(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0117041
(43) 공개일자 2023년08월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 6/00 (2006.01) *G06T 5/40* (2006.01)
G06T 7/00 (2017.01) *G16H 10/60* (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01) *G16H 50/70* (2018.01)
G16H 50/80 (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 6/5217 (2020.08)
A61B 6/50 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0010303
(22) 출원일자 2023년01월26일
심사청구일자 2023년01월26일
(30) 우선권주장
1020220013013 2022년01월28일 대한민국(KR)

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
김재영
경기도 안산시 단원구 적금로 123, 고대안산병원 의생명연구소
이기열
경기도 안산시 단원구 적금로 123, 고대안산병원 영상의학과
(74) 대리인
특허법인 티앤아이

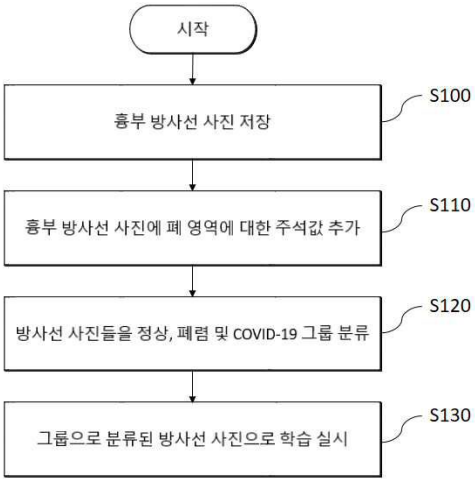
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 **방사선 영상으로 코로나19 감염자를 분류하는 인공신경망 학습 방법**

(57) 요 약

본 명세서는 흉부 영역 방사선 사진으로 COVID-19 환자를 실시간으로 분류 가능한 인공 신경망을 학습시킬 수 있는 방법을 개시한다. 본 명세서에 따른 COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법은, (a) 프로세서가 흉부 방사선 사진들을 메모리에 저장하는 단계; (b) 프로세서가 상기 메모리에 저장된 각각의 흉부 방사선 사진에 폐 영역에 대한 주석값을 추가하여 저장하는 단계; (c) 프로세서가 상기 방사선 사진들을 정상, 폐렴 및 COVID-19 그룹으로 분류하여 상기 메모리에 저장하는 단계; 및 (d) 프로세서가 상기 메모리에 저장된 방사선 사진 중 적어도 일부를 신경망 모델에 입력하여 COVID-19 감염자 식별 모델로 학습시키는 단계;를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06T 5/40 (2023.01)
G06T 7/0012 (2013.01)
G16H 10/60 (2021.08)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)
G16H 50/80 (2018.01)
G06T 2207/10116 (2013.01)
G06T 2207/20081 (2013.01)
G06T 2207/30061 (2013.01)

명 세 서

청구범위

청구항 1

(a) 프로세서가 흉부 방사선 사진들을 메모리에 저장하는 단계;

(b) 프로세서가 상기 메모리에 저장된 각각의 흉부 방사선 사진에 폐 영역에 대한 주석값을 추가하여 저장하는 단계;

(c) 프로세서가 상기 방사선 사진들을 정상, 폐렴 및 COVID-19 그룹으로 분류하여 상기 메모리에 저장하는 단계; 및

(d) 프로세서가 상기 메모리에 저장된 방사선 사진 중 적어도 일부를 신경망 모델에 입력하여 COVID-19 감염자 식별 모델로 학습시키는 단계;를 포함하는, COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 (b) 단계는, 프로세서가 U-net 모델을 이용하여 흉부 방사선 사진에서 폐영역을 분리하는 단계인, COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법.

청구항 3

청구항 1에 있어서,

상기 (c) 단계는, 프로세서가 각 그룹별 학습 데이터, 유효성 검증 데이터 및 테스트 데이터로 나누어 상기 메모리에 저장하는 단계이며,

상기 (d) 단계는, 프로세서가 상기 메모리에 저장된 방사선 사진 중 각 그룹별 학습 데이터를 신경망 모델에 입력하여 COVID-19 감염자 식별 모델로 학습시키는 단계인, COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법.

청구항 4

청구항 3에 있어서,

상기 (c) 단계는, 프로세서가 각 그룹별 학습 데이터, 유효성 검증 데이터 및 테스트 데이터를 5:2:3의 비율로 상기 메모리에 저장하는 단계인, COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법.

청구항 5

청구항 1에 있어서,

상기 신경망 모델은, 4개의 합성곱 층(Convolution Layer)으로 구성되고, 매개변수는 Batchsize = 8, Epoch = 160, Optimizer = SGD, momentum = 0.9, Learning rate (LR) = 0.0015, Validation Split = 0.2으로 설정된 것을 특징으로 하는, COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법.

청구항 6

컴퓨터에서 청구항 1 내지 청구항 5 중 어느 한 청구항에 따른 COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법의 각 단계들을 수행하도록 작성되어 컴퓨터로 독출 가능한 기록 매체에 기록된 컴퓨터프로그램.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 COVID-19 환자를 분류하기 인공지능에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 이 부분에 기술된 내용은 단순히 본 명세서에 기재된 실시예에 대한 배경 정보를 제공할 뿐 반드시 종래 기술을 구성하는 것은 아니다.

[0003] 딥러닝기술의 비약적인 발전과 의사 수의 부족, 진료의 효과성, 안전성에 대한 소비자의 기대가 복합되어 헬스케어의 다양한 분야에서 인공지능 기술에 대한 적용이 활발하게 일어나고 있다. 특히, 의료영상 분야에서는 이미 인공지능 기술이 의사와 대등한 수준에 이르렀다는 것이 많은 연구에서 입증되고 있으며, 의료영상 AI(Artificial Intelligence)기술은 육안으로 확인할 수 없는 세밀한 부분까지 파악하여 치료의 안전성과 효과성을 높이고 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0004] (특허문헌 0001) 공개특허공보 제10-2021-0128252호 (2021.10.26)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 명세서는 흉부 영역 방사선 사진으로 COVID-19 환자를 실시간으로 분류 가능한 인공 신경망을 학습시킬 수 있는 방법을 제공하는 것을 목적으로 한다.

[0006] 본 명세서는 상기 언급된 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0007] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 명세서에 따른 COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법은, (a) 프로세서가 흉부 방사선 사진들을 메모리에 저장하는 단계; (b) 프로세서가 상기 메모리에 저장된 각각의 흉부 방사선 사진에 폐 영역에 대한 주석값을 추가하여 저장하는 단계; (c) 프로세서가 상기 방사선 사진들을 정상, 폐렴 및 COVID-19 그룹으로 분류하여 상기 메모리에 저장하는 단계; 및 (d) 프로세서가 상기 메모리에 저장된 방사선 사진 중 적어도 일부를 신경망 모델에 입력하여 COVID-19 감염자 식별 모델로 학습시키는 단계;를 포함할 수 있다.

[0008] 본 명세서의 일 실시예에 따르면, 상기 (b) 단계는, 프로세서가 U-net 모델을 이용하여 흉부 방사선 사진에서 폐 영역을 분리하는 단계일 수 있다.

[0009] 본 명세서의 일 실시예에 따르면, 상기 (c) 단계는, 프로세서가 각 그룹별 학습 데이터, 유효성 검증 데이터 및 테스트 데이터로 나누어 상기 메모리에 저장하는 단계이며, 상기 (d) 단계는, 프로세서가 상기 메모리에 저장된 방사선 사진 중 각 그룹별 학습 데이터를 신경망 모델에 입력하여 COVID-19 감염자 식별 모델로 학습시키는 단계일 수 있다.

[0010] 본 명세서의 일 실시예에 따르면, 상기 (c) 단계는, 프로세서가 각 그룹별 학습 데이터, 유효성 검증 데이터 및 테스트 데이터를 5:2:3의 비율로 상기 메모리에 저장하는 단계일 수 있다.

[0011] 본 명세서의 일 실시예에 따르면, 상기 신경망 모델은, 4개의 합성곱 층(Convolution Layer)으로 구성되고, 매개변수는 Batchsize = 8, Epoch = 160, Optimizer = SGD, momentum = 0.9, Learning rate (LR) = 0.0015, Validation Split = 0.2으로 설정될 수 있다.

[0012] 본 명세서에 따른 COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법은, 컴퓨터에서 각 단계들을 수행하도록 작성되어 컴퓨터로 독출 가능한 기록 매체에 기록된 컴퓨터프로그램의 형태로 구현될 수 있다.

[0013] 본 발명의 기타 구체적인 사항들은 상세한 설명 및 도면들에 포함되어 있다.

발명의 효과

[0014] 본 명세서의 일 측면에 따르면, 개발된 인공지능 소프트웨어 기반으로 요즘 문제가 되고 있는 COVID-19 환자에 대한 실시간 분류 및 진단의 정확도를 높임으로써 환자를 정밀하게 선별할 수 있고, 선별진료소의 진단에 소요되는 시간을 줄일 수 있어 진단의 패러다임을 바꿀 수 있다.

[0015] 본 명세서의 다른 측면에 따르면, 인공지능 헬스케어는 세계적으로 활발하게 연구개발되고 있는 시장으로, 본 제안서에서 제안하는 소프트웨어를 통해 글로벌 인공지능 헬스케어 시장으로 진출할 수 있는 아이템을 확보할 수 있다.

[0016] 본 명세서의 또 다른 측면에 따르면, 단순 병원 시스템 연동뿐 아니라, 타블렛, 휴대폰 연동 등을 통한 이동형 시스템의 인터페이스 확보 및 원격진료 등을 위한 최적의 사용성 제공할 수 있다.

[0017] 본 명세서의 또 다른 측면에 따르면, COVID-19 등 감염병 질환에 대한 정확한 진단과 실시간 격리 프로토콜 구축이 가능한 소프트웨어를 통해 국민의 삶의 질 및 보건 복지 향상을 꾀함은 물론, 골든 타임을 놓쳐 국가적 의료비용이 많이 소모되는 것을 방지할 수 있다.

[0018] 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

[0019] 도 1은 본 명세서의 일 실시예에 따른 COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법의 흐름도이다.

도 2는 폐 영역을 표시한 예시 이미지이다.

도 3은 흉부 방사선 사진에서 폐 영역을 추축하는 과정의 참고도이다.

도 4는 본 명세서에 따른 학습 방법에 의해 생성된 COVID-19 감염자 식별 모델의 참고도이다.

도 5는 COVID-19 감염자 식별 모델을 활용한 검역소의 참고도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0020] 본 명세서에 개시된 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나, 본 명세서가 이하에서 개시되는 실시예들에 제한되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 명세서의 개시가 완전하도록 하고, 본 명세서가 속하는 기술 분야의 통상의 기술자(이하 '당업자')에게 본 명세서의 범주를 완전하게 알려 주기 위해 제공되는 것이며, 본 명세서의 권리 범위는 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.

[0021] 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 명세서의 권리 범위를 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.

[0022] 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.

[0023] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 명세서가 속하는 기술분야의 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.

[0024] 본 명세서에서 사용하는 용어를 미리 정의한다. 본 명세서에서 "모델"이란 신경망 모델을 의미한다. 인공 신경망(Artificial Neural Network, ANN)은 인간의 뇌를 구성하고 있는 뉴런들을 수학적으로 모델링한 인공 뉴런들을 서로 연결하여 인공 지능을 구현한 것이다. 일 예로, 인공 신경망은 합성곱 신경망(Convolutional neural

network, CNN)을 사용한 딥러닝 기술이 있다. 본 명세서에서 "방사선 사진"이란 방사선을 이용하여 촬영한 사진을 의미한다. 상기 방사선 사진은 CT 및 MRI 촬영과 달리 단층 촬영 이미지와 구분될 수 있다. 특히, 본 명세서에서 방사선 사진은 흉부 영역에 대한 사진이며, 폐 영역을 포함하고 있다. 본 명세서에서 "학습"이란 인공 지능 모델이 특정 값을 출력할 수 있는 기능을 가지도록 파라미터값을 변화시키는 과정을 의미한다. 따라서, 본 명세서에서 인공 지능 모델의 학습이 완료되면 기존 인공 신경망은 COVID-19 감염자를 식별할 수 있는 모델이 될 수 있다.

[0025] 이하에서 설명될 COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법은, 저장, 산출 및 다양한 처리 로직을 실행하기 위해 본 발명이 속한 기술분야에 알려진 프로세서, ASIC(application-specific integrated circuit), 다른 칩셋, 논리 회로, 레지스터, 통신 모뎀, 데이터 처리 장치 등을 포함할 수 있다. 또한, 상술한 로직이 소프트웨어로 구현될 때, 상기 프로세서 등은 프로그램 모듈의 집합으로 구현될 수 있다. 이 때, 프로그램 모듈은 메모리 장치에 저장되고, 프로세서에 의해 실행될 수 있다. 이하 본 명세서에 따른 COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법은 프로세서에 의해 실행되는 것을 기준을 설명한다. 그러나 본 명세서에 따른 COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법이 이하 설명될 예시에 제한되는 것은 아니다.

[0026] 상기 컴퓨터프로그램은, 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++, C#, JAVA, Python, 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.

[0027] 상기 저장되는 매체는, 레지스터, 캐쉬, 메모리 등과 같이 짧은 순간 동안 데이터를 저장하는 매체가 아니라 반영구적으로 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.

[0028] 도 1은 본 명세서의 일 실시예에 따른 COVID-19 감염자 식별 모델 학습 방법의 흐름도이다.

[0029] 도 1을 참조하면, 단계 S100에서 프로세서는 흉부 방사선 사진들을 메모리에 저장할 수 있다. 상기 흉부 방사선 사진들은 고려대학교 X-ray dataset, Japanese Society of Radiological Technology Dataset, NIH x-ray dataset 등에서 얻을 수 있다.

[0030] 단계 S110에서 프로세서는 상기 메모리에 저장된 각각의 흉부 방사선 사진에 폐 영역에 대한 주석값(annotation)을 추가하여 저장할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 상기 폐 영역에 대한 주석값은 흉부외과 전문의가 흉부 방사선 사진에서 폐 영역을 표시하여 생성될 수 있다. 도 2는 폐 영역을 표시한 예시 이미지이다. 참고로 도 2의 (a)는 COVID-19 감염자의 흉부 방사선 사진이고, 도 2의 (b)는 정상 상태의 흉부 방사선 사진이다. 다른 실시예에 따르면, 상기 프로세서는 U-net 모델을 이용하여 흉부 방사선 사진에서 폐영역을 분리할 수 있다. U-net은 디코더 네트워크가 뒤에 오는 인코더 네트워크 아키텍처를 가졌으며, 심층 네트워크의 최종 결과는 유일한 중요한 분류와 달리 의미론적 분할에 대한 픽셀 수준에서의 식별뿐만 아니라 인코더의 여러 단계에서 학습된 식별 기능을 픽셀 공간에 투영하는 메커니즘을 의미한다. 일반적으로 컨볼루션 블록을 적용한 다음 최대 풀 다운 샘플링을 적용하여 입력 이미지를 여러 수준의 기능으로 표현하며, 여러 입력 이미지를 여러 수준의 기능 표현으로 인코딩하는 사전 훈련된 분류 네트워크를 의미한다. 도 3은 흉부 방사선 사진에서 폐 영역을 추축하는 과정의 참고도이다.

[0031] 다음으로, 단계 S120에서 프로세서는 상기 방사선 사진들을 정상, 폐렴 및 COVID-19 그룹으로 분류하여 상기 메모리에 저장할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 프로세서는 각 그룹별 학습 데이터(training set), 유효성 검증 데이터(validation set) 및 테스트 데이터(test set)로 나누어 상기 메모리에 저장할 수 있다. 상기 학습 데이

터는 모델을 학습하기 위한 데이터 세트이고, 상기 유효성 검증 데이터는 학습이 완료된 모델을 검증하기 위한 데이터 세트이고, 상기 테스트 데이터는 학습과 검증이 완료된 모델의 성능을 평가하기 위한 데이터 세트이다. 바람직하게, 프로세서는 각 그룹별 학습 데이터, 유효성 검증 데이터 및 테스트 데이터를 5:2:3의 비율로 상기 메모리에 저장할 수 있다.

[0032] 다음 단계 S130에서 프로세서는 상기 메모리에 저장된 방사선 사진 중 적어도 일부를 신경망 모델에 입력하여 COVID-19 감염자 식별 모델로 학습시킬 수 있다. 이 경우, 프로세서는 상기 메모리에 저장된 방사선 사진 중 각 그룹별 학습 데이터를 신경망 모델에 입력하여 COVID-19 감염자 식별 모델로 학습시킬 수 있다.

[0033] 한편, 본 명세서에 따른 인공 신경망은, 상기 신경망 모델은, 4개의 합성곱 층(Convolution Layer)으로 구성될 수 있다. 일반적인 VGG16 모델은 5개의 합성곱 층으로 구성되지만, 본 명세서에 따른 인공 신경망은 4개의 합성곱 층(Convolution Layer)으로 구성하여 4개의 dropout된 데이터를 평탄화 레이어에 연결하여 최종적으로 정상(Normal), 폐렴(Pneumonia), COIVD-19 환자를 분류할 수 있게 구성하였다. 또한, 본 명세서에 따른 인공 신경망의 매개변수는 Batchsize = 8, Epoch = 160, Optimizer = SGD, momentum = 0.9, Learning rate (LR) = 0.0015, Validation Split = 0.2으로 설정될 수 있다. 각 매개변수는 인공지능의 성능을 높이기 위한 학습 파라미터세팅으로 Batchsize 는 multi-layer perceptron(MLP) 모델을 학습할 때 필요한 데이터 개수의 단위이다. 따라서 본 명세서에 따른 신경망은 학습할 때 8 개의 데이터를 이용해 첫 번째로 학습하고 그 다음으로 8개의 데이터를 이용해 두 번째로 학습을 하며 이렇게 마지막 데이터까지 반복해 학습을 진행할 수 있다. EPOCH는 mini batch 1개 단위(8개의 데이터)로 back propagation 을 이용해 학습 가중값을 업데이트 하는데, EPOCH는 존재하고 있는 mini-batch 전부를 이용하는 횟수를 의미한다. 즉, 본 명세서에 따른 인공 신경망은 전체 데이터셋을 160번 반복해 학습할 수 있다. Optimizer는 back propagation을 이용해 파라미터 업데이트를 할 때 이용하는 것으로, 본 명세서에 따른 인공 신경망은 SGD(stochastic gradient descent)로 설정될 수 있다. momentum은 optimizer의 관성을 나타내는 것으로, 본 명세서에 따른 인공 신경망의 momentum은 0.5로 설정될 수 있다. learning rate는 '학습률'로서 한 번 학습할 때 얼마만큼 학습해야 하는지 학습 양을 의미한다. 본 명세서에 따른 인공 신경망의 학습률은 0.0015로 설정될 수 있다. validation split은 학습 데이터에서 검증 데이터 분할 비율을 설정하는 것이다.

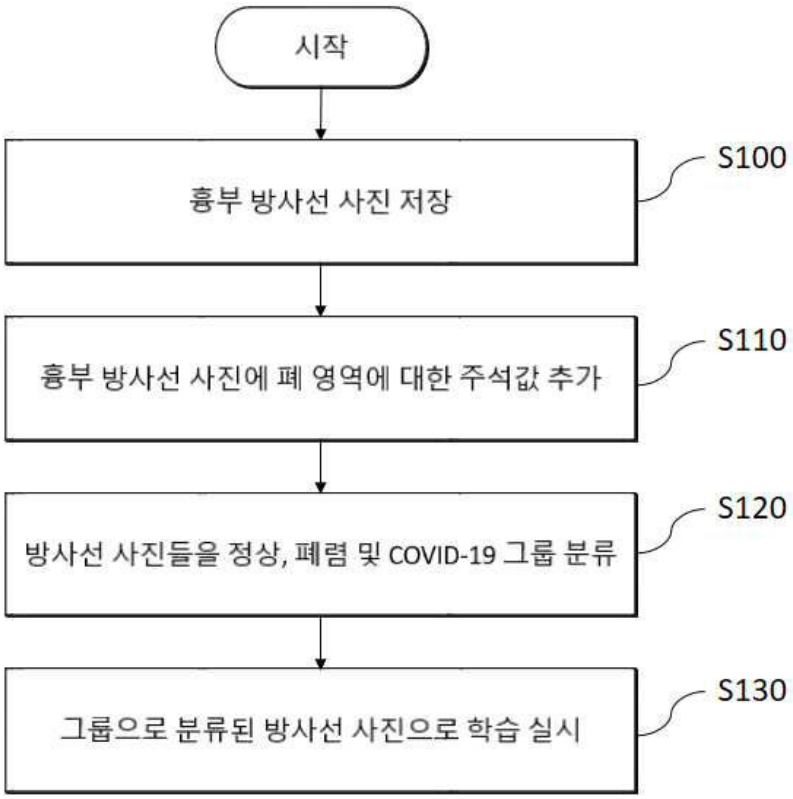
[0034] 도 4는 본 명세서에 따른 학습 방법에 의해 생성된 COVID-19 감염자 식별 모델의 참고도이다.

[0035] 도 5는 COVID-19 감염자 식별 모델을 활용한 검역소의 참고도이다.

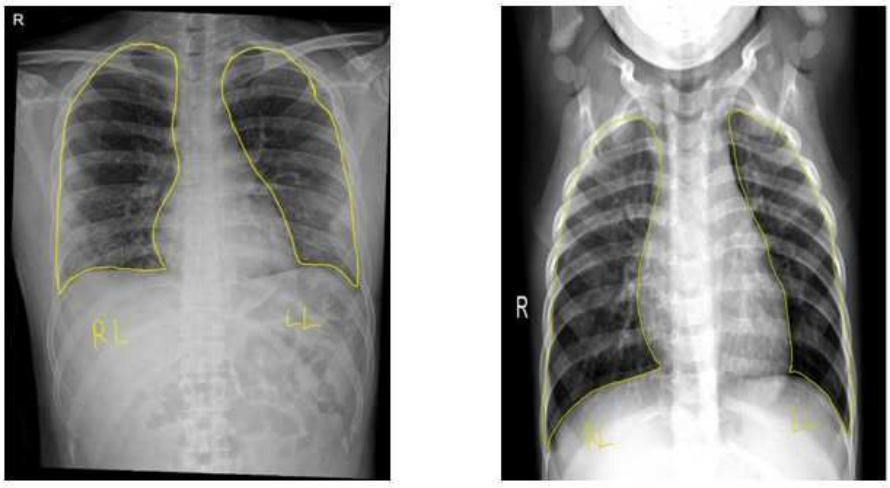
[0036] 이상, 첨부된 도면을 참조로 하여 본 명세서의 실시예를 설명하였지만, 본 명세서가 속하는 기술분야의 통상의 기술자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로, 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며, 제한적이 아닌 것으로 이해해야만 한다.

도면

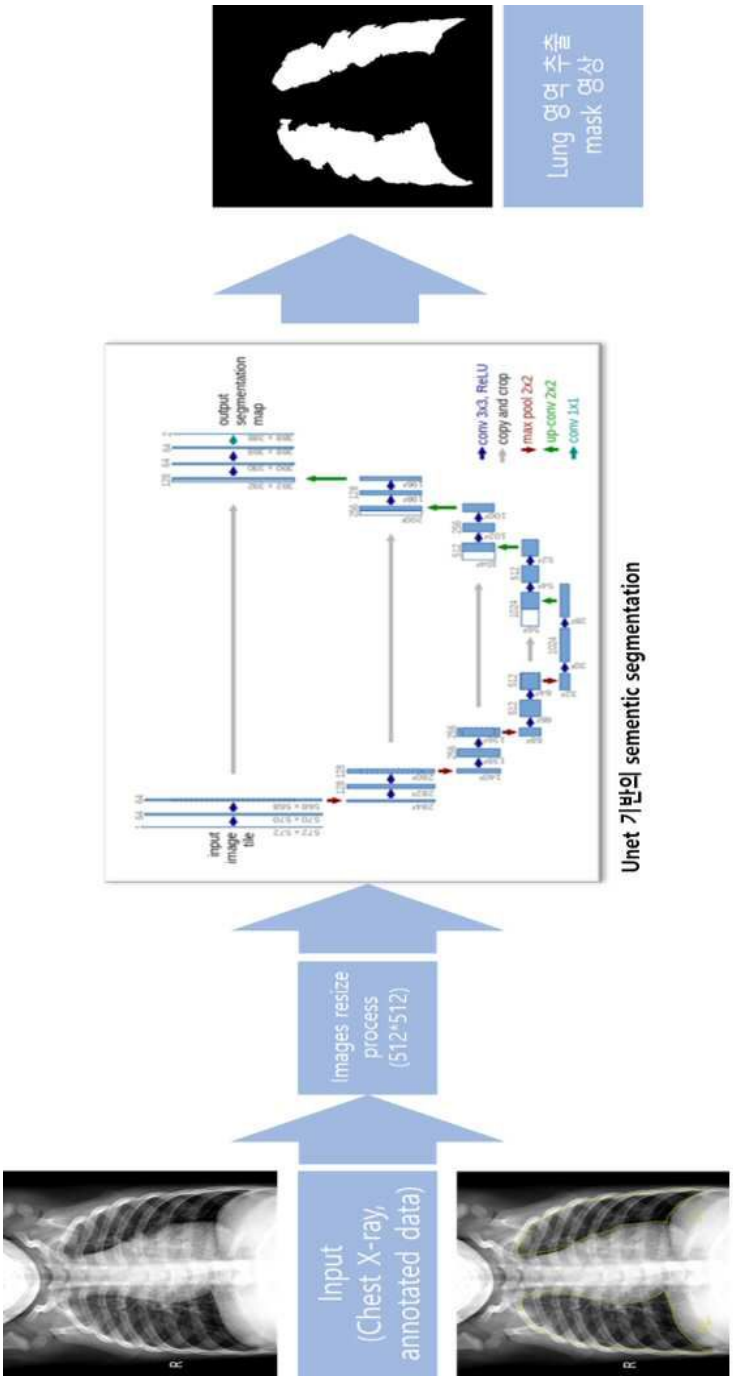
도면1


시작
흉부 방사선 사진 저장
S100
흉부 방사선 사진에 폐 영역에 대한 주석값 추가
S110
방사선 사진들을 정상, 폐렴 및 COVID-19 그룹 분류
S120
그룹으로 분류된 방사선 사진으로 학습 실시
S130

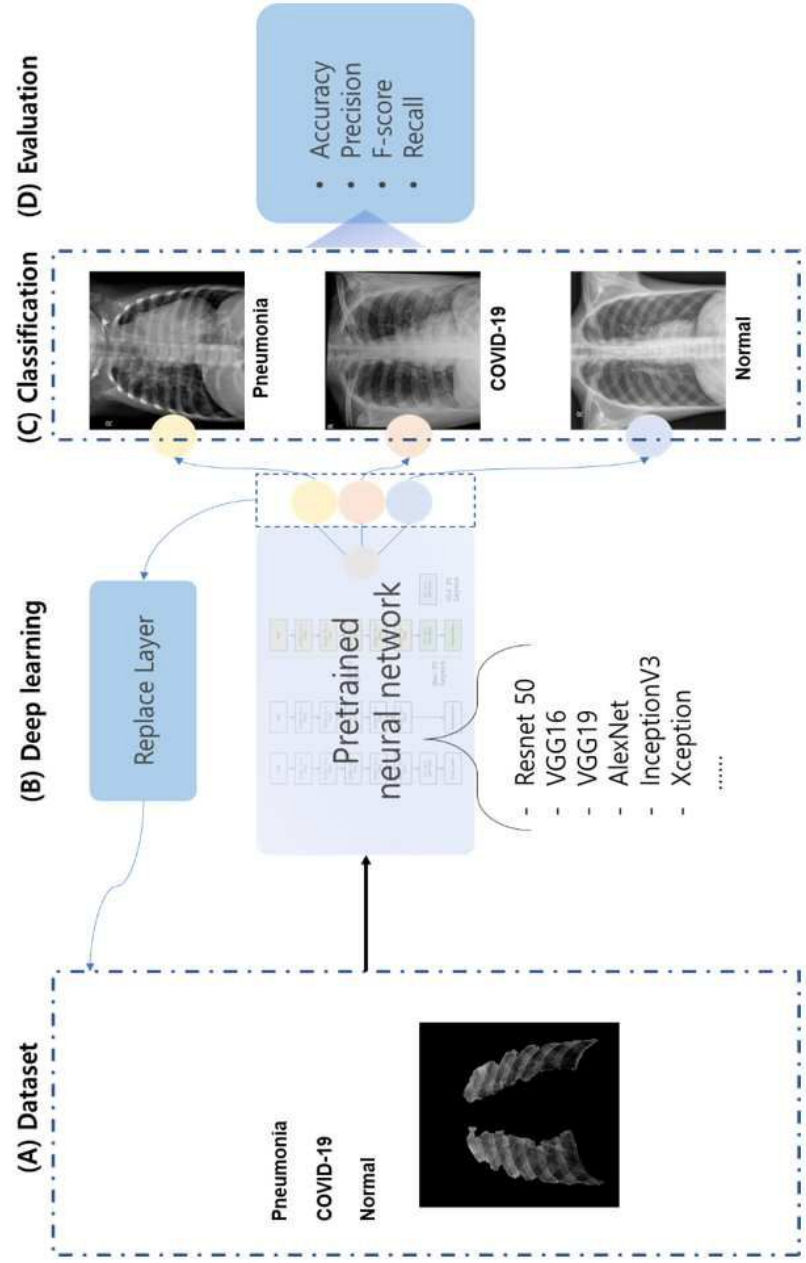
도면2


R
R
(a)
(b)

도면3


Input
(Chest X-ray,
annotated data)
Images resize
process
(512*512)
Unet 기반의 sementic segmentation
conv 3x3, ReLU
copy and crop
max pool 2x2
up-conv 2x2
conv 1x1
output
segmentation
map
input
image
tile
Lung 영역 추출
mask 영상

도면4


(D) Evaluation
Accuracy
Precision
F-score
Recall
(C) Classification
Pneumonia
COVID-19
Normal
(B) Deep learning
Replace Layer
Pretrained neural network
Resnet 50
VGG16
VGG19
AlexNet
InceptionV3
Xception
.....
(A) Dataset
Pneumonia
COVID-19
Normal

도면5

