



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0121558
(43) 공개일자 2020년10월26일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2006.01) G06N 3/02 (2019.01)
G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류
A61B 5/7275 (2013.01)
A61B 5/0033 (2018.08)

(21) 출원번호 10-2019-0044264
(22) 출원일자 2019년04월16일
심사청구일자 2019년04월16일

(71) 출원인
서울여자대학교 산학협력단
서울특별시 노원구 화랑로 621 (공릉동, 서울여자대학교)

연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자
홍헬렌
서울특별시 서초구 서초대로 65길 13-10, 103동 1501호(서초동, 서초래미안아파트)

이한상
서울특별시 노원구 중계로 184, 106동 202호(중계동, 라이프청구신동아아파트)

임준석
서울특별시 서초구 신반포로 45, 112동 203호(반포동, 반포아파트)

(74) 대리인
특허법인비엘티

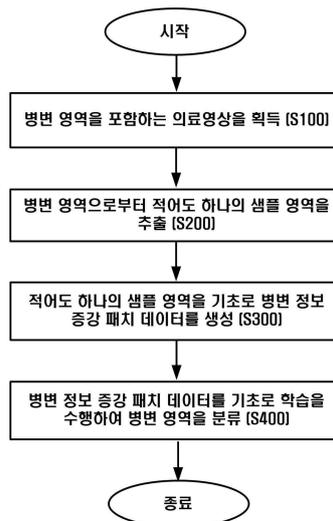
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 의료영상의 병변 정보 증강 패치에 하나 이상의 증강 방식을 적용한 학습데이터 기반의 병변 분류 방법 및 장치

(57) 요약

컴퓨터가 수행하는 학습 기반 병변 분류 방법이 제공된다. 상기 방법은 병변 영역을 포함하는 의료영상을 획득하는 단계, 상기 의료영상 내 상기 병변 영역으로부터 적어도 하나의 샘플 영역을 추출하는 단계, 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 기초로 병변 정보 증강 패치(Lesion Information Augmented patch) 데이터를 생성하는 단계, 및 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 기초로 학습을 수행하여 상기 의료영상 내 병변 영역을 분류하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/02 (2019.01)

G16H 50/20 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345278204
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(교육부)(R&D)
연구과제명	암환자의 간전이 진단 정확도 향상을 위한 딥러닝 기반 추적 복부 CT 영상판독 알고리즘 개발
기여율	1/1
과제수행기관명	연세대학교
연구기간	2017.06.01 ~ 2020.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨터가 수행하는 학습 기반 병변 분류 방법에 있어서,

병변 영역을 포함하는 의료영상을 획득하는 단계;

상기 의료영상 내 상기 병변 영역으로부터 적어도 하나의 샘플 영역을 추출하는 단계;

상기 적어도 하나의 샘플 영역을 기초로 병변 정보 증강 패치(Lesion Information Augmented patch) 데이터를 생성하는 단계; 및

상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 기초로 학습을 수행하여 상기 의료영상 내 병변 영역에 포함된 병변을 분류하는 단계를 포함하는, 학습 기반 병변 분류 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 적어도 하나의 샘플 영역을 추출하는 단계는,

상기 의료영상 내 상기 병변 영역으로부터 적어도 하나의 임의의 지점을 선택하는 단계; 및

상기 적어도 하나의 임의의 지점 각각을 중심으로 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 각각 추출하는 단계를 포함하는, 학습 기반 병변 분류 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하는 단계는,

$N \times N$ 크기의 패치에 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 배치하여, 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하는, 학습 기반 병변 분류 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 의료영상 내 상기 병변 영역에 대한 병변 정보를 증강시키는 단계를 더 포함하며,

상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하는 단계는,

상기 증강된 병변 정보를 포함하는 의료영상으로부터 추출된 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 상기 $N \times N$ 크기의 패치에 배치하며,

상기 병변 영역에 대한 병변 정보를 증강시키는 단계는,

상기 의료영상 내 상기 병변 영역에 대해 스케일링(scaling) 및 회전(rotation) 중 적어도 하나를 수행하는, 학습 기반 병변 분류 방법.

청구항 5

제3항에 있어서,

상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하는 단계는,

생성적 적대 신경망(GAN; Generative Adversarial Network)을 이용하여 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 학습하는 단계; 및

상기 생성적 적대 신경망을 이용한 학습을 통해 상기 병변 정보 증강 패치 데이터에 대한 합성 데이터 (synthetic data)를 생성하는 단계를 포함하는, 학습 기반 병변 분류 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 의료영상 내 병변 영역을 분류하는 단계는,

상기 병변 정보 증강 패치 데이터 및 상기 합성 데이터 중 적어도 하나를 기초로 CNN(Convolutional Neural Network)을 이용한 학습을 수행하는 단계; 및

상기 CNN을 이용한 학습을 통해 상기 병변 영역에 포함된 병변을 분류하는 단계를 포함하는, 학습 기반 병변 분류 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 CNN을 이용한 학습을 수행하는 단계는,

상기 병변 영역에 포함된 병변의 텍스처 정보 및 병변의 경계 정보 중 적어도 하나를 기초로 학습을 수행하는, 학습 기반 병변 분류 방법.

청구항 8

제3항에 있어서,

상기 샘플 영역은,

소정 크기의 정방형으로 이루어진 영역으로, 상기 병변 영역의 크기 또는 모양에 따라 상기 샘플 영역의 크기가 정해지며,

상기 병변 정보 증강 패치 데이터는,

상기 소정 크기의 정방형으로 이루어진 샘플 영역을 NxN 개 포함하는, 학습 기반 병변 분류 방법.

청구항 9

하나 이상의 인스트럭션을 저장하는 메모리; 및

상기 메모리에 저장된 상기 하나 이상의 인스트럭션을 실행하는 프로세서를 포함하며,

상기 프로세서는 상기 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써,

병변 영역을 포함하는 의료영상을 획득하는 단계;

상기 의료영상 내 상기 병변 영역으로부터 적어도 하나의 샘플 영역을 추출하는 단계;

상기 적어도 하나의 샘플 영역을 기초로 병변 정보 증강 패치(Lesion Information Augmented patch) 데이터를 생성하는 단계; 및

상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 기초로 학습을 수행하여 상기 의료영상 내 병변 영역을 분류하는 단계를 수행하는, 장치.

청구항 10

하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 제1항의 방법을 수행할 수 있도록 컴퓨터에서 독출가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터프로그램.

발명의 설명

기술 분야

본 발명은 병변의 내부 및 경계 영역 정보를 포함하는 병변 정보 증강 패치를 생성하고, 일반적 자료 증강 및

[0001]

생성적 적대 신경망(GAN; Generative Adversarial Network) 기반 자료 증강 방식을 통하여 생성된 데이터를 이용하는 학습데이터 기반의 병변 분류 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

- [0002] 최근에는 의료영상의 분석에 딥 러닝이 널리 이용되고 있다. 딥 러닝은 여러 비선형 변환기법의 조합을 통해 높은 수준의 추상화(abstractions, 다량의 데이터나 복잡한 자료들 속에서 핵심적인 내용 또는 기능을 요약하는 작업)를 시도하는 기계학습 알고리즘의 집합으로 정의된다. 딥 러닝은 큰 틀에서 사람의 사고방식을 컴퓨터에게 가르치는 기계학습의 한 분야로 볼 수 있다.
- [0003] 이러한 딥러닝, 기계학습 등을 이용하여 학습을 수행하는 경우, 대량의 학습 데이터가 필요하다. 그러나, 수술 영상의 경우는 실제 수술과정에서 획득되기 때문에 데이터의 양이 적고 다양한 유형의 수술영상을 확보하기 힘들다.
- [0004] 또한, 의료영상 내 포함된 병변의 경우에는 그 크기가 작고, 병변 간에 서로 유사한 특징을 가지는 경우가 많기 때문에, 의료영상으로부터 병변을 추출하는 것이 쉽지 않다. 또한, 의료영상으로부터 병변을 추출한다고 하더라도 해당 병변의 종류나 유형을 구분하기 힘든 경우가 많다.
- [0005] 따라서, 의료영상을 이용하여 딥러닝, 기계학습 등을 수행하는데 필요한 데이터 셋을 구성하고, 의료영상으로부터 효과적으로 병변을 추출하여 병변을 분류하는 기술이 필요하다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0006] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 학습 기반 병변 분류 방법 및 장치를 제공하는 것이다.
- [0007] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 딥러닝 학습을 이용한 영상 내 병변을 분류하는 방법 및 장치를 제공하는 것이다.
- [0008] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 일반적 자료 증강 및 GAN 기반 자료 증강을 이용하여 병변의 내부 및 경계 영역 정보를 포함하는 병변 정보 증강 패치 생성 방법 및 장치를 제공하는 것이다.
- [0009] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 초소형 병변을 포함하는 영상에서 병변 정보를 증강시키는 패치 데이터를 생성하는 방법 및 장치를 제공하는 것이다.
- [0010] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 생성적 적대 신경망 학습을 통해 병변 정보 증강 패치 데이터를 증가시키는 방법 및 장치를 제공하는 것이다.
- [0011] 본 발명이 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

- [0012] 본 발명의 일 실시예에 따른 컴퓨터가 수행하는 학습 기반 병변 분류 방법은, 병변 영역을 포함하는 의료영상을 획득하는 단계, 상기 의료영상 내 상기 병변 영역으로부터 적어도 하나의 샘플 영역을 추출하는 단계, 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 기초로 병변 정보 증강 패치(Lesion Information Augmented patch) 데이터를 생성하는 단계, 및 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 기초로 학습을 수행하여 상기 의료영상 내 병변 영역에 포함된 병변을 분류하는 단계를 포함한다.
- [0013] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 추출하는 단계는, 상기 의료영상 내 상기 병변 영역으로부터 적어도 하나의 임의의 지점을 선택하는 단계, 및 상기 적어도 하나의 임의의 지점 각각을 중심으로 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 각각 추출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0014] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하는 단계는, NxN 크기의 패치에 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 배치하여, 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성할 수 있다.
- [0015] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 의료영상 내 상기 병변 영역에 대한 병변 정보를 증강시키는 단계를 더 포함하며, 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하는 단계는, 상기 증강된 병변 정보를 포함하는 의료영상으로부터 추출된 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 상기 NxN 크기의 패치에 배치하며, 상기 병변 영역에 대한 병변

정보를 증강시키는 단계는, 상기 의료영상 내 상기 병변 영역에 대해 스케일링(scaling) 및 회전(rotation) 중 적어도 하나를 수행할 수 있다.

[0016] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하는 단계는, 생성적 적대 신경망(GAN; Generative Adversarial Network)을 이용하여 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 학습하는 단계, 및 상기 생성적 적대 신경망을 이용한 학습을 통해 상기 병변 정보 증강 패치 데이터에 대한 합성 데이터(synthetic data)를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0017] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 의료영상 내 병변 영역을 분류하는 단계는, 상기 병변 정보 증강 패치 데이터 및 상기 합성 데이터 중 적어도 하나를 기초로 CNN(Convolutional Neural Network)을 이용한 학습을 수행하는 단계, 및 상기 CNN을 이용한 학습을 통해 상기 병변 영역에 포함된 병변을 분류하는 단계를 포함할 수 있다.

[0018] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 CNN을 이용한 학습을 수행하는 단계는, 상기 병변 영역에 포함된 병변의 텍스처 정보 및 병변의 경계 정보 중 적어도 하나를 기초로 학습을 수행할 수 있다.

[0019] 본 발명의 일 실시예에 있어서, 상기 샘플 영역은, 소정 크기의 정방형으로 이루어진 영역으로, 상기 병변 영역의 크기 또는 모양에 따라 상기 샘플 영역의 크기가 정해지며, 상기 병변 정보 증강 패치 데이터는, 상기 소정 크기의 정방형으로 이루어진 샘플 영역을 NxN 개 포함할 수 있다.

[0020] 본 발명의 일 실시예에 따른 장치는, 하나 이상의 인스트럭션을 저장하는 메모리, 및 상기 메모리에 저장된 상기 하나 이상의 인스트럭션을 실행하는 프로세서를 포함하며, 상기 프로세서는 상기 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써, 병변 영역을 포함하는 의료영상을 획득하는 단계, 상기 의료영상 내 상기 병변 영역으로부터 적어도 하나의 샘플 영역을 추출하는 단계, 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 기초로 병변 정보 증강 패치(Lesion Information Augmented patch) 데이터를 생성하는 단계, 및 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 기초로 학습을 수행하여 상기 의료영상 내 병변 영역을 분류하는 단계를 수행한다.

[0021] 본 발명의 일 실시예에 따른 컴퓨터프로그램은 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 상기 학습 기반 병변 분류 방법을 수행할 수 있도록 컴퓨터에서 독출가능한 기록매체에 저장된다.

발명의 효과

[0022] 본 발명에 따르면, 의료영상에 포함된 병변의 종류를 분류함으로써 질병(예컨대, 암, 전이암 등)의 조기진단을 예측하는데 이용할 수 있고 수술계획을 수립하는 등 전처리 작업에 효과적으로 이용할 수 있다.

[0023] 본 발명에 따르면, 의료영상 내에 포함된 초소형 병변의 경우에도 병변 정보의 증강을 통해서 효과적으로 병변의 특징을 추출할 수 있도록 한다. 또한, 병변 정보 증강 패치 데이터를 구성함으로써 유사한 특징을 가지는 병변들 간에도 정확하게 각 병변의 특징을 추출할 수 있고 이를 통해 정확한 병변 분류가 가능하다.

[0024] 본 발명에 따르면, 생성적 적대 신경망을 이용한 학습을 통해 실제 데이터(즉, 병변 정보 증강 패치 데이터)와 가까운 합성 데이터를 생성함으로써, 소규모 의료영상 자료를 가지는 경우에도 효과적으로 학습을 수행하여 병변 분류 모델을 생성할 수 있다.

[0025] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급된 효과로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0026] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 기반 병변 분류 방법을 개략적으로 도시한 흐름도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 병변 영역을 포함하는 의료영상으로부터 샘플 영역을 추출하여 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따라 병변 영역을 포함하는 의료영상으로부터 생성된 병변 정보 증강 패치 데이터의 예시들을 나타낸 도면이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 기반 병변 분류 방법을 적용할 수 있는 실시예로서, 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하고 학습을 수행하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 생성적 적대 신경망을 이용하여 합성 데이터를 생성하는 방법을 설명하기

위한 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 기반 병변 분류 방법을 수행하는 장치(500)의 구성을 개략적으로 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0027] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 제한되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 본 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.
- [0028] 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다. 명세서에서 사용되는 "포함한다(comprises)" 및/또는 "포함하는(comprising)"은 언급된 구성요소 외에 하나 이상의 다른 구성요소의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다. 명세서 전체에 걸쳐 동일한 도면 부호는 동일한 구성 요소를 지칭하며, "및/또는"은 언급된 구성요소들의 각각 및 하나 이상의 모든 조합을 포함한다. 비록 "제1", "제2" 등이 다양한 구성요소들을 서술하기 위해서 사용되나, 이들 구성요소들은 이들 용어에 의해 제한되지 않음은 물론이다. 이들 용어들은 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소와 구별하기 위하여 사용하는 것이다. 따라서, 이하에서 언급되는 제1 구성요소는 본 발명의 기술적 사상 내에서 제2 구성요소일 수도 있음은 물론이다.
- [0029] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있을 것이다. 또한, 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다.
- [0030] 명세서에서 사용되는 "부" 또는 "모듈"이라는 용어는 소프트웨어, FPGA 또는 ASIC과 같은 하드웨어 구성요소를 의미하며, "부" 또는 "모듈"은 어떤 역할들을 수행한다. 그렇지만 "부" 또는 "모듈"은 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니다. "부" 또는 "모듈"은 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다. 따라서, 일 예로서 "부" 또는 "모듈"은 소프트웨어 구성요소들, 객체지향 소프트웨어 구성요소들, 클래스 구성요소들 및 태스크 구성요소들과 같은 구성요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로 코드, 회로, 데이터, 데이터베이스, 데이터구조들, 테이블들, 어레이들 및 변수들을 포함한다. 구성요소들과 "부" 또는 "모듈"들 안에서 제공되는 기능은 더 작은 수의 구성요소들 및 "부" 또는 "모듈"들로 결합되거나 추가적인 구성요소들과 "부" 또는 "모듈"들로 더 분리될 수 있다.
- [0031] 본 명세서에서 "컴퓨터"는 연산처리를 수행하여 사용자에게 결과를 제공할 수 있는 다양한 장치들이 모두 포함된다. 예를 들어, 컴퓨터는 데스크 탑 PC, 노트북(Note Book) 뿐만 아니라 스마트폰(Smart phone), 태블릿 PC, 셀룰러폰(Cellular phone), 피씨에스폰(PCS phone; Personal Communication Service phone), 동기식/비동기식 IMT-2000(International Mobile Telecommunication-2000)의 이동 단말기, 팜 PC(Palm Personal Computer), 개인용 디지털 보조기(PDA; Personal Digital Assistant) 등도 해당될 수 있다. 또한, 헤드마운트 디스플레이(Head Mounted Display; HMD) 장치가 컴퓨팅 기능을 포함하는 경우, HMD장치가 컴퓨터가 될 수 있다. 또한, 컴퓨터는 클라이언트로부터 요청을 수신하여 정보처리를 수행하는 서버가 해당될 수 있다.
- [0032] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세하게 설명한다.
- [0033] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 기반 병변 분류 방법을 개략적으로 도시한 흐름도이다.
- [0034] 도 1의 방법은 설명의 편의를 위하여 컴퓨터에 의하여 수행되는 것으로 서술하나, 각 단계의 수행주체가 특정 장치에 제한되는 것은 아니고 컴퓨팅 처리를 수행할 수 있는 장치를 포괄하는 의미로 사용될 수 있다. 즉, 본 실시예에서 컴퓨터는 본 발명의 실시예에 따른 학습 기반 병변 분류 방법을 수행할 수 있는 장치를 의미할 수 있다.
- [0035] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 기반 병변 분류 방법은, 병변 영역을 포함하는 의료영상을 획득하는 단계(S100), 상기 의료영상 내 상기 병변 영역으로부터 적어도 하나의 샘플 영역을 추출하는 단계(S200), 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 기초로 병변 정보 증강 패치(Lesion Information Augmented patch;

LINA patch) 데이터를 생성하는 단계(S300), 및 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 기초로 학습을 수행하여 상기 의료영상 내 병변 영역을 분류하는 단계(S400)를 포함할 수 있다. 이하, 각 단계에 대한 상세한 설명을 기재한다.

- [0036] 컴퓨터는 병변(lesion) 영역을 포함하는 의료영상을 획득할 수 있다(S100).
- [0037] 여기서, 의료영상은 의료영상 촬영장비에 의해 촬영된 영상일 수 있으며, 예컨대 CT, PET, MRI, X-Ray 등을 이용하여 획득한 의료영상데이터를 모두 포함할 수 있다.
- [0038] 병변 영역이란 CT, PET, MRI, X-Ray 등을 이용하여 대상체(예컨대, 환자)의 특정 신체부위를 촬영한 의료영상에서 특정 신체부위 내 병변 부위에 해당하는 영역을 말한다. 예를 들어, 복부를 촬영한 의료영상에서 간 병변 부위를 포함할 수 있고, 또는 다양한 신체부위를 촬영한 의료영상에서 물혹, 혈관종, 전이암 등의 병변을 포함할 수 있다.
- [0039] 컴퓨터는 의료영상 내 병변 영역으로부터 적어도 하나의 샘플 영역을 추출할 수 있다(S200).
- [0040] 일 실시예로, 컴퓨터는 의료영상 내 병변 영역으로부터 적어도 하나의 임의의 지점을 선택하고, 선택된 적어도 하나의 임의의 지점 각각을 중심으로 적어도 하나의 샘플 영역을 각각 추출할 수 있다.
- [0041] 이때, 컴퓨터는 의료영상 내 병변 영역에 대한 병변 정보를 증강시키고, 증강된 병변 정보를 포함하는 병변 영역으로부터 적어도 하나의 샘플 영역을 추출할 수 있다. 일 실시예로, 컴퓨터는 의료영상 내 병변 영역에 대해 스케일링(scaling) 및 회전(rotation) 중 적어도 하나를 수행하여, 병변 정보를 증강시킬 수 있다.
- [0042] 컴퓨터는 적어도 하나의 샘플 영역을 기초로 병변 정보 증강 패치(Lesion Information Augmented patch) 데이터를 생성할 수 있다(S300).
- [0043] 일 실시예로, 컴퓨터는 NxN 크기의 패치에 적어도 하나의 샘플 영역을 배치하여 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성할 수 있다. 이때, 컴퓨터는 병변 영역에 대한 스케일링 및/또는 회전을 통해 병변 정보를 증강시킨 다음, 증강된 병변 정보를 기초로 적어도 하나의 샘플 영역을 추출하고, 이를 NxN 크기의 패치에 배치할 수 있다. 여기서, N은 임의의 양의 정수를 의미할 수 있으며, 예컨대 N은 1 이상의 값으로 정해질 수 있다. 다른 실시예로, 병변 정보 증강 패치는 NxN 크기뿐만 아니라, NxM의 크기를 가질 수도 있다. 여기서, N, M은 임의의 양의 정수로, 서로 다른 값을 가질 수 있다.
- [0044] 실시예에 따라, 컴퓨터는 생성적 적대 신경망(GAN; Generative Adversarial Network)을 이용하여 병변 정보 증강 패치 데이터를 학습하고, 학습 결과로서 병변 정보 증강 패치 데이터와 유사한 합성 데이터(synthetic data)를 생성할 수 있다. 여기서, "유사한"이라는 의미는, 실제와 동일하거나 실제에 가깝다라는 의미로 이해될 수 있다. 따라서, 병변 정보 증강 패치 데이터와 유사한 합성 데이터라 함은, 실제 병변 정보 증강 패치 데이터를 학습하고 이를 바탕으로 생성된 실제와 근접한 (실제 데이터는 아닌) 거짓 데이터(즉, 합성된 데이터)를 말한다. 생성적 적대 신경망을 이용하여 합성 데이터를 생성하는 구체적인 과정은 도 5를 참조하여 설명하도록 한다.
- [0045] 컴퓨터는 병변 정보 증강 패치 데이터를 기초로 학습을 수행하여 의료영상 내 포함된 병변 영역을 분류할 수 있다(S400).
- [0046] 일 실시예로, 컴퓨터는 의료영상 내 병변 영역으로부터 추출된 샘플 영역을 기반으로 생성된 병변 정보 증강 패치 데이터를 학습데이터 셋으로 구성할 수 있다. 또한, 컴퓨터는 병변 정보를 스케일링 또는/및 회전을 수행함으로써, 증강된 병변 정보를 포함하는 병변 정보 증강 패치 데이터를 학습데이터 셋으로 구성할 수도 있다. 또한, 컴퓨터는 생성적 적대 신경망을 통해 생성된 합성 데이터를 학습데이터 셋으로 구성할 수도 있다. 컴퓨터는 이와 같이 구성된 학습데이터 셋을 기초로 학습을 수행하고, 학습 결과로서 병변 영역에 포함된 병변을 분류할 수 있다.
- [0047] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 병변 영역을 포함하는 의료영상으로부터 샘플 영역을 추출하여 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0048] 도 2를 참조하면, 먼저 컴퓨터는 병변 영역(110)을 포함하는 의료영상(100)을 획득할 수 있다. 그리고, 컴퓨터는 의료영상(100) 내 병변을 검출하여 관심영역(ROI; Region Of Interest)으로 지정하고, 지정된 관심영역을 기초로 병변 영역(110)을 결정할 수 있다. 즉, 컴퓨터는 의료영상(100)으로부터 병변 영역(110)을 세그멘테이션(segmentation)하여, 병변 영역(110)의 위치 및 크기 정보를 획득할 수 있다.

- [0049] 컴퓨터는 의료영상(100) 내 병변 영역(110)을 중심으로 적어도 하나의 샘플 영역(111, 112, 113)을 추출하고, 추출된 샘플 영역(111, 112, 113)을 NxN 크기의 패치(200)에 배치시킬 수 있다.
- [0050] 예를 들어, 컴퓨터는 병변 영역(110) 내 임의의 지점(제1 지점)을 선택하고, 선택된 임의의 지점(제1 지점)을 중심으로 제1 샘플 영역(111)을 추출할 수 있다. 그리고, 컴퓨터는 추출된 제1 샘플 영역(111)을 NxN 크기의 패치(200)에 배치할 수 있다. 이와 같이, 컴퓨터는 병변 영역(110)으로부터 샘플 영역(111, 112, 113)을 추출하여 NxN 크기의 패치(200)에 배치시키는 과정을 반복적으로 수행하여, 최종적으로 NxN 크기의 패치(200)를 병변 영역을 샘플링한 샘플 영역들로 채울 수 있다. 즉, 컴퓨터는 이와 같이 샘플 영역들로 구성된 NxN 크기의 패치(200)를 병변 정보 증강 패치 데이터로 획득할 수 있다.
- [0051] 여기서, 샘플 영역은 소정의 크기를 가지는 정방형으로 이루어진 영역일 수 있다. 샘플 영역의 크기는 병변 영역의 모양이나 크기, 특성에 따라 정해질 수 있다. 예컨대, 병변 영역의 크기가 크면 샘플 영역의 크기도 크게 설정하고, 병변 영역의 크기가 작으면 샘플 영역의 크기도 작게 설정할 수 있다. 또는, 병변 영역의 모양이 불규칙하다면 샘플 영역의 크기를 작게 설정하고, 병변 영역의 모양이 규칙적이라면 샘플 영역의 크기를 크게 설정할 수도 있다. 또는, 병변 영역의 텍스처(texture) 특징이나 경계 특징 등과 같은 특성 정보(예컨대, 패턴 정보)에 따라 샘플 영역의 크기를 결정할 수도 있다. 예컨대, 병변 영역의 특성 정보(예: 텍스처 특징, 경계 특징 등)가 일정한 패턴을 가지고 있다면 샘플 영역의 크기를 크게 설정할 수 있고, 병변 영역의 특성 정보(예: 텍스처 특징, 경계 특징 등)가 일정하지 않은 패턴을 가지고 있다면 샘플 영역의 크기를 작게 설정할 수 있다. 또는, 병변 영역의 특성 정보(예: 텍스처 특징, 경계 특징 등)가 특정한 부분에만 국한되어 불규칙한 패턴을 가진다면, 해당 부분을 중심으로 샘플 영역의 크기를 작게 설정할 수도 있다.
- [0052] 또한, 병변 영역으로부터 샘플 영역을 추출함에 있어서, 병변 영역(110)의 내부 영역을 샘플링하여 샘플 영역(112)을 추출할 수도 있고, 병변 영역(110)의 경계 부분을 샘플링하여 샘플 영역(111, 113)을 추출할 수도 있다.
- [0053] 또한, 병변 영역으로부터 샘플 영역을 추출함에 있어서, 병변 영역(110)에서의 샘플링 위치나 병변 영역(110) 내 중복 영역이 발생하는지 여부는 고려하지 않는다. 다시 말해, 각 샘플 영역은 병변 영역(110) 내 임의의 지점으로부터(랜덤하게) 추출되므로, 서로 중복되는 영역을 포함할 수도 있고, 병변 영역(110)의 내부, 경계, 또는 외부 영역을 포함하고 있을 수 있다.
- [0054] 또한, NxN 크기의 패치(200) 즉, 병변 정보 증강 패치 데이터를 구성함에 있어서, 추출된 각 샘플 영역(111, 112, 113)은 패치(200) 내에 순서대로 배치될 수도 있고, 임의의 위치에 배치될 수도 있다. 즉, 최종적으로 병변 정보 증강 패치 데이터는 소정의 크기를 가지는 샘플 영역을 NxN개 포함할 수 있다. 또한, 병변 정보 증강 패치 데이터는 병변 영역(110)의 내부, 경계, 또는 외부 영역을 모두 포함하는 샘플 영역들로 구성되므로, 병변의 텍스처 정보 및 병변의 경계에 대한 정보(예컨대, 경계선 특징 정보, 경계 영역의 텍스처 정보 등)를 모두 반영하여 구성될 수 있다.
- [0055] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따라 병변 영역을 포함하는 의료영상으로부터 생성된 병변 정보 증강 패치 데이터의 예시들을 나타낸 도면이다.
- [0056] 도 3을 참조하면, 컴퓨터는 상술한 바와 같이 병변 영역을 포함하는 의료영상(300)으로부터 샘플 영역들을 추출하여 NxN 크기의 병변 정보 증강 패치 데이터(310, 320, 330)를 생성할 수 있다.
- [0057] 예를 들어, 5x5 크기의 병변 정보 증강 패치 데이터(310)는 5x5개의 샘플 영역들을 포함할 수 있다. 9x9 크기의 병변 정보 증강 패치 데이터(320)는 9x9개의 샘플 영역들을 포함할 수 있다. 15x15 크기의 병변 정보 증강 패치 데이터(330)는 15x15개의 샘플 영역들을 포함할 수 있다.
- [0058] 이때, 병변 정보 증강 패치 데이터는 의료영상(300)의 크기와 동일한 크기를 가질 수 있다. 실시예에 따라서는 병변 정보 증강 패치 데이터의 크기를 소정의 크기로 정할 수도 있다.
- [0059] 예컨대, 병변 정보 증강 패치 데이터(310, 320, 330)가 의료영상(300)의 크기와 동일한 크기로 정해진 경우, NxN 크기의 패치 데이터에는 NxN개의 샘플 영역들을 포함할 수 있다. 이때, N 값이 커질수록 패치 데이터 내 샘플 영역의 크기는 작아질 수 있다. 즉, 5x5 크기의 병변 정보 증강 패치 데이터(310) 내 샘플 영역이 15x15 크기의 병변 정보 증강 패치 데이터(330) 내 샘플 영역보다 큰 크기를 가지는 것을 알 수 있다. 상술하였듯, 컴퓨터는 의료영상 내 포함된 병변의 크기, 모양, 특성 등에 따라 샘플 영역의 크기(예컨대, 5x5, 9x9, 15x15 크기 등)를 다양하게 설정하여 병변 정보 증강 패치를 생성할 수 있다.

- [0060] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 기반 병변 분류 방법을 적용할 수 있는 실시예로서, 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하고 학습을 수행하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0061] 도 4를 참조하면, 컴퓨터는 다양한 병변 영역을 포함하는 의료영상을 획득할 수 있다(S100).
- [0062] 일 실시예로, 컴퓨터는 물혹(cyst), 혈관종(hemangioma), 전이암(metastasis) 등의 다양한 병변군을 포함하고 있는 의료영상들을 획득할 수 있다.
- [0063] 컴퓨터는 의료영상 내 병변 영역으로부터 샘플 영역들을 추출하고(S200), 추출한 샘플 영역들을 이용하여 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성할 수 있다(S300).
- [0064] 일 실시예로, 컴퓨터는 각 병변군별 의료영상을 바탕으로, 각 의료영상 내 병변 영역에 대해 스케일링 또는/및 회전을 수행하여 다양한 병변 정보를 생성할 수 있다. 즉, 이와 같이, 각 의료영상 내 병변 영역에 대해서 반복적으로 스케일링 또는/및 회전을 수행함으로써 병변 정보를 증강시킬 수 있다. 따라서, 컴퓨터는 증강된 병변 정보를 포함한 병변 영역으로부터 추출된 샘플 영역들을 기초로 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성할 수 있다.
- [0065] 일반적으로 초소형 병변의 경우에는 영상적 특성을 추출하는 것이 쉽지 않은 문제점이 있다. 그러나, 본 발명의 실시예에서는 상술한 바와 같이 의료영상 내 포함된 병변 영역에 대해서 스케일링 또는/및 회전을 통해 병변 정보를 증강시켜서 병변 정보 증강 패치 데이터를 생성하므로, 초소형 병변의 경우라도 병변의 영상적 특성 및 경계에 대한 특징적 특성 등이 증강되어 나타난다. 따라서, 보다 효과적으로 초소형 병변의 정보를 추출할 수 있고, 나아가 병변에 대한 학습 효과를 향상시킬 수 있다.
- [0066] 본 발명의 실시예에 따르면, 학습 효율을 향상시키기 위해서, 학습데이터를 보강할 수 있다.
- [0067] 일 실시예로, 컴퓨터는 병변 정보 증강 패치 데이터를 기초로 생성적 적대 신경망을 이용한 학습을 수행하여, 병변 정보 증강 패치 데이터와 유사한 합성 데이터를 생성할 수 있다(S310). 이에 대한 구체적인 과정은 도 5를 참조하여 설명하도록 한다.
- [0068] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 생성적 적대 신경망을 이용하여 합성 데이터를 생성하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.
- [0069] 도 5를 참조하면, 컴퓨터는 생성기(Generator)(410) 및 감별기(Discriminator)(420)를 이용하여 생성적 적대 신경망을 구성하고, 이를 통해 학습을 수행할 수 있다.
- [0070] 일 실시예로, 생성기(410)는 병변 정보 증강 패치 데이터(400)(즉, 실제 데이터)를 이용하여 학습을 수행하고, 학습을 통해 거짓 데이터를 생성할 수 있다. 이때, 거짓 데이터는 병변 정보 증강 패치 데이터(400)(즉, 실제 데이터)에 가까운 거짓 데이터일 수 있다. 또한, 병변 정보 증강 패치 데이터(400)는 상술한 바와 같은 증강된 병변 정보를 포함하는 병변 정보 증강 패치 데이터일 수 있다.
- [0071] 감별기(420)는 생성기(410)에 의해 생성된 거짓 데이터가 실제인지 거짓인지 판별하도록 학습을 수행한다. 이때, 감별기(420)는 병변 정보 증강 패치 데이터(400)(즉, 실제 데이터)를 기초로 거짓 데이터의 진위여부를 판단하도록 학습을 수행한다.
- [0072] 감별기(420)의 판단 결과 실제가 아닌 거짓 데이터인 것으로 판단한 경우, 즉 생성기(410)가 감별기(420)를 속이지 못한 경우, 생성기(410)는 감별기(420)를 속이지 못한만큼의 에러를 줄이는 방향으로 다시 학습을 수행할 수 있다. 생성기(410)는 재학습을 통해 개선된 거짓 데이터를 생성할 수 있도록 한다. 이와 반대로, 감별기(420)의 판단 결과 실제 데이터인 것으로 판단한 경우, 즉 감별기(420)가 생성기(410)에게 속은 경우, 감별기(420)는 오답률(에러)을 줄이는 방향으로 다시 학습을 수행할 수 있다. 생성기(410)와 감별기(420)에서 이러한 과정이 반복되면서 실제에 가까운 거짓 데이터를 만들 수 있다.
- [0073] 컴퓨터는 최종적으로, 생성기(410)와 감별기(420)를 통한 생성적 적대 신경망을 이용한 학습을 수행하여, 병변 정보 증강 패치 데이터(400)에 가까운 합성 데이터(430)를 생성할 수 있다.
- [0074] 이때, 컴퓨터는 각 병변군에 대해 독립적으로 생성적 적대 신경망을 통한 학습을 수행하며, 학습 결과로서 각 병변군의 병변 정보 증강 패치 데이터와 유사한 합성 데이터를 반복적으로 생성할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터는 제1 병변군(예컨대, 물혹 병변군)에 대해 생성적 적대 신경망을 통한 학습을 수행하고, 그 결과 제1 병변군(예컨대, 물혹 병변군)의 병변 정보를 포함하는 합성 데이터를 생성할 수 있다. 또한, 컴퓨터는 혈관종 병변군 또는 전이암 병변군 각각에 대해 생성적 적대 신경망을 통한 학습을 수행하여 각각의 병변군 정보를 포함하는

합성 데이터를 생성할 수 있다.

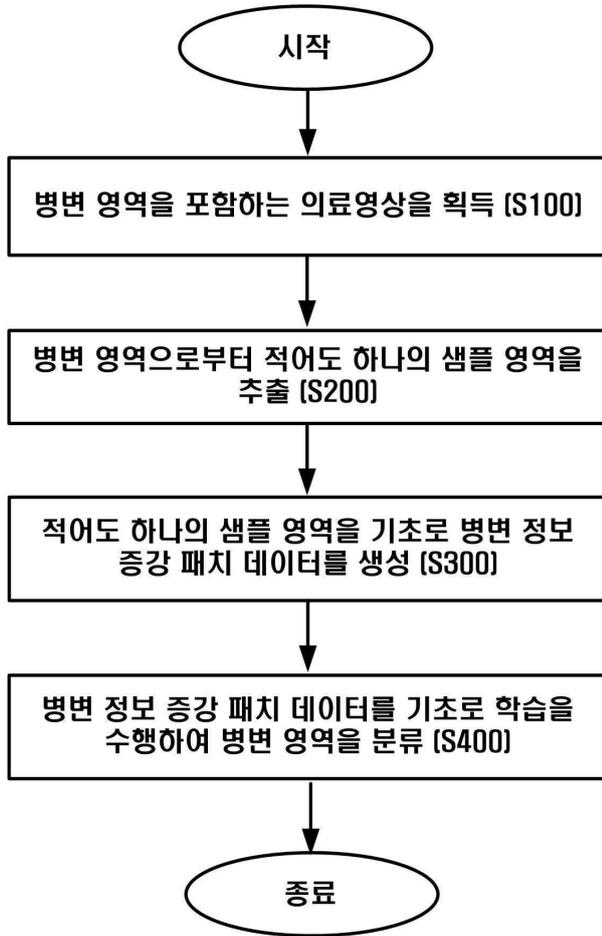
- [0075] 본 발명의 실시예에 따르면, 생성적 적대 신경망을 통한 학습을 수행함으로써 실제 데이터(병변 정보 증강 패치 데이터)와 가까운 합성 데이터를 추가적으로 생성할 수 있기 때문에, 소규모의 학습 데이터 셋을 가지는 경우에도 효과적으로 학습을 수행할 수 있게 된다.
- [0076] 다시 도 4를 참조하면, 컴퓨터는 단계 S300에서 생성된 병변 정보 증강 패치 데이터 및 단계 S310에서 생성된 합성 데이터를 기초로 학습을 수행하고, 의료영상 내 포함된 병변 영역을 분류할 수 있다(S400).
- [0077] 일 실시예로, 컴퓨터는 병변 정보 증강 패치 데이터 및/또는 합성 데이터를 학습데이터 셋으로 구성할 수 있다. 여기서, 병변 정보 증강 패치 데이터는 증강된 병변 정보를 포함하는 병변 정보 증강 패치 데이터일 수 있다.
- [0078] 그리고, 컴퓨터는 학습데이터 셋을 입력으로 하여 딥러닝(예컨대, CNN(Convolution Neural Network))을 이용한 학습을 수행할 수 있다. 컴퓨터는 학습의 결과로 병변을 분류할 수 있다. 예를 들어, 컴퓨터는 병변 정보 증강 패치 데이터 및/또는 합성 데이터로부터 병변의 텍스처 정보 및 병변의 경계 정보 중 적어도 하나를 특징맵으로 추출하고, 추출된 특징맵을 기초로 의료영상 내 포함된 병변 영역에 대한 분류를 수행할 수 있다. 예컨대, 의료영상 내 병변 영역이 나타내는 병변이 물혹인지, 전이암인지, 혈관종인지 등을 분류할 수 있다. 또는 의료영상 내 병변 영역이 나타내는 병변이 악성종양인지, 양성종양인지를 분류할 수 있다.
- [0079] 도 4의 실시예에서는 병변 분류를 위한 학습을 수행할 때, 학습데이터로서 병변 정보 증강 패치 데이터 및 합성 데이터를 모두 사용하는 것으로 설명하였으나, 이는 하나의 예시일 뿐이다. 다른 예에서는 학습데이터 셋으로 병변 정보 증강 패치 데이터만 사용하여 병변 분류를 위한 학습을 수행할 수도 있다. 또 다른 예에서는 학습데이터 셋으로 합성 데이터만 사용하여 병변 분류를 위한 학습을 수행할 수도 있다.
- [0080] 본 발명의 실시예에 따르면, 의료영상에 포함된 병변의 종류를 분류함으로써 질병(예컨대, 암, 전이암 등)의 조기진단을 예측하는데 이용할 수 있고 수술계획을 수립하는 등 전처리 작업에 효과적으로 이용할 수 있다.
- [0081] 본 발명의 실시예에 따르면, 의료영상 내에 포함된 초소형 병변의 경우에도 병변 정보의 증강을 통해서 효과적으로 병변의 특징을 추출할 수 있도록 한다. 또한, 병변 정보 증강 패치 데이터를 구성함으로써 유사한 특징을 가지는 병변들 간에도 정확하게 각 병변의 특징을 추출할 수 있고 이를 통해 정확한 병변 분류가 가능하다.
- [0082] 본 발명의 실시예에 따르면, 생성적 적대 신경망을 이용한 학습을 통해 실제 데이터(즉, 병변 정보 증강 패치 데이터)와 가까운 합성 데이터를 생성함으로써, 소규모 의료영상 자료를 가지는 경우에도 효과적으로 학습을 수행하여 병변 분류 모델을 생성할 수 있다.
- [0083] 한편, 종래에는 원본 의료영상으로 직접 학습을 수행하는데, 이 과정에서 초소형 병변의 크기 편향성으로 인해 물혹과 전이암 등과 같은 병변 종류에 대한 오분류가 발생하고, 원본 의료영상 내 병변의 밝기값 특성이 뚜렷하게 나타나지 않기 때문에 혈관종과 전이암 등과 같은 병변 종류에 대한 오분류가 발생하는 한계가 있었다.
- [0084] 그러나, 본 발명의 실시예에 따르면, 병변 정보 증강 패치를 통해 병변의 크기 편향성을 억제하므로, 물혹과 전이암 등과 같은 병변 종류에 대한 오분류를 줄이고, 병변의 밝기값 특성에 대한 학습 효율을 향상시킴으로써 혈관종과 전이암 등과 같은 병변 종류에 대한 오분류를 개선시킨다.
- [0085] 또한, 종래에는 학습을 수행함에 있어 소형 자료 집합으로 인해 학습 효율이 떨어지는 한계가 있었으나, 본 발명의 실시예에 따르면 생성적 적대 신경망을 이용한 학습을 수행함으로써 다양한 병변의 패턴을 가지는 합성 데이터를 대량 생성할 수 있다. 따라서, 딥러닝 기반의 학습을 수행함에 있어 학습 효과를 향상시킨다.
- [0086] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 기반 병변 분류 방법을 수행하는 장치(500)의 구성을 개략적으로 나타내는 도면이다.
- [0087] 도 6을 참조하면, 프로세서(510)는 하나 이상의 코어(core, 미도시) 및 그래픽 처리부(미도시) 및/또는 다른 구성 요소와 신호를 송수신하는 연결 통로(예를 들어, 버스(bus) 등)를 포함할 수 있다.
- [0088] 일 실시예에 따른 프로세서(510)는 메모리(520)에 저장된 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써, 도 1 내지 도 5와 관련하여 설명된 학습 기반 병변 분류 방법을 수행한다.
- [0089] 일례로, 프로세서(510)는 메모리(520)에 저장된 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써 병변 영역을 포함하는 의료영상을 획득하는 단계, 상기 의료영상 내 상기 병변 영역으로부터 적어도 하나의 샘플 영역을 추출하는 단계, 상기 적어도 하나의 샘플 영역을 기초로 병변 정보 증강 패치(Lesion Information Augmented patch) 데이

터를 생성하는 단계, 및 상기 병변 정보 증강 패치 데이터를 기초로 학습을 수행하여 상기 의료영상 내 병변 영역을 분류하는 단계를 수행할 수 있다.

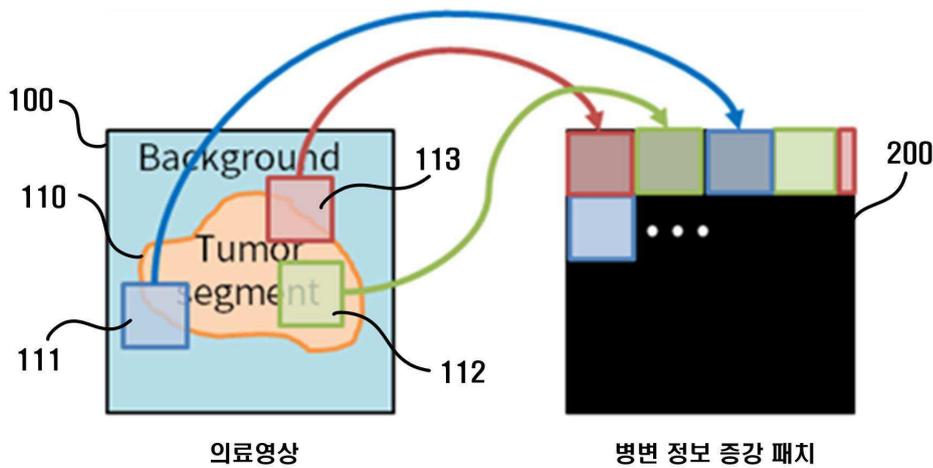
- [0090] 한편, 프로세서(510)는 프로세서(510) 내부에서 처리되는 신호(또는, 데이터)를 일시적 및/또는 영구적으로 저장하는 램(RAM: Random Access Memory, 미도시) 및 롬(ROM: Read-Only Memory, 미도시)을 더 포함할 수 있다. 또한, 프로세서(510)는 그래픽 처리부, 램 및 롬 중 적어도 하나를 포함하는 시스템온칩(SoC: system on chip) 형태로 구현될 수 있다.
- [0091] 메모리(520)에는 프로세서(510)의 처리 및 제어를 위한 프로그램들(하나 이상의 인스트럭션들)을 저장할 수 있다. 메모리(520)에 저장된 프로그램들은 기능에 따라 복수 개의 모듈들로 구분될 수 있다.
- [0092] 이상에서 전술한 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 기반 병변 분류 방법은, 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어 실행되기 위해 프로그램(또는 어플리케이션)으로 구현되어 매체에 저장될 수 있다.
- [0093] 상기 전술한 프로그램은, 상기 컴퓨터가 프로그램을 읽어 들여 프로그램으로 구현된 상기 방법들을 실행시키기 위하여, 상기 컴퓨터의 프로세서(CPU)가 상기 컴퓨터의 장치 인터페이스를 통해 읽힐 수 있는 C, C++, JAVA, 기계어 등의 컴퓨터 언어로 코드화된 코드(Code)를 포함할 수 있다. 이러한 코드는 상기 방법들을 실행하는 필요한 기능들을 정의한 함수 등과 관련된 기능적인 코드(Functional Code)를 포함할 수 있고, 상기 기능들을 상기 컴퓨터의 프로세서가 소정의 절차대로 실행시키는데 필요한 실행 절차 관련 제어 코드를 포함할 수 있다. 또한, 이러한 코드는 상기 기능들을 상기 컴퓨터의 프로세서가 실행시키는데 필요한 추가 정보나 미디어가 상기 컴퓨터의 내부 또는 외부 메모리의 어느 위치(주소 번지)에서 참조되어야 하는지에 대한 메모리 참조관련 코드를 더 포함할 수 있다. 또한, 상기 컴퓨터의 프로세서가 상기 기능들을 실행시키기 위하여 원격(Remote)에 있는 어떠한 다른 컴퓨터나 서버 등과 통신이 필요한 경우, 코드는 상기 컴퓨터의 통신 모듈을 이용하여 원격에 있는 어떠한 다른 컴퓨터나 서버 등과 어떻게 통신해야 하는지, 통신 시 어떠한 정보나 미디어를 송수신해야 하는지 등에 대한 통신 관련 코드를 더 포함할 수 있다.
- [0094] 상기 저장되는 매체는, 레지스터, 캐쉬, 메모리 등과 같이 짧은 순간 동안 데이터를 저장하는 매체가 아니라 반 영구적으로 데이터를 저장하며, 기기에 의해 판독(reading)이 가능한 매체를 의미한다. 구체적으로는, 상기 저장되는 매체의 예로는 ROM, RAM, CD-ROM, 자기 테이프, 플로피디스크, 광 데이터 저장장치 등이 있지만, 이에 제한되지 않는다. 즉, 상기 프로그램은 상기 컴퓨터가 접속할 수 있는 다양한 서버 상의 다양한 기록매체 또는 사용자의 상기 컴퓨터상의 다양한 기록매체에 저장될 수 있다. 또한, 상기 매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어, 분산방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장될 수 있다.
- [0095] 본 발명의 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 발명이 속하는 기술 분야에서 잘 알려진 임의의 형태의 컴퓨터 판독가능 기록매체에 상주할 수도 있다.
- [0096] 이상, 첨부된 도면을 참조로 하여 본 발명의 실시예를 설명하였지만, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 기술자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로, 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며, 제한적이 아닌 것으로 이해해야만 한다.

도면

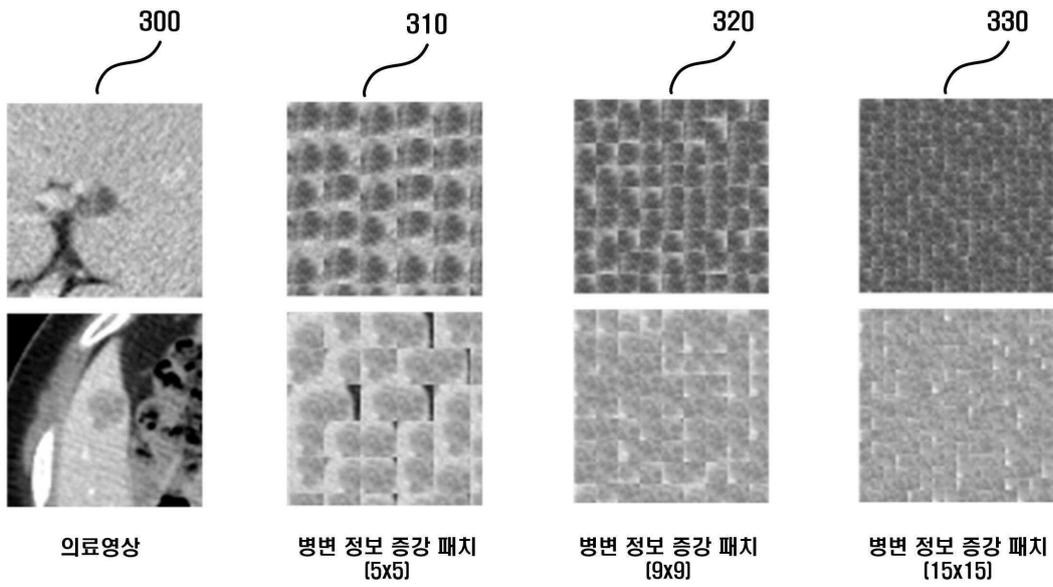
도면1



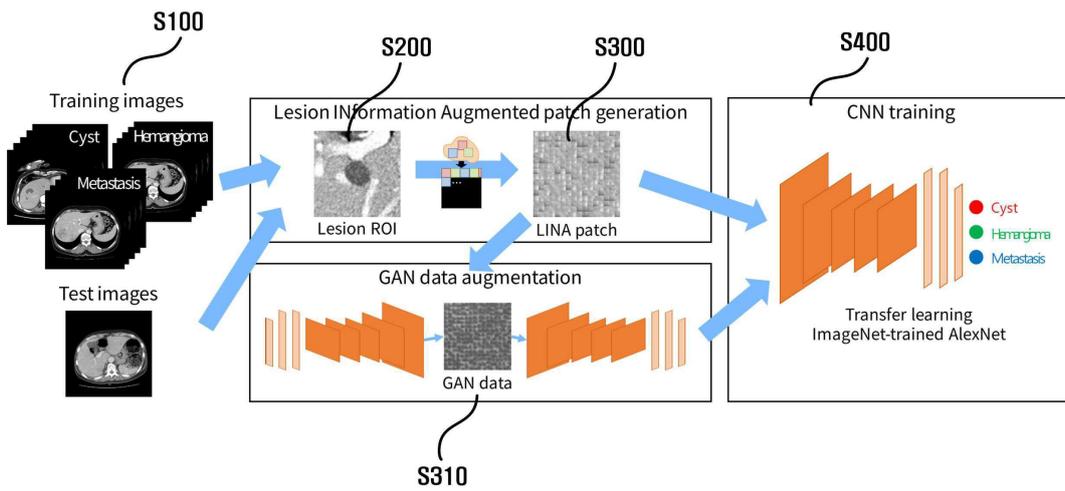
도면2



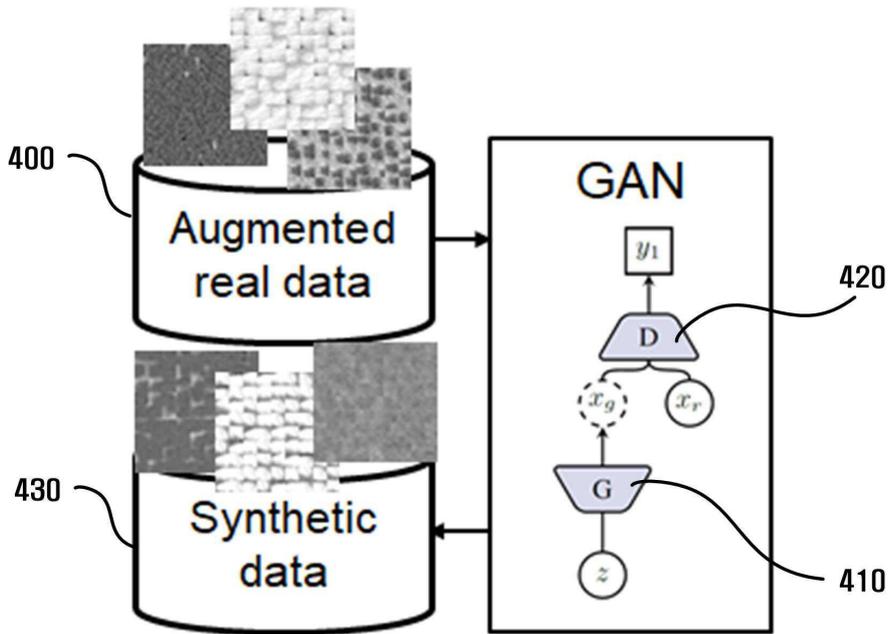
도면3



도면4



도면5



도면6

