(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0100004
(43) 공개일자 2024년07월01일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 1/04 (2006.01) *A61B 1/00* (2017.01)
A61B 1/045 (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 1/041 (2013.01)
A61B 1/000094 (2023.05)
(21) 출원번호 10-2022-0182020
(22) 출원일자 2022년12월22일
심사청구일자 2022년12월22일

(71) 출원인
한림대학교 산학협력단
강원도 춘천시 한림대학길 1, 한림대학교(옥천동)
(72) 발명자
장현주
서울특별시 양천구 목동서로 70 목동신시가지아파트2단지 215동 604호
양영주
강원도 춘천시 삭주로 77 춘천성심병원
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인본

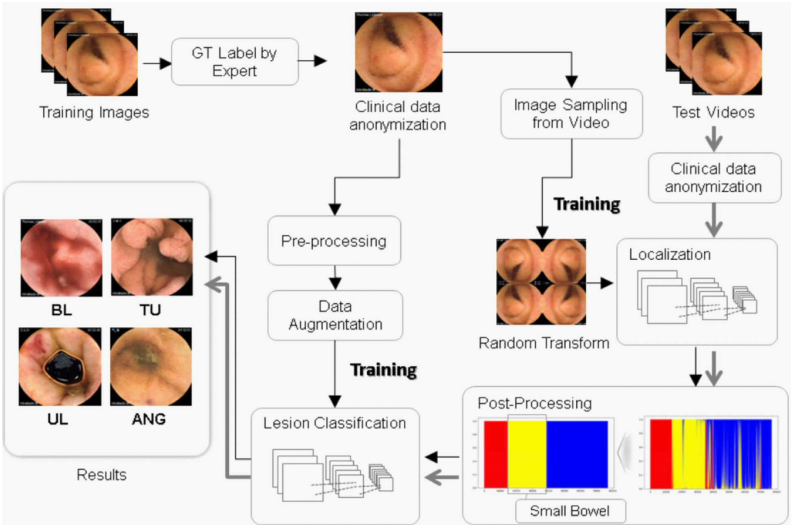
전체 청구항 수 : 총 13 항

(54) 발명의 명칭 **내시경 이미지를 바탕으로 병변을 진단하는 전자 장치의 제어 방법, 컴퓨터 프로그램, 및 전자 장치**

(57) 요 약

본 발명은 내시경 이미지를 바탕으로 병변을 진단하는 전자 장치의 제어 방법, 컴퓨터 프로그램, 및 전자 장치에 관한 것으로, 특히, 제어 방법은, 전자 장치가, 캡슐 내시경으로부터 연속적으로 촬영된 복수의 이미지를, 기 학습된 병변 판단 모델에 입력하여 출력을 획득하는 단계, 및 전자 장치가, 병변 판단 모델의 출력을 바탕으로, 복수의 이미지 중 병변이 포함된 병변 이미지를 식별하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도4



(52) CPC특허분류
A61B 1/000096 (2023.05)
A61B 1/00016 (2013.01)
A61B 1/045 (2022.02)

(72) 발명자
조범주
서울특별시 구로구 신도림로 78, 309동 1701호(신도림 3차동아아파트)
박태용
서울특별시 관악구 인헌12길 46-1 은천아파트 101동 301호
김진배
서울특별시 강남구 압구정로73길 32, 202호(청담동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711174371
과제번호	KD000235
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	범부처전주기의료기기연구개발사업단
연구사업명	범부처전주기의료기기연구개발(과기부)
연구과제명	소장 출혈이 의심되는 환자에서 국산 양방향 MiroCam MC2000 캡슐내시경과 글로벌제품인 단일방향 PillCam SB3 캡슐내시경의 전향 무작위 다기관 비교 연구 : 캡슐인공지능영상연구회 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한림대학교산학협력단
연구기간	2020.09.01 ~ 2022.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

내시경 이미지를 바탕으로 병변을 진단하는 전자 장치의 제어 방법에 있어서,

상기 전자 장치가, 캡슐 내시경으로부터 연속적으로 촬영된 복수의 이미지를, 기 학습된 병변 판단 모델에 입력하여 출력을 획득하는 단계; 및

상기 전자 장치가, 상기 병변 판단 모델의 출력을 바탕으로, 상기 복수의 이미지 중 병변이 포함된 병변 이미지를 식별하는 단계;를 포함하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 병변 판단 모델은,

적어도 하나의 병변에 대한 진단 이력이 존재하는 환자의 내시경 이미지, 상기 환자의 병변을 포함하는 이미지에 의한 촬영 영역, 및 상기 환자의 내시경 이미지에 대한 의료진의 진단 정보 중 적어도 하나를 포함하는 병편 판단용 학습 데이터를 바탕으로 학습된 것을 특징으로 하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 3

제1 항에 있어서,

상기 전자 장치의 제어 방법은,

상기 전자 장치가, 상기 복수의 이미지 각각을 분석하여, 서로 인접한 이미지들 간의 유사도를 식별하는 단계;

상기 전자 장치가, 상기 복수의 이미지 중, 유사도가 일정 값 이상인 연속된 이미지들을 포함하는 적어도 하나의 이미지 그룹을 식별하는 단계;

상기 전자 장치가, 상기 이미지 그룹 중, 유사도가 임계치 이상인 연속된 이미지들의 제1 그룹의 존재 여부를 판단하는 단계; 및

상기 제1 그룹이 적어도 하나 존재하는 경우, 상기 전자 장치가, 상기 제1 그룹에 포함된 이미지들에 의한 촬영 영역을 정체 구간으로 식별하는 단계;를 더 포함하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 4

제3 항에 있어서,

상기 병변 이미지를 식별하는 단계는,

상기 제1 그룹 중, 상기 병변 이미지가 적어도 하나 식별되면, 상기 병변 이미지가 포함된 그룹의 이미지들에 의한 촬영 영역을 주요 정지 구간으로 저장하는 것을 특징으로 하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 5

제3 항에 있어서,

상기 전자 장치의 제어 방법은,

상기 병변 이미지가 적어도 하나 식별되면, 상기 전자 장치가, 상기 이미지 그룹 중 적어도 하나에 대한 시계열적 순서 상 변화량을 산출하는 단계;

상기 전자 장치가, 상기 변화량을 바탕으로 상기 이미지 그룹 중 적어도 하나에 대한 각각의 병변 포함 여부를 판단하는 단계;

상기 이미지 그룹 중 적어도 하나가 병변이 포함된 것으로 판단된 경우, 상기 전자 장치가, 상기 병변이 포함된 것으로 판단된 이미지 그룹 및 이미지 중 적어도 하나와 상기 병변 이미지가 일치하는지 여부를 식별하는 단계; 및

미일치하는 경우, 상기 전자 장치가, 상기 병변 이미지의 촬영 영역을 관심 영역(Region of Interest, RoI)으로 저장하는 단계;를 더 포함하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 6

제3 항에 있어서,

상기 병변 이미지를 식별하는 단계는,

상기 제1 그룹 중, 상기 병변 이미지가 미포함된 그룹의 이미지들에 의한 촬영 영역을 비주요 정지 구간으로 저장하는 것을 특징으로 하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 7

제6 항에 있어서,

상기 전자 장치의 제어 방법은,

상기 전자 장치가, 상기 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹의 이미지들 중, 상기 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹 각각에 대한 대표 이미지를 선택하는 단계; 및

상기 전자 장치가, 상기 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹의 이미지들 중, 상기 대표 이미지를 제외한 이미지를 삭제하는 단계;를 더 포함하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 8

제7 항에 있어서,

상기 대표 이미지를 선택하는 단계는,

상기 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹 각각의 평균값을 산출하는 단계;

상기 산출된 평균값을 바탕으로, 평균 이미지를 생성하는 단계; 및

상기 평균 이미지에 가장 유사한 이미지를 대표 이미지로 선택하되, 상기 대표 이미지가 상기 평균 이미지와 임계값을 초과하여 차이가 존재하는 경우, 상기 평균 이미지를 대표 이미지로 선택하는 단계;를 더 포함하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 9

제1 항에 있어서,

상기 전자 장치의 제어 방법은,

상기 전자 장치가, 상기 복수의 이미지를, 적어도 하나의 소화기관 별 내시경 이미지를 적어도 하나 포함하는 위치 판단용 학습 데이터를 바탕으로 학습된, 위치 판단 모델에 입력하여 출력을 획득하는 단계; 및

상기 전자 장치가, 상기 위치 판단 모델의 출력을 바탕으로, 상기 복수의 이미지 각각에 포함된 소화기관을 식별하는 단계;를 더 포함하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 10

제9 항에 있어서,

상기 위치 판단용 학습 데이터는,

유문판막 및 회맹판막 각각에 대한 이미지를 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 11

제9 항에 있어서,

상기 전자 장치의 제어 방법은,

상기 병변 이미지가 적어도 하나 식별되면, 상기 전자 장치가, 상기 복수의 이미지 각각에 포함된 소화기관을 바탕으로, 상기 병변 이미지에 포함된 소화기관을 식별하는 단계;

상기 전자 장치가, 상기 병변 이미지에 포함된 소화기관 상에서, 상기 병변 이미지 상의 병변을 포함하는 일정 영역을 선택하는 단계;

상기 전자 장치가, 상기 위치 판단용 학습 데이터에 포함된, 상기 선택된 영역에 대한 비교 이미지를 적어도 하나 획득하는 단계; 및

상기 전자 장치가, 상기 비교 이미지를 바탕으로 상기 병변의 종류 및 크기를 판단하는 단계;를 더 포함하는, 전자 장치의 제어 방법.

청구항 12

하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 제1 항의 방법을 수행할 수 있도록 컴퓨터에서 독출가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 13

내시경 이미지에 병변이 포함되었는지 여부를 판단하도록 학습된 병변 판단 모델을 포함하는 메모리;

캡슐 내시경과 통신하는 통신부; 및

상기 통신부를 통해, 상기 캡슐 내시경으로부터 연속적으로 촬영된 복수의 이미지를, 기 학습된 병변 판단 모델에 입력하여 출력을 획득하고, 상기 병변 판단 모델의 출력을 바탕으로, 상기 복수의 이미지 중 병변이 포함된 병변 이미지를 식별하고, 상기 병변 이미지를 상기 메모리에 저장하는, 프로세서;를 포함하는, 전자 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 내시경 이미지를 바탕으로 병변을 진단하는 전자 장치의 제어 방법, 컴퓨터 프로그램, 및 전자 장치에 관한 것으로, 상세하게는, 복수의 이미지를 인공지능 모델에 입력하여, 병변을 포함하는 이미지를 자동으로 진단하며, 영상의 흔들림, 노이즈 등에 대한 영향으로부터 견고성과 정확성을 향상할 수 있고, 다양한 속성의 인공지능 모델을 단계별로 선택적 적용하는 기술이다.

배 경 기 술

[0002] 캡슐 내시경은 소장 내시경 보다 덜 침습적이고, 검사가 용이하여, 전체 소장의 점막을 관찰하고 소장의 이상을 확인하는데 유용한 검사법으로, 2000년도에 처음으로 국내에 도입된 이후, 원인 불명의 위장관 출혈뿐 아니라, 소장 크론병, 소장 종양, 위장관 용종 증후군 등을 확인하기 위해 널리 사용되고 있다.

[0003] 캡슐 내시경의 판독을 위해서는 한 환자 당 약 10,000장 내지 60,000장 이상의 사진이 포함된 동영상을 확인하게 되는데, 판독자의 숙련도에 따라 차이가 있지만, 약 30분 내지 120분의 시간이 평균적으로 소요되며, 판독자의 경험에 따라 판독에 영향을 미치며, 고도의 집중을 요하는 작업이기 때문에, 판독시 피로도에 따라 병변을 놓치는 경우가 종종 발생하는 문제가 존재한다.

[0004] 최근 방대한 임상 의료 빅데이터가 등장함에 따라, 기계 학습 알고리즘이 발달하였으며, 컴퓨터가 의료 정보를 수집하여 결정을 내리는 인공지능이 다양한 의학 분야에 적용되고 있다.

[0005] 특히, 소화기 내과 영역에서는 이미지 판독 성능이 뛰어난 convolutional neural network(CNN)를 이용하여 위, 대장 등의 소화기관에 대한 내시경 사진을 학습시켜 위장관 병변을 발견, 및 진단하는 연구가 활발히 이루어지고 있다.

[0006] 그러나, 현재까지 소화기관의 캡슐 내시경 사진을 같이 학습시킴으로써 소장 통과 시간을 측정하고, 소장 병변 발견 및 장정결도 평가 또한 함께 확인할 수 있는 CNN 모델은 보고된 바가 없다.

[0007] 따라서, 소장 병변의 발견뿐만 아니라, 캡슐 내시경의 소장 통과 시간을 확인하고, 장정결도까지 평가할 수 있는 캡슐 내시경 판독의 인공 신경망 모델의 개발이 요구된다.

[0008] 한편, 상기의 배경기술로서 설명된 사항들은 본 발명의 배경에 대한 이해 증진을 위한 것일 뿐, 이 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 이미 알려진 종래기술에 해당함을 인정하는 것으로 받아들여져서는 안 될 것이다.

선행기술문헌

특허문헌

[0009] (특허문헌 0001) 공개특허공보 제10-2022-0090244호, 2022.06.29.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 캡슐 내시경 영상에서 병변을 자동으로 진단함에 있어서, 노이즈 및 흔들림 등에 의한 영향을 방지하는, 내시경 이미지를 바탕으로 병변을 진단하는 전자 장치의 제어 방법, 컴퓨터 프로그램, 및 전자 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] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 면에 따른 내시경 이미지를 바탕으로 병변을 진단하는 전자 장치의 제어 방법에 있어서, 전자 장치가, 캡슐 내시경으로부터 연속적으로 촬영된 복수의 이미지를, 기 학습된 병변 판단 모델에 입력하여 출력을 획득하는 단계, 및 전자 장치가, 병변 판단 모델의 출력을 바탕으로, 복수의 이미지 중 병변이 포함된 병변 이미지를 식별하는 단계를 포함한다.

[0013] 추가로, 병변 판단 모델은, 적어도 하나의 병변에 대한 진단 이력이 존재하는 환자의 내시경 이미지, 환자의 병변을 포함하는 이미지에 의한 촬영 영역, 및 환자의 내시경 이미지에 대한 의료진의 진단 정보 중 적어도 하나를 포함하는 병편 판단용 학습 데이터를 바탕으로 학습된 것을 특징으로 할 수 있다.

[0014] 추가로, 전자 장치의 제어 방법은, 전자 장치가, 복수의 이미지 각각을 분석하여, 서로 인접한 이미지들 간의 유사도를 식별하는 단계, 전자 장치가, 복수의 이미지 중, 유사도가 일정 값 이상인 연속된 이미지들을 포함하는, 적어도 하나의 이미지 그룹을 식별하는 단계, 전자 장치가, 이미지 그룹 중, 유사도가 임계치 이상인, 연속된 이미지들의 제1 그룹의 존재 여부를 판단하는 단계, 및 제1 그룹이 적어도 하나 존재하는 경우, 전자 장치가, 제1 그룹에 포함된 이미지들에 의한 촬영 영역을 정체 구간으로 식별하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0015] 추가로, 병변 이미지를 식별하는 단계는, 제1 그룹 중, 병변 이미지가 적어도 하나 식별되면, 병변 이미지가 포함된 그룹의 이미지들에 의한 촬영 영역을 주요 정지 구간으로 저장하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0016] 추가로, 전자 장치의 제어 방법은, 병변 이미지가 적어도 하나 식별되면, 전자 장치가, 이미지 그룹 중 적어도 하나에 대한 시계열적 순서 상 변화량을 산출하는 단계, 전자 장치가, 변화량을 바탕으로 이미지 그룹 중 적어도 하나에 대한 각각의 병변 포함 여부를 판단하는 단계, 이미지 그룹 중 적어도 하나가 병변이 포함된 것으로 판단된 경우, 전자 장치가, 병변이 포함된 것으로 판단된 이미지 그룹 및 이미지 중 적어도 하나와 병변 이미지가 일치하는지 여부를 식별하는 단계, 및 미일치하는 경우, 전자 장치가, 병변 이미지의 촬영 영역을 관심 영역(Region of Interest, RoI)으로 저장하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0017] 추가로, 병변 이미지를 식별하는 단계는, 제1 그룹 중, 병변 이미지가 미포함된 그룹의 이미지들에 의한 촬영 영역을 비주요 정지 구간으로 저장하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0018] 추가로, 전자 장치의 제어 방법은, 전자 장치가, 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹의 이미지들 중, 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹 각각에 대한 대표 이미지를 선택하는 단계, 및 전자 장치가, 비주요 정지 구간에 해당

하는 그룹의 이미지들 중, 대표 이미지를 제외한 이미지를 삭제하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0019] 추가로, 대표 이미지를 선택하는 단계는, 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹 각각의 평균값을 산출하는 단계, 산출된 평균값을 바탕으로, 평균 이미지를 생성하는 단계, 및 평균 이미지에 가장 유사한 이미지를 대표 이미지로 선택하되, 대표 이미지가 평균 이미지와 임계값을 초과하여 차이가 존재하는 경우, 평균 이미지를 대표 이미지로 선택하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0020] 추가로, 전자 장치의 제어 방법은, 전자 장치가, 복수의 이미지를, 적어도 하나의 소화기관 별 내시경 이미지를 적어도 하나 포함하는 위치 판단용 학습 데이터를 바탕으로 학습된, 위치 판단 모델에 입력하여 출력을 획득하는 단계, 및 전자 장치가, 위치 판단 모델의 출력을 바탕으로, 복수의 이미지 각각에 포함된 소화기관을 식별하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0021] 추가로, 위치 판단용 학습 데이터는, 유문판막 및 회맹판막 각각에 대한 이미지를 더 포함하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0022] 추가로, 전자 장치의 제어 방법은, 병변 이미지가 적어도 하나 식별되면, 전자 장치가, 복수의 이미지 각각에 포함된 소화기관을 바탕으로, 병변 이미지에 포함된 소화기관을 식별하는 단계, 전자 장치가, 병변 이미지에 포함된 소화기관 상에서, 병변 이미지 상의 병변을 포함하는 일정 영역을 선택하는 단계, 전자 장치가, 위치 판단용 학습 데이터에 포함된, 선택된 영역에 대한 비교 이미지를 적어도 하나 획득하는 단계, 및 전자 장치가, 비교 이미지를 바탕으로 병변의 종류 및 크기를 판단하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0023] 한편, 본 발명은, 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 본 발명의 전자 장치의 제어 방법을 수행할 수 있도록 컴퓨터에서 독출가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램을 포함한다.

[0024] 한편, 본 발명은, 내시경 이미지에 병변이 포함되었는지 여부를 판단하도록 학습된 병변 판단 모델을 포함하는 메모리, 캡슐 내시경과 통신하는 통신부, 및 통신부를 통해, 캡슐 내시경으로부터 연속적으로 촬영된 복수의 이미지를, 기 학습된 병변 판단 모델에 입력하여 출력을 획득하고, 병변 판단 모델의 출력을 바탕으로, 복수의 이미지 중 병변이 포함된 병변 이미지를 식별하고, 병변 이미지를 메모리에 저장하는, 프로세서를 포함하는, 전자 장치를 포함한다.

[0025] 본 발명의 기타 구체적인 사항들은 상세한 설명 및 도면들에 포함되어 있다.

발명의 효과

[0026] 본 발명의 내시경 이미지를 바탕으로 병변을 진단하는 전자 장치의 제어 방법, 컴퓨터 프로그램, 및 전자 장치에 의하면, 복수의 이미지 각각에 포함된 소화기관을 자동으로 특정할 수 있으며, 소장 병변을 식별할 뿐만 아니라, 장정결도까지 평가할 수 있다.

[0027] 또한, 정체 구간에 병변이 포함되었는지 여부에 따라, 주요한지 여부를 결정하여, 비주요 구간에 대한 데이터를 선택적으로 사용하여 인공지능 모델을 통해 분석하는데 소요되는 로드를 효과적으로 감소시킬 수 있다.

[0028] 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

[0029] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 전자 장치의 구성도이다.

도 2는 본 개시의 일 실시예에 따른 시스템의 구성도이다.

도 3은 본 개시의 일 실시예에 따른 메모리의 구성도이다.

도 4는 본 개시의 일 실시예에 따른 기본 알고리즘이다.

도 5는 본 개시의 일 실시예에 따른 정체 구간 식별 흐름도이다.

도 6은 본 개시의 일 실시예에 따른 정체구간 예시도이다.

도 7은 본 개시의 일 실시예에 따른 촬영 위치 식별 흐름도이다.

도 8은 본 개시의 일 실시예에 따른 복수의 이미지를 소화기관 별로 구분한 예시도이다.

도 9는 본 개시의 일 실시예에 따른 기관 별 구간 확정 예시도이다.

도 10은 본 개시의 일 실시예에 따른 병변 판단 흐름도이다.

도 11은 본 개시의 일 실시예에 따른 병변 판단 알고리즘이다.

도 12 내지 도 13은 본 개시의 일 실시예에 따른 병변 판단 모델 예시도이다.

도 14는 본 개시의 일 실시예에 따른 병변 판단 예시도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0030] 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.

[0031] 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.

[0032] 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.

[0033] 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, 데이터 구조들, 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.

[0034] 공간적으로 상대적인 용어인 "아래(below)", "아래(beneath)", "하부(lower)", "위(above)", "상부(upper)" 등은 도면에 도시되어 있는 바와 같이 하나의 구성요소와 다른 구성요소들과의 상관관계를 용이하게 기술하기 위해 사용될 수 있다. 공간적으로 상대적인 용어는 도면에 도시되어 있는 방향에 더하여 사용시 또는 동작시 구성요소들의 서로 다른 방향을 포함하는 용어로 이해되어야 한다. 예를 들어, 도면에 도시되어 있는 구성요소를 뒤집을 경우, 다른 구성요소의 "아래(below)"또는 "아래(beneath)"로 기술된 구성요소는 다른 구성요소의 "위(above)"에 놓일 수 있다. 따라서, 예시적인 용어인 "아래"는 아래와 위의 방향을 모두 포함할 수 있다. 구성요소는 다른 방향으로도 배향될 수 있으며, 이에 따라 공간적으로 상대적인 용어들은 배향에 따라 해석될 수 있다.

[0035] 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.

[0036] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세하게 설명한다.

[0037] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 전자 장치(100)의 구성도이고, 도 2는 본 개시의 일 실시예에 따른 시스템의 구성도이고, 도 3은 본 개시의 일 실시예에 따른 메모리(110)의 구성도이다.

[0038] 도 1에 도시된 바와 같이, 전자 장치(100)는 메모리(110), 및 전자 장치(100)의 전반적인 동작을 제어하는 프로세서(120)를 포함한다.

[0039] 일 실시예로, 전자 장치(100)는, 캡슐 내시경, 캡슐 내시경의 데이터 수신기, 의료 장치, 서버, 스마트폰(smartphone), 태블릿 PC(tablet personal computer), 영상 전화기, 랩탑 PC(laptop PC), 넷북 컴퓨터(netbook computer), 노트북 컴퓨터(notebook computer), PDA(personal digital assistant), PMP(portable multimedia player), 웨어러블 장치(wearable device), VR(Virtual Reality) 기기 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0040] 도 2에 도시된 바와 같이, 전자 장치(100)가 캡슐 내시경이 아닌 경우, 캡슐 내시경과 통신하기 위한, 통신부(130)를 더 포함할 수 있다.

[0041] 한편, 메모리(110)는 전자 장치(100)의 동작에 필요한 각종 프로그램 및 데이터를 저장할 수 있다. 메모리(110)는 비휘발성 메모리(110), 휘발성 메모리(110), 플래시메모리(110)(flash-memory), 하드디스크 드라이브(HDD) 또는 솔리드 스테이트 드라이브(SSD) 등으로 구현될 수 있다.

[0042] 통신부(130)는 외부 장치와 통신을 수행할 수 있다. 특히, 통신부(130)는 와이파이 칩, 블루투스 칩, 무선 통신 칩, NFC칩, 저전력 블루투스 칩(BLE 칩) 등과 같은 다양한 통신 칩을 포함할 수 있다. 이때, 와이파이 칩, 블루투스 칩, NFC 칩은 각각 LAN 방식, WiFi 방식, 블루투스 방식, NFC 방식으로 통신을 수행한다. 와이파이 칩이나 블루투스칩을 이용하는 경우에는 SSID 및 세션 키 등과 같은 각종 연결 정보를 먼저 송수신 하여, 이를 이용하여 통신 연결한 후 각종 정보들을 송수신할 수 있다. 무선 통신칩은 IEEE, 지그비, 3G(3rd Generation), 3GPP(3rd Generation Partnership Project), LTE(Long Term Evolution), 5G(5th Generation) 등과 같은 다양한 통신 규격에 따라 통신을 수행하는 칩을 의미한다.

[0043] 프로세서(120)는 메모리(110)에 저장된 각종 프로그램을 이용하여 전자 장치(100)의 전반적인 동작을 제어할 수 있다. 프로세서(120)는 RAM, ROM, 그래픽 처리부, 메인 CPU, 제1 내지 n 인터페이스 및 버스로 구성될 수 있다. 이때, RAM, ROM, 그래픽 처리부, 메인 CPU, 제1 내지 n 인터페이스 등은 버스를 통해 서로 연결될 수 있다.

[0044] RAM은 O/S 및 어플리케이션 프로그램을 저장한다. 구체적으로, 전자 장치(100)가 부팅되면 O/S가 RAM에 저장되고, 사용자가 선택한 각종 어플리케이션 데이터가 RAM에 저장될 수 있다.

[0045] ROM에는 시스템 부팅을 위한 명령어 세트 등이 저장된다. 턴 온 명령이 입력되어 전원이 공급되면, 메인 CPU는 ROM에 저장된 명령어에 따라 메모리(110)에 저장된 O/S를 RAM에 복사하고, O/S를 실행시켜 시스템을 부팅시킨다. 부팅이 완료되면, 메인 CPU는 메모리(110)에 저장된 각종 어플리케이션 프로그램을 RAM에 복사하고, RAM에 복사된 어플리케이션 프로그램을 실행시켜 각종 동작을 수행한다.

[0046] 그래픽 처리부는 연산부(미도시) 및 렌더링부(미도시)를 이용하여 아이템, 이미지, 텍스트 등과 같은 다양한 객체를 포함하는 화면을 생성한다. 여기서, 연산부는 입력부로부터 수신된 제어 명령을 이용하여 화면의 레이아웃에 따라 각 객체들이 표시될 좌표값, 형태, 크기, 컬러 등과 같은 속성값을 연산하는 구성일 수 있다. 그리고, 렌더링부는 연산부에서 연산한 속성값에 기초하여 객체를 포함하는 다양한 레이아웃의 화면을 생성하는 구성이일 수 있다. 이러한 렌더링부에서 생성된 화면은 디스플레이의 디스플레이 영역 내에 표시될 수 있다.

[0047] 메인 CPU는 메모리(110)에 액세스하여, 메모리(110)에 저장된 OS를 이용하여 부팅을 수행한다. 그리고, 메인 CPU는 메모리(110)에 저장된 각종 프로그램, 컨텐츠, 데이터 등을 이용하여 다양한 동작을 수행한다.

[0048] 제1 내지 n 인터페이스는 상술한 각종 구성요소들과 연결된다. 제1 내지 n 인터페이스 중 하나는 네트워크를 통해 외부 장치와 연결되는 네트워크 인터페이스가 될 수도 있다.

[0049] 한편, 나아가, 프로세서(120)는 인공지능 모델을 제어할 수 있다. 이 경우, 프로세서(120)는 인공지능 모델을 제어하기 위한 그래픽 전용 프로세서(예: GPU)를 포함할 수 있음은 물론이다.

[0050] 이때, 도 3에 도시된 바와 같이, 메모리(110)는, 적어도 하나의 소화기관 별 내시경 이미지를 포함하는 위치 판단용 학습 데이터를 바탕으로 내시경 이미지의 촬영 영역인 소화기관을 판단하도록 학습된 위치 판단 모델(111) 및 적어도 하나의 병변에 대한 진단 이력이 존재하는 환자의 내시경 이미지, 환자의 병변을 포함하는 이미지에 포함된 촬영 영역, 및 환자의 내시경 이미지에 대한 의료진의 진단 정보 중 적어도 하나를 포함하는 병변 판단용 학습 데이터를 바탕으로 내시경 이미지에 병변이 포함되었는지 여부를 판단하도록 학습된 병변 판단 모델

(112)을 포함할 수 있다.

[0051] 한편, 본 발명에 따른 인공지능 모델은 지도학습(supervised learning) 또는 비지도학습(unsupervised learning)기반의 모델일 수 있다. 나아가, 본 발명에 따른 인공지능 모델은 SVM(support vector machine), Decision tree, neural network 등 및 이들이 응용된 방법론을 포함할 수 있다.

[0052] 일 실시예로, 본 발명에 따른 인공지능 모델은 학습데이터를 입력하여 학습된 합성곱 신경망(Convolutional deep Neural Networks, CNN) 기반의 인공지능 모델일 수 있다. 다만, 이에 한정되는 것은 아니며, 다양한 인공지능 모델이 본 발명에 적용될 수 있음은 물론이다. 예컨대, DNN(Deep Neural Network), RNN(Recurrent Neural Network), BRDNN(Bidirectional Recurrent Deep Neural Network)과 같은 모델이 인공지능 모델로서 사용될 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.

[0053] 이때, 합성곱 신경망(Convolutional deep Neural Networks, CNN)은 최소한의 전처리(preprocess)를 사용하도록 설계된 다계층 퍼셉트론(multilayer perceptrons)의 한 종류이다. 합성곱 신경망은 하나 또는 여러개의 합성곱 계층(convolutional layer)과 그 위에 올려진 일반적인 인공신경망 계층들로 이루어져 있으며, 가중치와 통합 계층(pooling layer)들을 추가로 활용한다. 이러한 구조 덕분에 합성곱 신경망은 2차원 구조의 입력 데이터를 충분히 활용할 수 있다. 또한, 합성곱 신경망은 표준 역전달을 통해 훈련될 수 있다. 합성곱 신경망은 다른 피드포워드 인공신경망 기법들보다 쉽게 훈련되는 편이고 적은 수의 매개변수를 사용한다는 이점이 있다.

[0054] 또한, 심층 신경망(Deep Neural Networks, DNN)은 입력 계층(input layer)과 출력 계층(output layer) 사이에 복수개의 은닉 계층(hidden layer)들로 이뤄진 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)이다.

[0055] 이때, 심층 신경망의 구조는 퍼셉트론(perceptron)으로 구성될 수 있다. 퍼셉트론은 여러 개의 입력 값(input)과 하나의 프로세서(prosessor), 하나의 출력 값으로 구성된다. 프로세서는 여러 개의 입력 값에 각각 가중치를 곱한 후, 가중치가 곱해진 입력 값들을 모두 합한다. 그 다음 프로세서는 합해진 값을 활성화함수에 대입하여 하나의 출력 값을 출력한다. 만약 활성화함수의 출력 값으로 특정한 값이 나오기를 원하는 경우, 각 입력 값에 곱해지는 가중치를 수정하고, 수정된 가중치를 이용하여 출력 값을 다시 계산할 수 있다. 이때, 각각의 퍼셉트론은 서로 다른 활성화함수를 사용할 수 있다. 또한 각각의 퍼셉트론은 이전 계층에서 전달된 출력들을 입력으로 받아들인 다음, 활성화 함수를 이용해서 출력을 구한다. 구해진 출력은 다음 계층의 입력으로 전달된다. 상술한 바와 같은 과정을 거치면 최종적으로 몇 개의 출력 값을 얻을 수 있다.

[0056] 순환 신경망(Reccurent Neural Network, RNN)은 인공신경망을 구성하는 유닛 사이의 연결이 Directed cycle을 구성하는 신경망을 말한다. 순환 신경망은 앞먹임 신경망과 달리, 임의의 입력을 처리하기 위해 신경망 내부의 메모리를 활용할 수 있다.

[0057] 심층 신뢰 신경망(Deep Belief Networks, DBN)이란 기계학습에서 사용되는 그래프 생성 모형(generative graphical model)으로, 딥 러닝에서는 잠재변수(latent variable)의 다중계층으로 이루어진 심층 신경망을 의미한다. 계층 간에는 연결이 있지만 계층 내의 유닛 간에는 연결이 없다는 특징이 있다.

[0058] 심층 신뢰 신경망은 생성 모형이라는 특성상 선행학습에 사용될 수 있고, 선행학습을 통해 초기 가중치를 학습한 후 역전파 혹은 다른 판별 알고리즘을 통해 가중치의 미조정을 할 수 있다. 이러한 특성은 훈련용 데이터가 적을 때 굉장히 유용한데, 이는 훈련용 데이터가 적을수록 가중치의 초기값이 결과적인 모델에 끼치는 영향이 세지기 때문이다. 선행학습된 가중치 초기값은 임의로 설정된 가중치 초기값에 비해 최적의 가중치에 가깝게 되고 이는 미조정 단계의 성능과 속도향상을 가능케 한다.

[0059] 상술한 인공지능 및 그 학습방법에 관한 내용은 예시를 위하여 서술된 것이며, 상술한 실시 예들에서 이용되는 인공지능 및 그 학습방법은 제한되지 않는다. 예를 들어, 당 업계의 통상의 기술자가 동일한 과제해결을 위하여 적용할 수 있는 모든 종류의 인공지능 기술 및 그 학습방법이 개시된 실시 예에 따른 시스템을 구현하는 데 활용될 수 있다.

[0060] 한편, 프로세서(120)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.

[0061] 일 실시예에 따른 프로세서(120)는 메모리(110)에 저장된 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써, 본 발명과 관련하여 설명된 방법을 수행한다.

[0062] 예를 들어, 프로세서(120)는 메모리(110)에 저장된 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써 신규 학습용 데이터를 획득하고, 학습된 모델을 이용하여, 상기 획득된 신규 학습용 데이터에 대한 테스트를 수행하고, 상기 테스

트 결과, 라벨링된 정보가 소정의 제1 기준값 이상의 정확도로 획득되는 제1 학습용 데이터를 추출하고, 상기 추출된 제1 학습용 데이터를 상기 신규 학습용 데이터로부터 삭제하고, 상기 추출된 학습용 데이터가 삭제된 상기 신규 학습용 데이터를 이용하여 상기 학습된 모델을 다시 학습시킬 수 있다.

[0063] 한편, 프로세서(120)는 프로세서(120) 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(120)는 그래픽 처리부, 램 및 롬 중 적어도 하나를 포함하는 시스템온칩(SoC: system on chip) 형태로 구현될 수 있다.

[0064] 메모리(110)에는 프로세서(120)의 처리 및 제어를 위한 프로그램들(하나 이상의 인스트럭션들)을 저장할 수 있다. 메모리(110)에 저장된 프로그램들은 기능에 따라 복수 개의 모듈들로 구분될 수 있다.

[0065] 한편, 프로세서(120)는 전자 장치(100)가 자체 획득하거나, 통신부(130)를 통해, 캡슐 내시경으로부터 획득된, 연속적으로 촬영된 복수의 이미지 각각을 분석하여, 서로 인접한 이미지들 간의 유사도를 식별하고, 복수의 이미지 중, 유사도가 임계치 이상인 연속된 이미지들이 포함된 구간을 식별하고, 식별된 구간이 존재하는 경우, 식별된 구간을, 캡슐 내시경의 이동이 정체된 정체 구간으로 식별하여, 정체 구간을 메모리(110)에 저장할 수 있다.

[0066] 유사도는, 이미지 각각에 포함된 촬영 영역 중, 인접한 이미지들 간의 유사한 정도로, 예컨대, 인접한 이미지들 간에 동일하게 포함하는 촬영 영역이 차지하는 비율에 비례하는 수치일 수 있으며, 이에 한정하지는 않는다.

[0067] 또한, 프로세서(120)는, 연속적으로 촬영된 복수의 이미지를, 적어도 하나의 소화기관 별 내시경 이미지를 적어도 하나 포함하는 위치 판단용 학습 데이터를 바탕으로 학습된, 위치 판단 모델(111)에 입력하여 출력을 획득하고, 위치 판단 모델(111)의 출력을 바탕으로, 복수의 이미지 각각에 포함된 소화기관을 식별하여, 복수의 이미지 중, 소화기관 각각에 대해 매칭되는 이미지를 메모리(110)에 저장할 수 있다.

[0068] 또한, 프로세서(120)는, 연속적으로 촬영된 복수의 이미지를, 적어도 하나의 병변에 대한 진단 이력이 존재하는 환자의 내시경 이미지, 환자의 병변을 포함하는 이미지에 포함된 촬영 영역, 및 환자의 내시경 이미지에 대한 의료진의 진단 정보 중 적어도 하나를 포함하는 병편 판단용 학습 데이터를 바탕으로 학습된 병변 판단 모델(112)에 입력하여 출력을 획득하고, 병변 판단 모델(1120)의 출력을 바탕으로, 복수의 이미지 중 병변이 포함된 병변 이미지를 식별하고, 병변 이미지를 메모리(100)에 저장할 수 있다.

[0069] 한편, 전자 장치(100)가 캡슐 내시경인 경우, 초소형 카메라와 초소형 렌즈, 장기 내부를 비추는 조명, 전원을 공급하는 배터리 및 상술한 캡슐 내시경의 구성을 보호하는 광학 돔을 포함하며, 이에 한정하지 않는다.

[0070] 카메라는 적어도 하나의 피사체를 촬영하기 위한 구성으로, 프로세서(120)는 카메라를 통해 적어도 하나의 객체를 인식하거나 객체와의 거리를 식별할 수 있다.

[0071] 한편, 전자 장치(100)는 사용자(ex. 의료진, 연구원 등)의 입력을 획득하고 이미지 등의 정보를 사용자에게 제공하기 위한 입출력부를 더 포함할 수 있다.

[0072] 입출력부는, 디스플레이, 키보드, 마우스, 리모컨 등을 포함할 수 있다.

[0073] 디스플레이는 다양한 정보를 시각적으로 출력하기 위한 구성이다.

[0074] 디스플레이는 LCD(Liquid Crystal Display), PDP(Plasma Display Panel), OLED(Organic Light Emitting Diodes), TOLED(Transparent OLED), Micro LED 등으로 구현될 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니고 이밖에 종래 알려진 다양한 형태의 디스플레이를 포함할 수 있다. 디스플레이는, 사용자의 터치 조작을 감지할 수 있는 터치스크린 형태로 구현될 수 있으며, 접히거나 구부러질 수 있는 플렉서블 디스플레이로 구현될 수도 있다.

[0075] 도 4는 본 개시의 일 실시예에 따른 기본 알고리즘이다.

[0076] 도 4에 도시된 바와 같이, 전자 장치(100)는, 일 캡슐 내시경의 일 환자의 소화기관 내부에서의 연속 촬영에 의해 획득된 복수의 이미지 각각에 대해, 환자 정보(ex. 이름, 나이 등 환자를 특정할 수 있는 개인정보)를 익명화하는 Clinical data anonymization 작업을 수행한다.

[0077] 이후, 전자 장치(100)는, Pre-Processing 작업으로써, 익명화된 복수의 이미지 간의 유사도를 식별한다.

[0078] 한편으로는, 전자 장치(100)는, Localization 작업으로써, 익명화된 복수의 이미지에 포함된 소화기관을 식별하여 소화기관 별로 복수의 이미지를 구간으로 분류하되, 이때, 유사도를 이용하여, 분류 정확도를 높일 수 있다.

[0079] 또한, 전자 장치(100)는, Post-Processing 작업으로써, Localization된 데이터에 포함된 비균등 이미지를 균등하게 변경하여, 제1 소화기관으로 분류되는 두 개의 구간 사이에, 제1 소화기관과는 다른 소화기관인 제2 소화기관으로 분류되는 구간이 존재할 경우, 이를 제1 소화기관의 평균 값으로 변경하여, 제1 소화기관으로 분류함으로써, 오류를 정정할 수 있다.

[0080] 이후, 전자 장치(100)는 Lesion Classification 작업으로써, Pre-Processing 및 Post-Processing 각각에 대한 데이터를 바탕으로, 병변이 존재하는 경우, 병변을 포함하는 이미지인 병변 이미지를 획득할 수 있다.

[0081] 도 5는 본 개시의 일 실시예에 따른 정체 구간 식별 흐름도이다.

[0082] 도 5에 도시된 바와 같이, 전자 장치(100)는, 캡슐 내시경을 통해 연속적으로 촬영된 복수의 이미지 각각을 분석하여, 서로 인접한 이미지들 간의 유사도를 식별(S510)하고, 복수의 이미지 중, 유사도가 임계치 이상인 연속된 이미지들이 포함된 구간을 식별(S520)함으로써, 식별된 구간이 존재하는 경우, 식별된 구간을 캡슐 내시경의 이동이 정체된 정체 구간으로 식별(S530)한다.

[0083] 예컨대, 인접한 이미지들 간의 유사도가 클수록, 동일한 영역이 중복 촬영된 것을 의미하므로, 전자 장치(100)는, 캡슐 내시경의 이동 속도가 느린 것, 즉, 캡슐 내시경의 이동이 정체된 것으로 판단할 수 있다.

[0084] 이러한 정체 구간에 포함된 이미지들이 다수 존재하는 경우, 인공지능을 학습시키기 위한 데이터를 획득함에 있어서 불균형이 발생하여, 인공지능 모델의 성능 저하를 초래할 수 있으므로, 전자 장치(100)는, 유사도 비교를 통해, 정체 구간에 대한 데이터 중 일부 이미지만을 선택적으로 활용함으로써 이를 방지할 수 있다.

[0085] 도 6은 본 개시의 일 실시예에 따른 정체구간 예시도이다.

[0086] 도 6에 도시된 바와 같이, 정체 구간이란, 획득된 연속된 이미지들에 의해 촬영된 영역 중, 캡슐 내시경의 이동이 정체된 구간일 수 있다.

[0087] 구체적으로, 단계 S520을 수행함에 있어서, 전자 장치(100)는, 복수의 이미지 중, 유사도가 일정 값 이상인 연속된 이미지들을 포함하는, 적어도 하나의 이미지 그룹을 식별하고, 식별된 이미지 그룹 중, 유사도가 임계치 이상인, 연속된 이미지들의 제1 그룹의 존재 여부를 판단하여, 제1 그룹이 존재하는 경우, 제1 그룹에 포함된 이미지들에 포함된 촬영 영역을 정체 구간으로 식별할 수 있다.

[0088] 추가로, 단계 S510을 수행함에 있어서, 전자 장치(100)는, 복수의 이미지 각각에 대한 스무딩(smoothing) 처리를 수행하고, 스무딩 처리된 복수의 이미지 각각을 RGB(Red-Green-Blue) 컬러 이미지 및 회색스케일(Gray-scale) 이미지로 변환함에 따라, 스무딩 처리된 복수의 이미지가 변환된, 복수의 RGB 컬러 이미지 및 복수의 회색스케일 이미지를, 명암도 및 히스토그램 각각에 대해 비교하여, 서로 인접한 이미지들 간의 유사도를 식별할 수 있다.

[0089] 명암도에 대해 비교하기 위해 사용되는 명암도 비교 기법으로는, Sum of squared differences, Nomalized correlation coefficient, Normalized mutual information, Mutual information 등이 사용 가능하며, 히스토그램에 대해 비교하기 위해 사용되는 히스토그램 비교 기법으로는, Correlation, Chi-square distance, Intersection, Bhattacharyya distance 등이 사용 가능하다.

[0090] 또한, 스무딩 처리를 위해 사용되는 스무딩 기법으로는, qaussian, bilateral, mean, median 등 기법이 사용 가능하다.

[0091] 이러한 기법의 종류는, 상술된 바에 한정되지 않는다.

[0092] 실시예로, 전자 장치(100)는, 복수의 이미지 각각에 대한 촬영 시점(time point)을 식별할 수 있다.

[0093] 전자 장치(100)는, 촬영된 시점을 바탕으로, 시계열적 촬영 순서에 따른 복수의 이미지 간 촬영 시간차를 산출하고, 산출된 촬영 시간차 중 기 설정된 시간차에 미해당되는 오류 시간값이 적어도 하나 산출되면, 오류 시간값을 촬영 시간차로 갖는 두 개의 이미지를 식별하여, 두 개의 이미지를 오류 구간이 발생한 제2 그룹으로 저장할 수 있다.

[0094] 예컨대, 캡슐 내시경의 작동 오류가 발생하였음을 의료진에게 인지시키기 위해, 전자 장치(100)는 캡슐 내시경의 작동 오류가 발생하기 전 마지막으로 획득된 이미지와, 캡슐 내시경이 다시 작동함에 따라 처음으로 획득된 이미지를 제2 그룹으로 저장한다.

[0095] 실시예로, 제2 그룹에 포함된 두 개의 이미지 간의 유사도가 임계치 이상인 경우, 전자 장치(100)는, 제2 그룹

에 포함된 두 개의 이미지 간에 일정 영역을 촬영 영역에 공유하는 것으로 판단하여, 제2 그룹에 포함된 두 개의 이미지를 유사도에 따른 이미지 그룹으로 저장할 수 있다.

[0096] 반면, 제2 그룹에 포함된 두 개의 이미지 간의 유사도가 임계치 미만인 경우, 전자 장치(100)는, 제2 그룹에 포함된 두 개의 이미지 사이의 미촬영 영역이 존재하는 것으로 판단하여, 내시경 검사 대상인 환자에 대한 내시경 재검사 요청을 생성할 수 있다.

[0097] 도 7은 본 개시의 일 실시예에 따른 촬영 위치 식별 흐름도이고, 도 8은 본 개시의 일 실시예에 따른 복수의 이미지를 소화기관 별로 구분한 예시도이다.

[0098] 도 7에 도시된 바와 같이, 전자 장치(100)는, 캡슐 내시경을 통해 연속적으로 촬영된 복수의 이미지를, 적어도 하나의 소화기관 별 내시경 이미지를 포함하는 위치 판단용 학습 데이터를 바탕으로 학습된, 위치 판단 모델(111)에 입력하여, 위치 판단 모델(111)로부터, 도 8에 도시된 바와 같은, 출력을 획득(S710)하여, 위치 판단 모델(111)의 출력을 바탕으로, 복수의 이미지 각각에 포함된 소화기관을 식별(S720)한다.

[0099] 추가로, 위치 판단용 학습 데이터는, 유문판막 및 회맹판막 각각에 대한 이미지를 더 포함할 수 있다.

[0100] 이에 따라, 위치 판단 모델(111)은, 각각의 소화기관의 경계에 해당하는 유문판막 및 회맹판막을 기준으로 각 소화기관의 경계에 해당하는 이미지를 식별할 수 있다.

[0101] 한편, 위치 판단 모델(111)은, 분류(Classification) 모델이며, 복수의 이미지 각각을 입력받아, 복수의 이미지 각각에 포함된 소화기관을 식별하는, 2D(2-Dimentional space) CNN(Convolutional Neural Network) 모델을 포함할 수 있다.

[0102] 이때, 2D CNN 모델만 포함하는 경우, 위치 판단 모델(111)은, 복수의 이미지 각각을 입력받아, 각 소화기관 별로 이미지를 분류하는 제1 2D CNN 모델, 및 제1 2D CNN 모델의 출력 중, 각 소화기관 별 시작 지점을 식별하는 제2 2D CNN 모델 중 적어도 하나를 2D CNN 모델로 포함할 수 있다.

[0103] 또한, 위치 판단 모델(111)이, 연속된 복수의 이미지를 모두 입력받아, 복수의 이미지 중 연속된 일정 개수의 이미지들에 포함된 적어도 하나의 소화기관을 식별하는 3D(3- Dimentional space) CNN 모델을 포함할 수 있다.

[0104] 3D CNN 모델을 포함하는 경우, 위치 판단 모델(111)은, 3D CNN 모델의 출력 중, 복수의 소화기관이 식별된, 연속된 일정 개수의 이미지들을 입력받아, 각 소화기관 별로 이미지를 분류하는 제3 2D CNN 모델, 및 제3 2D CNN 모델의 출력 중, 각 소화기관 별 시작 지점을 식별하는 제4 2D CNN 모델을 포함할 수 있다.

[0105] 도 9는 본 개시의 일 실시예에 따른 기관 별 구간 확정 예시도이다.

[0106] 한편, 단계 S720을 수행함에 있어서, 전자 장치(100)는 위치 판단 모델(111)의 출력에 따라 제1 기관에 매칭되는 제1 개수 이상의 연속된 이미지들을 포함하는 제1 이미지 그룹을 식별하고, 위치 판단 모델(111)의 출력에 따라 제1 기관에 매칭되는 제1 개수 이상의 연속된 이미지들을 포함하는 제2 이미지 그룹을 식별할 수 있다.

[0107] 이때, 제1 이미지 그룹 및 제2 이미지 그룹 사이에, 위치 판단 모델(111)의 출력에 따라 제2 기관에 매칭되는 제2 개수 미만의 적어도 하나의 제3 이미지가 존재하는 경우, 전자 장치(100)는 제1 이미지 그룹, 제3 이미지, 및 제2 이미지 그룹을 포함하는 전체 그룹에 매칭되는 기관을 제1 기관으로 저장할 수 있다.

[0108] 실시예로, 제1 기관으로 저장함에 있어서, 전자 장치(100)는, 촬영 대상인 환자의 정보를 바탕으로, 소화기관 별 평균 이미지 개수를 획득하고, 소화기관 별 평균 이미지 개수, 및 제1 기관으로 저장된 전체 이미지의 제3 개수의 차를 산출하여, 산출된 차가 임계치 미만인 경우, 제1 기관으로 저장된 전체 이미지를 확정할 수 있다.

[0109] 여기서, 환자의 정보는, 신장, 몸무게, 성별, 나이, 및 질병 이력 중 적어도 하나의 신체 데이터를 포함하며, 소화기관 별 평균 이미지 개수는, 환자의 정보를 바탕으로, 동일한 신체 데이터를 갖는 타인에 대해 획득된 소화기관 별로 촬영된 이미지의 개수에 대한 평균 값이다.

[0110] 실시예로, 소화기관 별 평균 이미지 개수, 및 제3 개수의 차가 임계치 이상인 경우, 제3 개수가 소화기관 별 평균 이미지 개수보다 많으면, 전자 장치(100)는, 환자의 제1 기관에 대한 장 운동이 동일한 신체 데이터를 갖는 타인의 제1 기관보다 느린 것으로 판단하여, 제1 기관으로 저장된 전체 이미지를 확정할 수 있다.

[0111] 반면, 소화기관 별 평균 이미지 개수, 및 제3 개수의 차가 임계치 이상인 경우, 제3 개수가 소화기관 별 평균 이미지 개수보다 적으면, 전자 장치(100)는, 제1 기관에 인접한 제3 기관을 식별하고, 제3 기관으로 저장된 전체 이미지 및 제1 기관으로 저장된 전체 이미지 간의 유사도를 식별하여, 제1 기관과 제3 기관 간의 유사도가

임계치 이상인, 연속된 이미지들이 식별되면, 제1 기관 및 제3 기관 각각으로 저장된 전체 이미지를 위치 판단 모델(111)에 재입력하여 소화기관을 재판단할 수 있다.

[0112] 반대로, 제1 기관과 제3 기관 간의 유사도가 임계치 이상인, 연속된 이미지들이 미식별되면, 캡슐 내시경의 작동 오류가 발생하였음을 의료진에게 인지시키기 위해, 전자 장치(100)는, 제1 기관으로 저장된 전체 이미지를 제2 그룹으로 저장할 수 있다.

[0113] 또한, 제1 기관으로 저장함에 있어서, 전자 장치(100)는, 제1 기관으로 저장된 전체 이미지에 대해, 이웃하는 이미지 간 유사도를 식별하고, 제1 기관으로 저장된 전체 이미지에 대해 식별된 유사도 각각이 임계치 이상이면, 상기 제1 기관으로 저장된 전체 이미지를 확정할 수 있다.

[0114] 도 10은 본 개시의 일 실시예에 따른 병변 판단 흐름도이고, 도 11은 본 개시의 일 실시예에 따른 병변 판단 알고리즘이다.

[0115] 도 10에 도시된 바와 같이, 전자 장치(100)는 캡슐 내시경으로부터 연속적으로 촬영된 복수의 이미지를, 도 11에 도시된 바와 같이, 기 학습된 병변 판단 모델(112)에 입력하여 출력을 획득(S1010)하고, 병변 판단 모델(112)의 출력을 바탕으로, 복수의 이미지 중 병변이 포함된 병변 이미지를 식별(S1020)한다.

[0116] 실시예로, 제1 기관으로 저장된 전체 이미지에 대해 식별된 유사도 중 임계치 미만인 유사도가 적어도 하나 식별된 경우, 전자 장치(100)는, 유사도가 임계치 미만인 적어도 두 개의 인접한 이미지에 포함된 촬영 영역을 관심 영역(Region of Interest, RoI)으로 저장할 수 있다.

[0117] 이후, 전자 장치(100)는, 관심 영역으로 저장된 이미지를 병변 판단 모델(112)에 입력하여, 병변이 포함되었는지 여부를 식별할 수 있다.

[0118] 추가로, 도 11에 도시된 바와 같이, 병변 이미지는, 전자 장치(100)에 의해, BL(blood), TU(Tuberculosis), UL(Ulcer), ANG(Angioneurotic) 등, 이미지 내에 포함된 병변의 형태, 색, 크기, 소화기관의 위치 등에 따라 분류될 수 있다.

[0119] 분류는, 전자 장치(100)의 병변 이미지에 대한 판단, 또는, 병변 판단 모델(112)의 출력을 바탕으로 이루어질 수 있다.

[0120] 단일 이미지에서는 부유물과 같은 노이즈로 인해 일부 촬영 영역이 가려지거나 급격한 움직임으로 흔들림 등이 발생할 경우, 인공지능 모델의 출력이 부정확할 수 있으며, 정확도 향상이 불가능하거나 제한적일 수 있다.

[0121] 캡슐 내시경 영상은 연속적으로 촬영되는 동영상이기 때문에, 연속 촬영된 복수의 이미지 중 인접 이미지를 함께 활용하여 불확실한 정보의 개선이 가능하며, 이를 활용한 정확성 및 견고성 향상이 가능하다.

[0122] 이에 따라, 실시예로, 전자 장치(100)는, 병변 판단 모델(112)의 출력을 기반으로 식별된 병변 이미지, 및 병변 이미지를 기준으로 이미지의 변화량(ex. 유사도의 변화)이 일정 범위 이내인 구간(ex. 이미지 그룹)에 포함된 다른 이미지들, 즉, 병변 이미지와 인접한 다른 이미지들과의 평균 값을 산출할 수 있다.

[0123] 이후, 전자 장치(100)는, 병변 이미지와 인접한 다른 이미지들과의 평균 값과 병변 이미지를 비교하여, 병변 이미지에 포함된 병변이 노이즈인지 여부를 식별함으로써 정확도 향상이 가능하다.

[0124] 도 12 내지 도 13은 본 개시의 일 실시예에 따른 병변 판단 모델(112) 예시도이다.

[0125] 병변 판단 모델(112)은, 도 12에 도시된 바와 같이, 계층형 구조로 입력 데이터를 판단하여, 그 결과를 출력하거나, 도 13에 도시된 바와 같이, 병렬 구조로 입력 데이터를 판단하여, 그 결과를 출력할 수 있다.

[0126] 또한, 병변 판단 모델(112)은, 계층형 구조와 병렬 구조를 결합되거나, 계층형 구조와 병렬 구조를 모두 포함한 모델일 수 있다.

[0127] 병변 판단 모델(112)은 2D CNN 모델, 및 3D CNN 모델 중 적어도 하나일 수 있으며, 이에 한정되지 않는다.

[0128] 추가로, 단계 S1020을 수행함에 있어서, 전자 장치(100)는, 제1 그룹 중, 병변 이미지가 적어도 하나 식별되면, 병변 이미지가 포함된 그룹의 이미지들에 포함된 촬영 영역을 주요 정지 구간으로 저장할 수 있다.

[0129] 한편, 전자 장치(100)는 관심 영역을 설정함으로써, 관심 영역에 대한 (병변) 이미지들에 대한 추가 분석이 가능하다.

[0130] 구체적으로, 전자 장치(100)는, 병변 이미지가 적어도 하나 식별되면, 이미지 그룹 중 적어도 하나에 대한 시계

열적 순서 상 변화량을 산출하고, 변화량을 바탕으로 이미지 그룹 중 적어도 하나에 대한 각각의 병변 포함 여부를 판단할 수 있다.

[0131] 이때, 이미지 그룹 중 적어도 하나가 병변이 포함된 것으로 판단된 경우, 전자 장치(100)는, 병변이 포함된 것으로 판단된 이미지 그룹 및 이미지 중 적어도 하나와 병변 이미지가 일치하는지 여부를 식별하고, 미일치하는 경우, 병변 이미지의 촬영 영역을 관심 영역으로 저장할 수 있다.

[0132] 전자 장치(100)는, 관심 영역으로 저장된 병변 이미지를 병변 판단 모델(112), 및 다른 CNN 모델 중 적어도 하나의 모델에 입력하여, 병변 식별에 대한 추가 출력을 획득할 수 있다.

[0133] 관심 영역으로 저장된 병변 이미지를 병변 판단 모델(112)에 입력하는 경우, 전자 장치(100)는, 관심 영역으로 저장된 병변 이미지에 변화를 적용(ex. Test Time Augmentation)하는 기법을 통해, 변화된 이미지를 입력 데이터로 사용할 수 있다.

[0134] 또한, 관심 영역으로 저장된 병변 이미지를 병변 판단 모델(112)과는 다른 CNN 모델에 입력하는 경우, 전자 장치(100)는, 병변 판단 모델(112), 및 다른 CNN 모델을 앙상블(ensemble)하거나, Post-Processing 작업을 추가로 적용할 수 있다.

[0135] 단계 S530에 의해, 전자 장치(100)가 복수의 이미지를 유사도에 따라 그룹화한 것을 제1 맵(map)으로 저장하고, 단계 S720에 의해, 전자 장치(100)가 복수의 이미지를 소화기관 별로 식별한 것을 제2 맵으로 저장할 수 있다.

[0136] 맵은, 도 8에 도시된 것과 같은, localization map으로, 각 이미지들을 구획별로 정리한 데이터일 수 있다.

[0137] 이때, 제1 맵과 제2 맵 각각에 대해 정의된 각 구간(이미지 그룹)이, 제1 맵과 제2 맵에서 상이할 수 있으며, 이때, 제1 맵과 제2 맵 중 어느 하나의 맵을 기준으로 다른 맵을, 전자 장치(100)가 변경할 경우, 기준이 되는 맵에 대한 의존도가 증가하여 오류나 오차가 그대로 반영될 수 있다.

[0138] 따라, 전자 장치(100)는, 제1 맵과 제2 맵을 바탕으로, 가장 적은 개수의 이미지를 포함하는 그룹인, 기준 그룹을 식별하고, 기준 그룹에 포함된 이미지의 개수인, 기준 개수로 복수의 이미지를 분할한다.

[0139] 전자 장치(100)는, 제1 맵과 제2 맵을 바탕으로, 복수의 구간 각각을 연속되는 구간으로 판단된 두 개 이상의 구간을 병합하는 merge 작업을 수행하되, 연속되는 구간이 미판단된, 불확실정이 높은 구간을 후보 구간으로 설정한다.

[0140] 이때, 분할과 merge 작업은, 전자 장치(100)에 의해 임계 횟수 이상 반복 수행될 수 있다.

[0141] 적어도 하나의 후보 구간이 설정되면, 전자 장치(100)는, 후보 구간에 포함된 적어도 하나의 후보 이미지 각각을 관심 영역으로 저장하고, 관심 영역으로 저장된 후보 이미지를 병변 판단 모델(112), 및 다른 CNN 모델 중 적어도 하나의 모델에 입력하여, 병변 식별에 대한 추가 출력을 획득할 수 있다.

[0142] 병변 판단 모델(112)은, 분류(Classification) 모델이며, 복수의 이미지 각각을 입력받아, 복수의 이미지 각각에 포함된 병변을 식별하는, 2D(2-Dimentional space) CNN(Convolutional Neural Network) 모델, 및 연속된 복수의 이미지를 모두 입력받아, 복수의 이미지 중 연속된 일정 개수의 이미지들에 포함된 적어도 하나의 병변을 식별하는 3D(3- Dimentional space) CNN 모델 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0143] 3D CNN 모델을 포함하는 경우, 전자 장치(100)는, 복수의 이미지 중 유사도에 따라 그룹화된 이미지 그룹을 각각 3D CNN 모델에 입력하여 출력을 획득할 수 있다.

[0144] 추가로, 단계 S1020을 수행함에 있어서, 전자 장치(100)는 제1 그룹 중, 병변 이미지가 미포함된 그룹의 이미지들에 포함된 촬영 영역을 비주요 정지 구간으로 저장할 수 있다.

[0145] 추가로, 전자 장치(100)는, 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹의 이미지들 중, 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹 각각에 대한 대표 이미지를 적어도 하나 선택하여, 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹의 이미지들 중, 대표 이미지를 제외한 이미지를 삭제할 수 있다.

[0146] 이때, 대표 이미지를 선택함에 있어서, 전자 장치(100)는, 비주요 정지 구간에 해당하는 그룹 각각의 평균값을 산출하고, 산출된 평균값을 바탕으로, 평균 이미지를 생성하여, 평균 이미지에 가장 유사한 이미지를 대표 이미지로 선택하되, 대표 이미지가 평균 이미지와 임계값을 초과하여 차이가 존재하는 경우, 평균 이미지를 대표 이미지로 선택할 수 있다.

[0147] 이에 따라, 전자 장치(100)는, 제1 비율에 따라, 정체 구간에 매칭되는 이미지들 중, 대표 이미지에 해당하는,

적어도 하나의 제1 이미지를 선택하고, 제1 비율보다 큰 제2 비율에 따라, 정체 구간에 매칭되지 않는 이미지들 중 적어도 하나의 제2 이미지를 선택하여, 제1 이미지 및 제2 이미지를 바탕으로 병변을 판단함으로써, 비주요 정체 구간에 해당하는 이미지들 중, 제1 이미지만 이용하여 병변 판단 모델의 로드를 효과적으로 감소시킬 수 있다.

[0148] 이때, 비율은, 연속된 이미지들 중, 시계열적 순서 상, 특정 순서에 해당하는 이미지를 선택하는 기준이거나, 연속된 이미지들 중, 특정 간격에 따른 이미지를 선택하는 기준이거나, 연속된 이미지들 중, 무작위로 일정 개수의 이미지를 선택하는 기준일 수 있으며, 이에 한정하지 않는다.

[0149] 한편, 병변 이미지가 적어도 하나 식별되면, 전자 장치(100)는, 복수의 이미지 각각에 포함된 소화기관을 바탕으로, 병변 이미지에 포함된 소화기관을 식별하고, 병변 이미지에 포함된 소화기관 상에서, 병변 이미지 상의 병변을 포함하는 일정 영역을 선택하여, 위치 판단용 학습 데이터에 포함된, 선택된 일정 영역에 대한 비교 이미지를 적어도 하나 획득할 수 있다.

[0150] 이에 따라, 전자 장치(100)는 비교 이미지를 바탕으로 병변의 종류 및 크기를 판단할 수 있다.

[0151] 도 14는 본 개시의 일 실시예에 따른 병변 판단 예시도이다.

[0152] 도 14에 도시된 바와 같이, 전자 장치(100)는, 병변 이미지 상에서, 병변을 포함하는 최소 크기의 사각 영역을 획득(도 14의 상단 좌측 이미지)하거나, 병변이 차지하는 영역을 획득(도 14의 상단 우측 이미지)함으로써 병변 위치를 특정하여 병변을 검출(crop)할 수 있다.

[0153] 하나의 이미지 그룹에 적어도 하나의 병변이 전자 장치(100)에 의해 식별되면, 해당 병변을 포함하는 병변 이미지가 해당 이미지 그룹 내에 복수일 수 있다.

[0154] 따라서, 전자 장치(100)는, 일 병변이 검출된 병변 위치를 바탕으로, 일 병변을 공유하는 복수의 병변 이미지 간의 유사도를 비교하여, 일 병변에 대한 세부 분석이 가능하다.

[0155] 이를 위해, 병변 판단 모델(112)로는, Classification, Detection, Segmentation 등 다양한 모델이 사용되며, 이때, Detection 모델과 Segmentation 모델과 같이 병변의 위치를 특정하는 정보를 포함하는 경우와, Clssification 모델과 같이 위치를 특정하는 정보를 미포함하는 경우가 존재한다.

[0156] 위치를 특정하는 정보, 즉, 위치 정보를 미포함하는 경우, Grad-CAM(도 14의 하단 이미지) 등을 이용하여, 도 14와 같이, 병변의 위치를 근사할 수 있다.

[0157] 이때, 전자 장치(100)는, 연속된 이미지들 중, 병변 이미지와 인접한 이미지들 간의 동일한 촬영 영역(overlap 영역, IoU(IOS on UNIX), DSC(Display Stream Compression) 등)에 임계값을 적용하여 위치 정보를 분석하는 방법, 위치 정보를 검출하여 병변 이미지와 인접한 이미지들 간의 유사도를 판단하는 방법, 및 검출된 위치 정보를 다시 병변 판단 모델(112)에 입력하여 병변의 식별 여부를 정확도 높게 획득하는 방법이 적용 가능하다.

[0158] 한편, 본 발명은, 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 본 발명의 전자 장치(100)의 제어 방법을 수행할 수 있도록 컴퓨터에서 독출가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램을 포함한다.

[0159] 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.

[0160] 또한, 본 발명의 서로 다른 실시예들은 상호 보완되거나 결합될 수 있다.

[0161] 본 발명의 구성 요소들은 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어 실행되기 위해 프로그램(또는 애플리케이션)으로 구현되어 매체에 저장될 수 있다. 본 발명의 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(assembler), 파이썬(Python) 등과 같은 프로그래밍 또는 스크립팅 언어로 구현될 수 있다. 기능적인 측면들은 하나 이상의 프로세서들에서 실행되는 알고리즘으로 구현될 수 있다.

[0162] 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.

부호의 설명

[0163] 100 : 전자 장치

110 : 메모리

111 : 위치 판단 모델

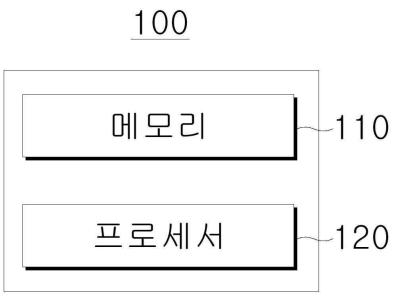
112 : 병변 판단 모델

120 : 프로세서

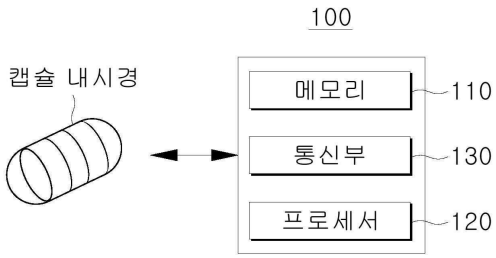
130 : 통신부

도면

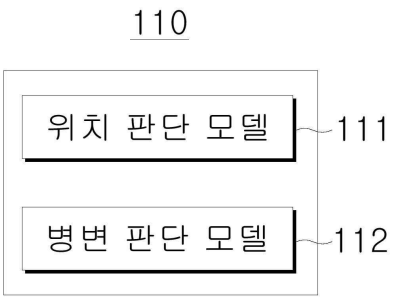
도면1



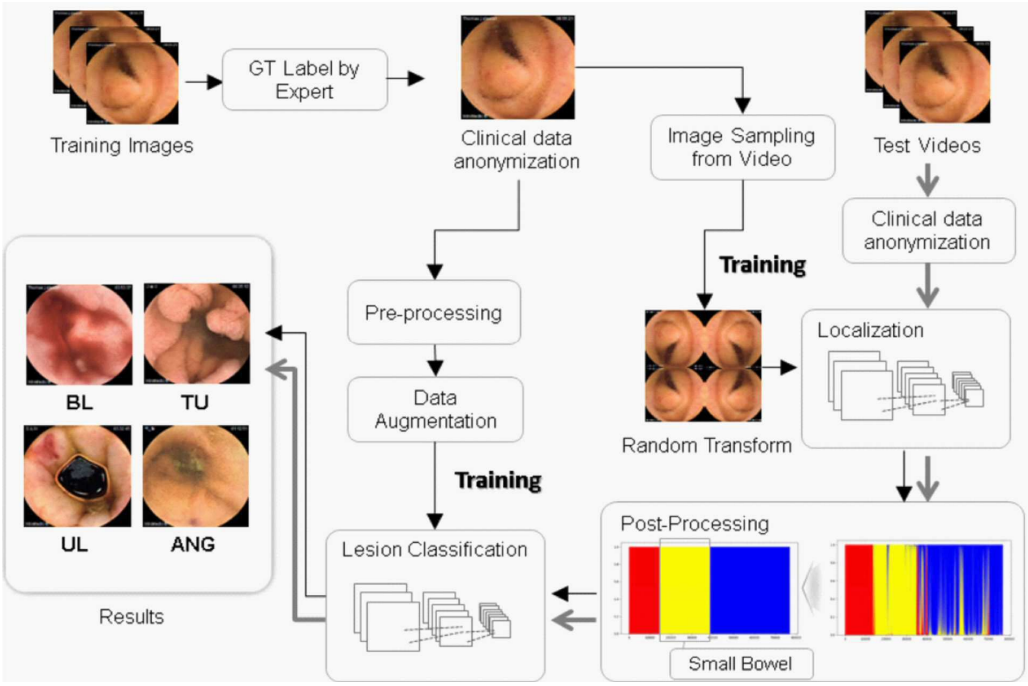
도면2



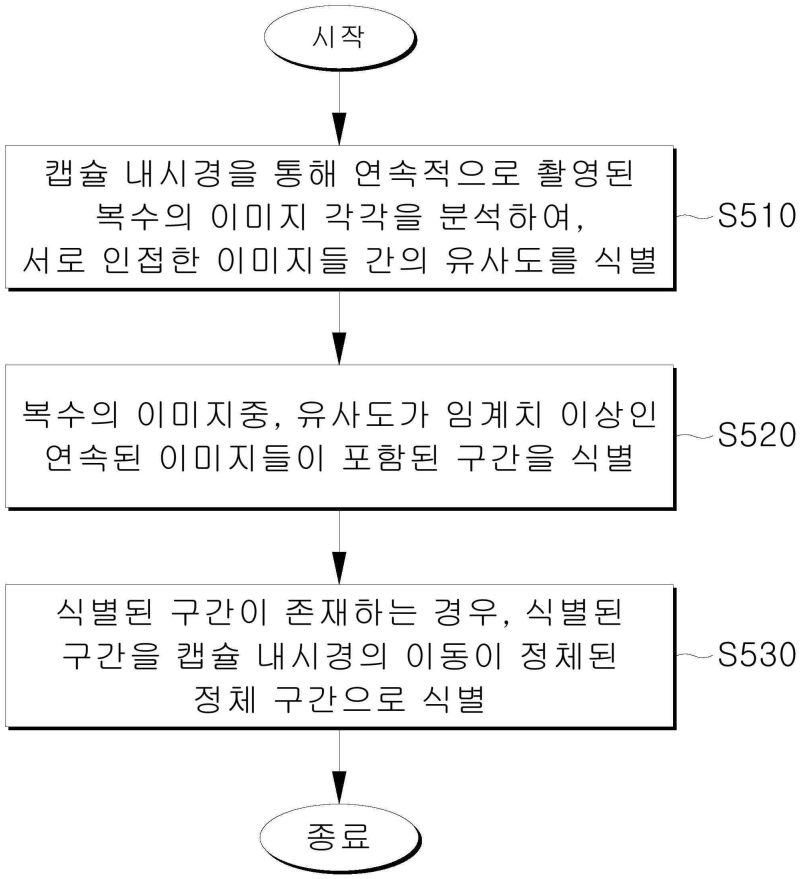
도면3



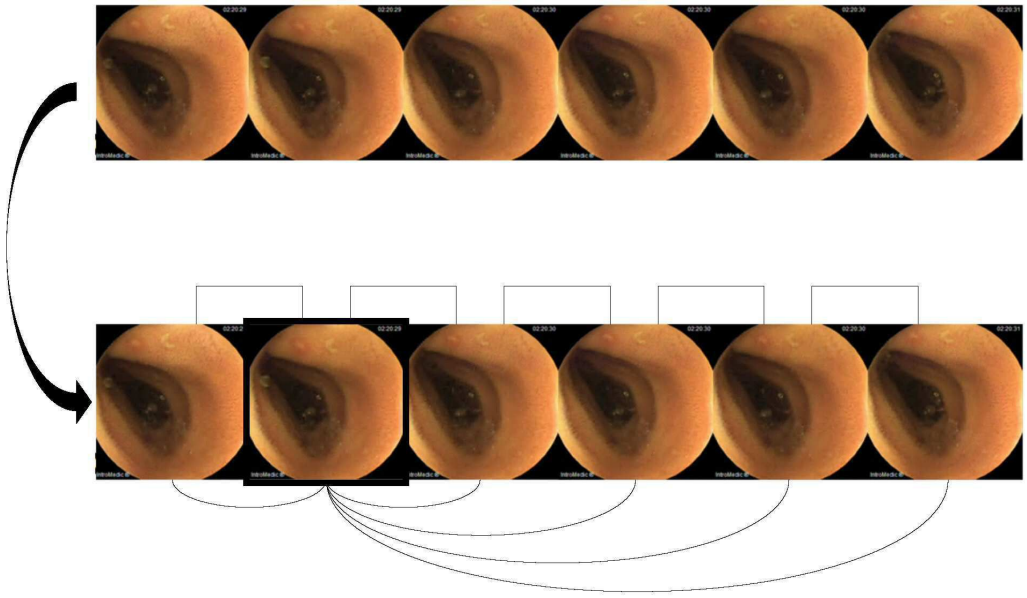
도면4


Training Images
GT Label by Expert
Clinical data anonymization
Image Sampling from Video
Test Videos
Clinical data anonymization
Training
Pre-processing
Data Augmentation
Training
Lesion Classification
Random Transform
Localization
Post-Processing
Small Bowel
BL
TU
UL
ANG
Results

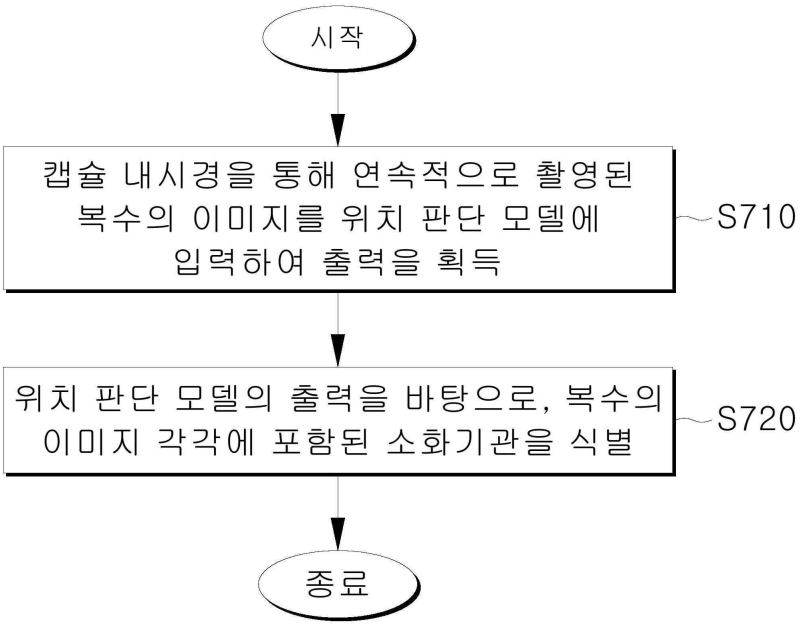
도면5


시작
캡슐 내시경을 통해 연속적으로 촬영된 복수의 이미지 각각을 분석하여, 서로 인접한 이미지들 간의 유사도를 식별
S510
복수의 이미지중, 유사도가 임계치 이상인 연속된 이미지들이 포함된 구간을 식별
S520
식별된 구간이 존재하는 경우, 식별된 구간을 캡슐 내시경의 이동이 정체된 정체 구간으로 식별
S530
종료

도면6



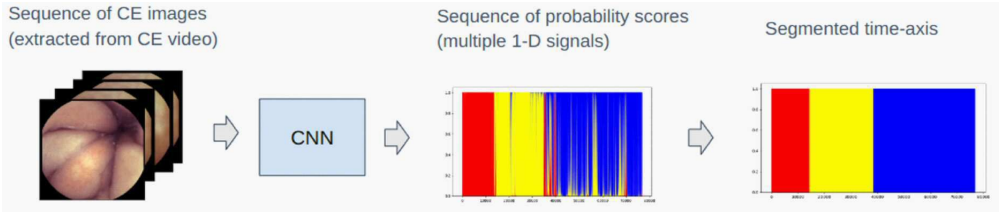
도면7


시작
캡슐 내시경을 통해 연속적으로 촬영된 복수의 이미지를 위치 판단 모델에 입력하여 출력을 획득
S710
위치 판단 모델의 출력을 바탕으로, 복수의 이미지 각각에 포함된 소화기관을 식별
S720
종료

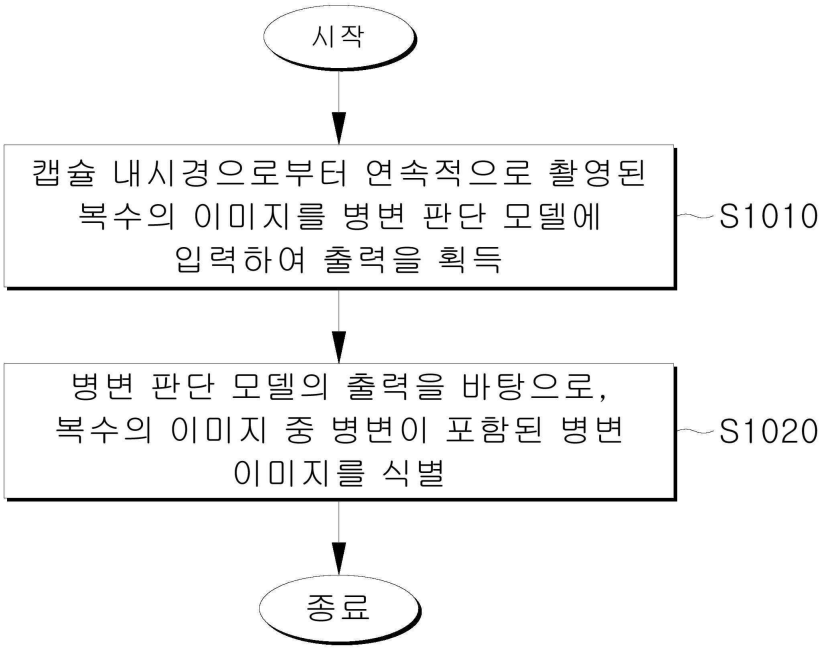
도면8


Pylorus
(유문판)
Ileocecal Valve
(회맹판막)
Stomach
Small-Bowel
Colon

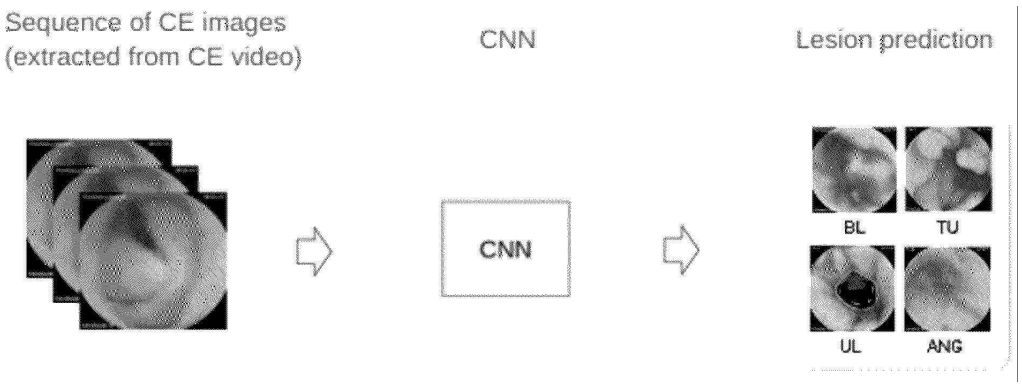
도면9



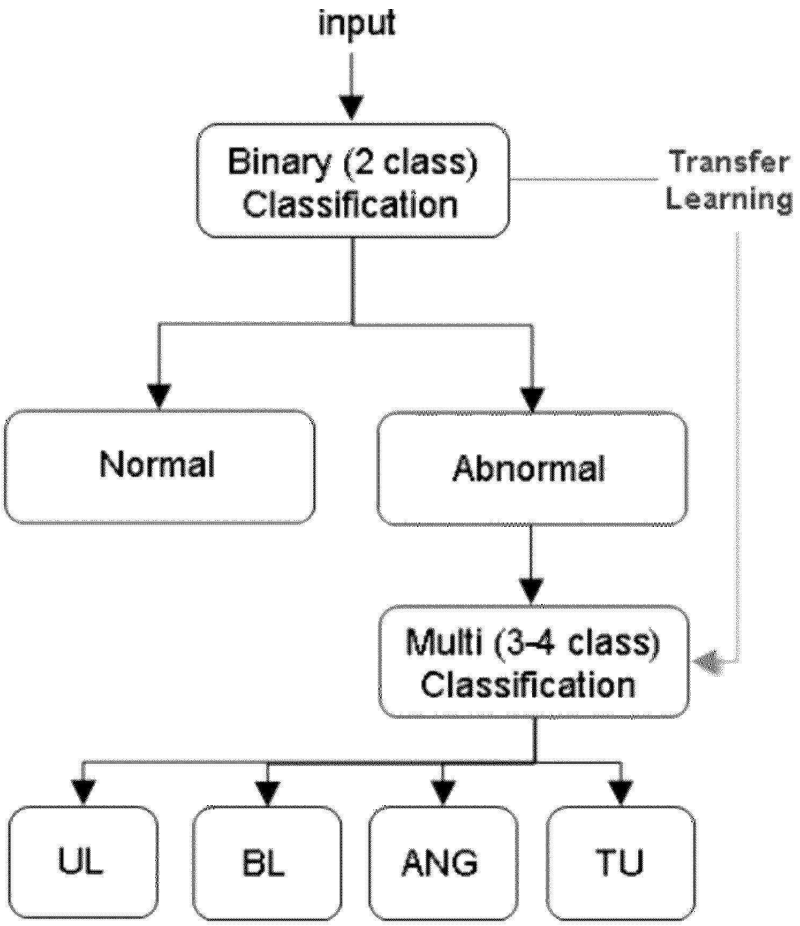
도면10



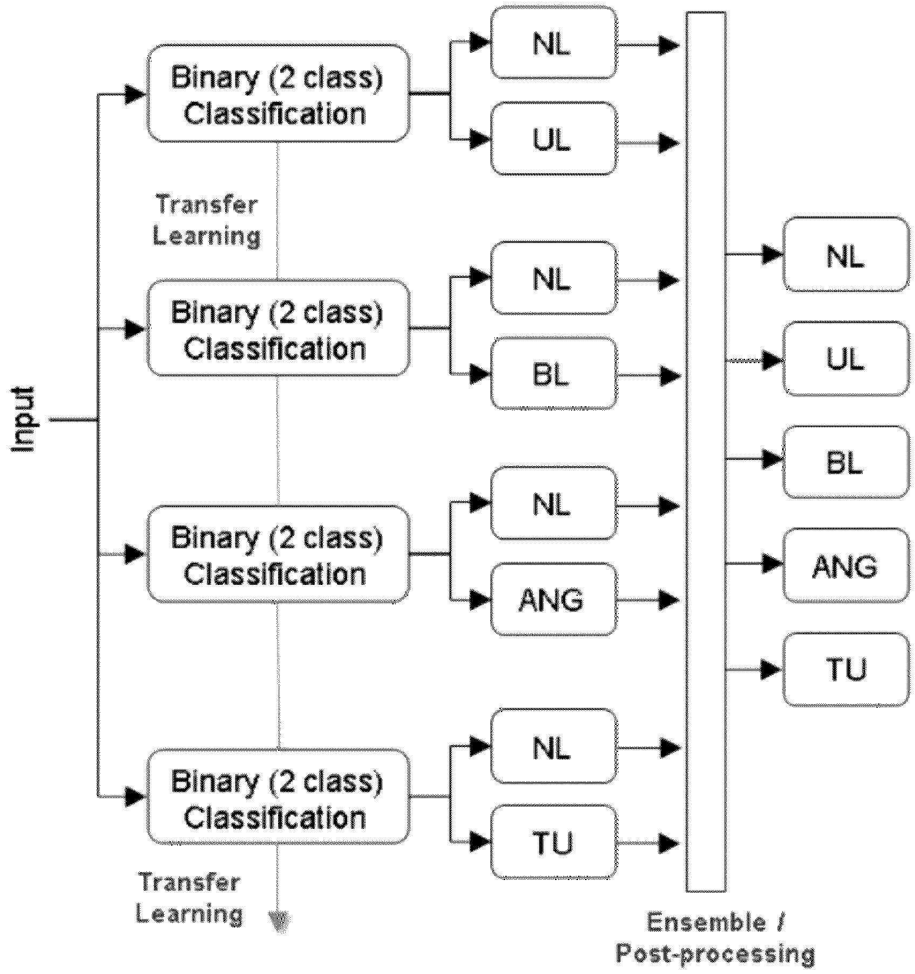
도면11



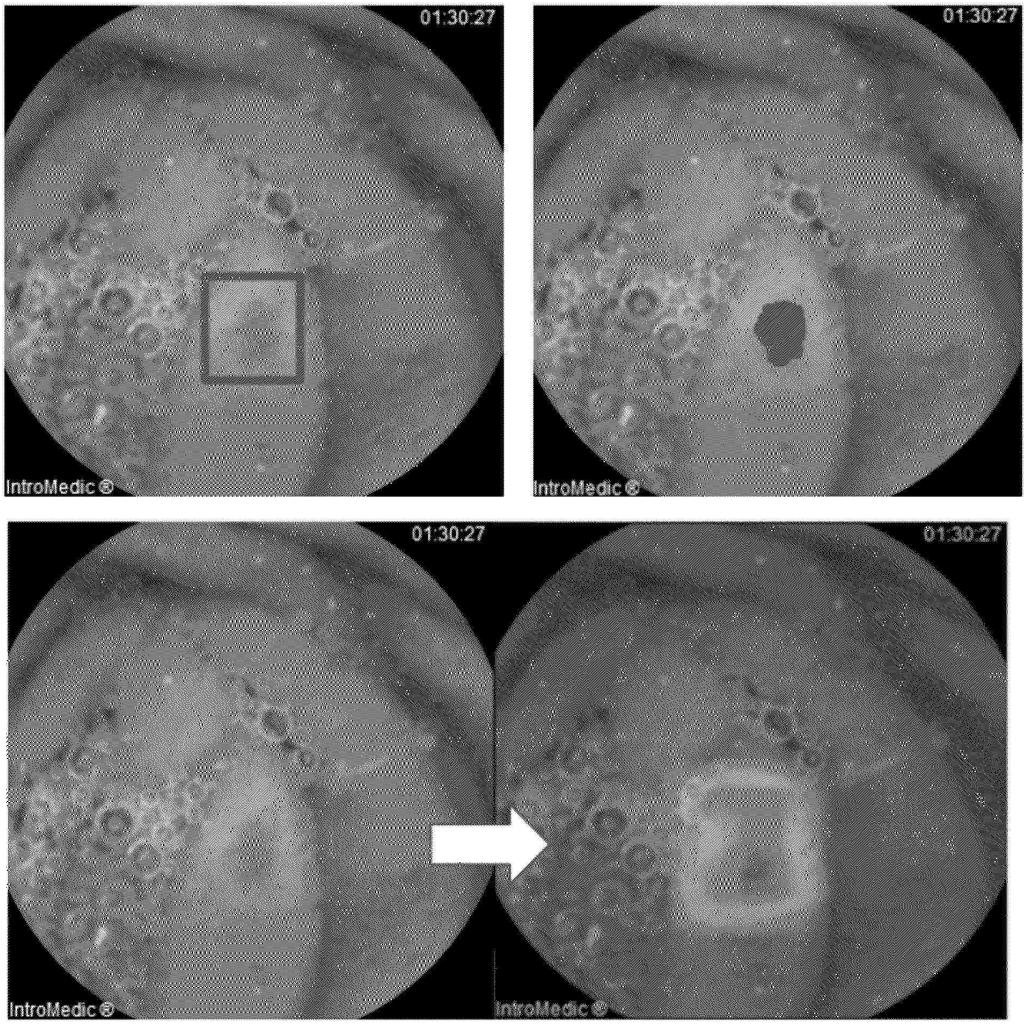
도면12


input
Binary (2 class) Classification
Transfer Learning
Normal
Abnormal
Multi (3-4 class) Classification
UL
BL
ANG
TU

도면13


Input
Binary (2 class) Classification
Binary (2 class) Classification
Binary (2 class) Classification
Binary (2 class) Classification
Transfer Learning
Transfer Learning
NL
UL
NL
BL
NL
ANG
NL
TU
NL
UL
BL
ANG
TU
Ensemble / Post-processing

도면14


01:30:27
IntroMedic
01:30:27
IntroMedic
01:30:27
IntroMedic
01:30:27
IntroMedic