대 밝기를 벗어나는 픽셀은 최소 밝기 혹은 최대 밝기로 설정한다.

[0073] 전처리부(110)는 S320 단계에서 진단부(130)의 제어에 따라 전처리된 방사선 영상을 인공신경망(200)에 입력한다.

[0074] 그러면, 인공신경망(200)은 입력된 방사선 영상에 대해 복수의 계층의 가중치가 적용되는 복수의 연산을 통해 산출한 출력값을 출력할 것이다. 이러한 출력값은 경계 상자(B)의 좌표(x, y, w, h), 경계 상자(B)의 신뢰도 및 경계 상자(B) 내의 객체가 장중첩증 클래스 및 정상소견 클래스 각각에 속할 확률을 출력한다.

[0075] 그러면, 진단부(130)는 S340 단계에서 인공신경망(200)의 출력값에 따라 장중첩증을 진단한다. 이때, 진단부(130)는 신뢰도가 가장 큰 경계 상자(B) 내의 객체가 장중첩증 클래스에 속할 확률이 정상소견 클래스에 속할 확률 보다 크면서 기 설정된 임계치 이상이면, 장중첩증으로 진단한다. 예컨대, 임계치가 0.70(70%)이라고 가정하고, 신뢰도가 가장 큰 경계 상자(B)의 객체가 장중첩증 클래스에 속할 확률이 87%이고(Intu = 0.87), 정상 클래스에 속할 확률이 13%라고(nor = 0.13) 가정하면, 진단부(130)는 객체가 장중첩증 클래스에 속할 확률이 87%로 정상 클래스에 속할 확률 13% 보다 크고, 그 확률이 임계치 70% 이상이기 때문에 장중첩증으로 진단한다.

[0076] 반면, 진단부(130)는 신뢰도가 가장 큰 경계 상자(B) 내의 객체가 장중첩증 클래스에 속할 확률이 정상소견 클래스에 속할 확률과 같거나 작으면서 기 설정된 임계치 미만이면, 정상으로 진단한다. 예컨대, 임계치가 0.70(70%)이라고 가정하고, 신뢰도가 가장 큰 경계 상자(B)의 객체가 장중첩증 클래스에 속할 확률이 69%이고(Intu=0.69), 정상 클래스에 속할 확률이 31%라고(nor=0.13) 가정하면, 진단부(130)는 객체가 장중첩증 클래스에 속할 확률이 69%로 정상 클래스에 속할 확률 31% 보다 크지만, 그 확률이 임계치 70% 미만이기 때문에 정상

으로 진단할 수 있다.

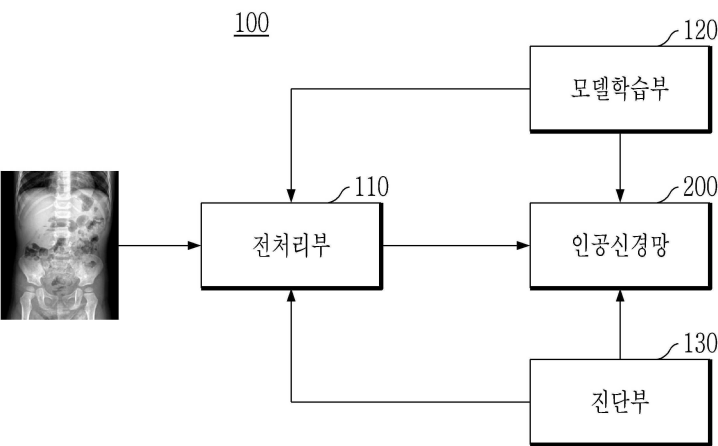
- [0077] 도 7은 본 발명의 실시예에 따른, 컴퓨팅 장치를 나타내는 도면이다. 도 7의 컴퓨팅 장치(TN100)는 본 명세서에서 기술된 장치, 예컨대, 진단장치(100)일 수 있다.
- [0078] 도 7의 실시예에서, 컴퓨팅 장치(TN100)는 적어도 하나의 프로세서(TN110), 송수신 장치(TN120), 및 메모리(TN130)를 포함할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치(TN100)는 저장 장치(TN140), 입력 인터페이스 장치(TN150), 출력 인터페이스 장치(TN160) 등을 더 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치(TN100)에 포함된 구성 요소들은 버스(bus)(TN170)에 의해 연결되어 서로 통신을 수행할 수 있다.
- [0079] 프로세서(TN110)는 메모리(TN130) 및 저장 장치(TN140) 중에서 적어도 하나에 저장된 프로그램 명령(program command)을 실행할 수 있다. 프로세서(TN110)는 중앙 처리 장치(CPU: central processing unit), 그래픽 처리 장치(GPU: graphics processing unit), 또는 본 발명의 실시예에 따른 방법들이 수행되는 전용의 프로세서를 의미할 수 있다. 프로세서(TN110)는 본 발명의 실시예와 관련하여 기술된 절차, 기능, 및 방법 등을 구현하도록 구성될 수 있다. 프로세서(TN110)는 컴퓨팅 장치(TN100)의 각 구성 요소를 제어할 수 있다.
- [0080] 메모리(TN130) 및 저장 장치(TN140) 각각은 프로세서(TN110)의 동작과 관련된 다양한 정보를 저장할 수 있다. 메모리(TN130) 및 저장 장치(TN140) 각각은 휘발성 저장 매체 및 비휘발성 저장 매체 중에서 적어도 하나로 구성될 수 있다. 예를 들어, 메모리(TN130)는 읽기 전용 메모리(ROM: read only memory) 및 랜덤 액세스 메모리(RAM: random access memory) 중에서 적어도 하나로 구성될 수 있다.
- [0081] 송수신 장치(TN120)는 유선 신호 또는 무선 신호를 송신 또는 수신할 수 있다. 송수신 장치(TN120)는 네트워크에 연결되어 통신을 수행할 수 있다.
- [0082] 한편, 앞서 설명된 본 발명의 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터수단을 통하여 관독 가능한 프로그램 형태로 구현되어 컴퓨터로 관독 가능한 기록매체에 기록될 수 있다. 여기서, 기록매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 기록매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 예컨대 기록매체는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광 기록 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 장치를 포함한다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다. 이러한 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0083] 이상 본 발명을 몇 가지 바람직한 실시예를 사용하여 설명하였으나, 이들 실시예는 예시적인 것이며 한정적인 것이 아니다. 이와 같이, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 지닌 자라면 본 발명의 사상과 첨부된 특허청구범위에 제시된 권리범위에서 벗어나지 않으면서 균등론에 따라 다양한 변화와 수정을 가할 수 있음을 이해할 것이다.

부호의 설명

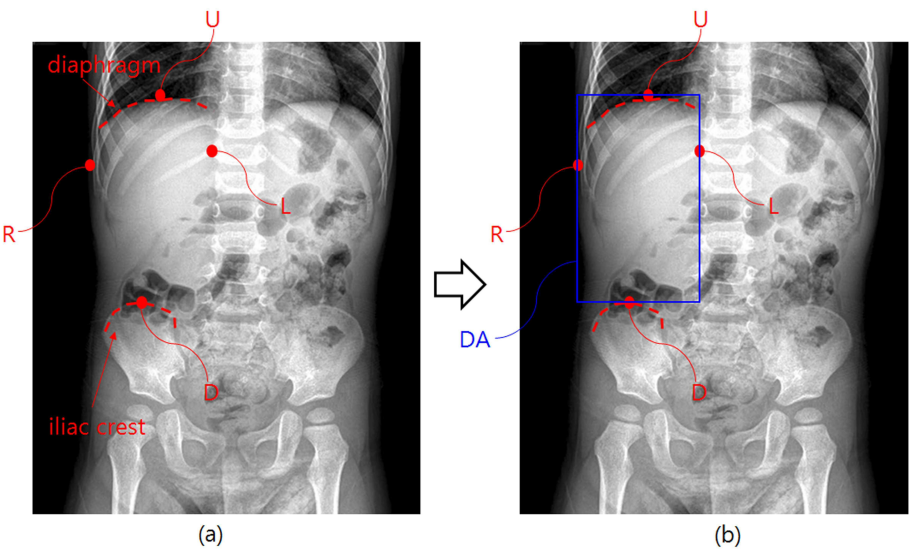
- [0084] 100: 진단장치
110: 전처리부
120: 모델학습부
130: 진단부
200: 인공지능망

도면

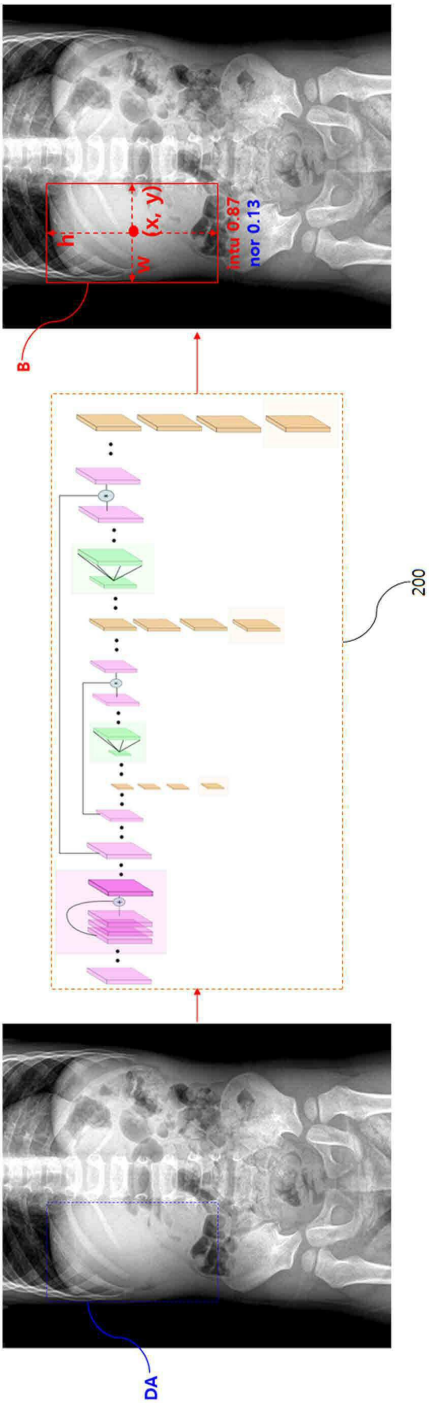
도면1



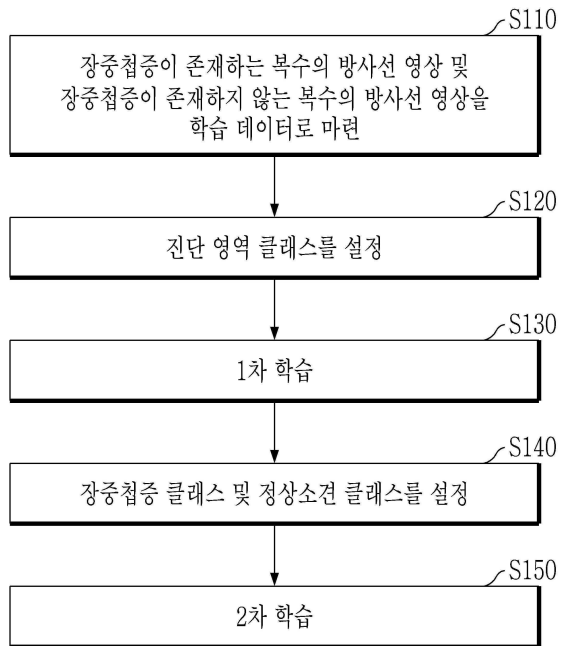
도면2



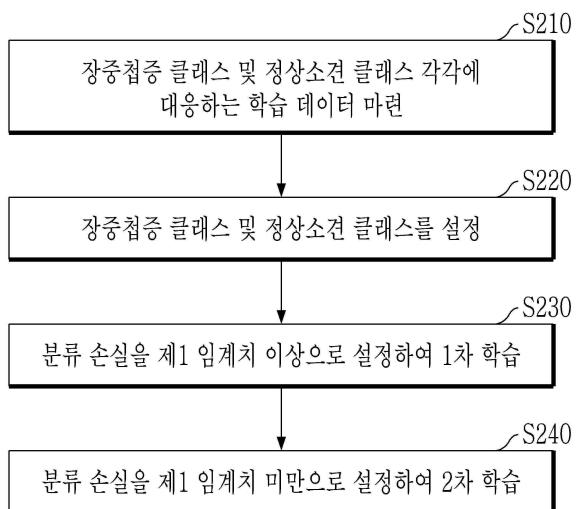
도면3



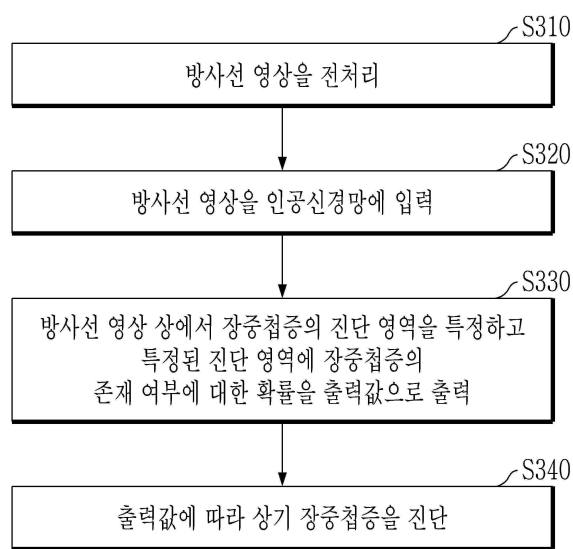
도면4



도면5



도면6



도면7

