

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0010992

(43) 공개일자 2023년01월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 1/00 (2017.01) A61B 1/31 (2006.01)

G06T 7/00 (2017.01) G06T 7/11 (2017.01)

G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 1/00009 (2022.02)

A61B 1/31 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2021-0091467

(22) 출원일자 2021년07월13일

심사청구일자 2021년07월13일

기술이전 희망 : 기술양도

(71) 출원인

경희대학교 산학협력단

경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)

(72) 발명자

곽민섭

서울특별시 강동구 고덕로 360, 316동 904호(상일동, 고덕아르테온)

(74) 대리인

위병갑

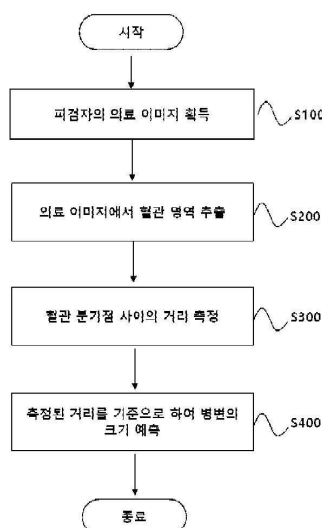
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 병변 진단 장치 및 그 방법

(57) 요약

병변 진단 장치 및 그 방법이 제공된다. 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 병변 진단 장치는, 피검자의 의료 이미지를 획득하는 동작, 획득된 의료 이미지에서 혈관 영역을 추출하는 동작, 추출된 혈관 영역에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작 및 측정된 거리를 기준으로 하여 병변의 크기를 예측하는 동작을 수행할 수 있다. 그렇게 함으로써, 사람의 개입 없이도 병변의 크기를 정확하게 예측할 수 있다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

G06T 7/0012 (2013.01)

G06T 7/11 (2017.01)

G16H 30/40 (2018.01)

G16H 50/20 (2018.01)

G06T 2207/10068 (2013.01)

G06T 2207/20081 (2013.01)

G06T 2207/30032 (2013.01)

G06T 2207/30096 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711091976

과제번호 2019R1C1C1003524

부처명 한국연구재단

과제관리(전문)기관명 (통합)한국연구재단

연구사업명 신진우수연구

연구과제명 유전체 다중 오믹스 분석 및 조직 이미지 딥러닝을 통한 대장암 환자의 림프절 전이

와 재발 예측 모델 개발

기 여 율 1/1

과제수행기관명 경희대학교 산학협력단

연구기간 2019.03.01 ~ 2022.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

하나 이상의 인스트럭션들(instructions)을 저장하는 메모리;
 상기 저장된 하나 이상의 인스트럭션들을 실행함으로써,
 피검자의 의료 이미지를 획득하는 동작,
 상기 획득된 의료 이미지에서 혈관 영역을 추출하는 동작,
 상기 추출된 혈관 영역에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작 및
 상기 측정된 거리를 기준으로 하여 병변의 크기를 예측하는 동작을 수행하는 프로세서를 포함하는, 병변 진단 장치.

청구항 2

제1 항에 있어서,
 상기 혈관 영역을 추출하는 동작은,
 시맨틱 세그멘테이션(semantic segmentation)을 수행하는 딥러닝 모델을 이용하여 상기 혈관 영역을 추출하는 동작을 포함하는,
 병변 진단 장치.

청구항 3

제2 항에 있어서,
 상기 딥러닝 모델은 입력된 이미지에 대해 다운샘플링 프로세스를 수행하는 인코더와 상기 다운샘플링 프로세스에서 추출된 특징맵에 대해 업샘플링 프로세스를 수행하는 디코더를 포함하는,
 병변 진단 장치.

청구항 4

제2 항에 있어서,
 상기 딥러닝 모델은 제1 신경망 및 상기 제1 신경망과 대응되는 구조를 갖는 제2 신경망을 포함하고,
 상기 제1 신경망은 입력된 이미지에 대해 제1 다운샘플링 프로세스를 수행하는 제1 인코더와 상기 제1 다운샘플링 프로세스에서 추출된 특징맵에 대해 제1 업샘플링 프로세스를 수행하는 제1 디코더를 포함하고,
 상기 제2 신경망은 상기 제1 디코더에서 출력된 특징맵에 대해 제2 다운샘플링 프로세스를 수행하는 제2 인코더와 상기 제2 다운샘플링 프로세스에서 추출된 특징맵에 대해 제2 업샘플링 프로세스를 수행하는 제2 디코더를 포함하는,
 병변 진단 장치.

청구항 5

제2 항에 있어서,
 상기 의료 이미지는 대장 내시경 이미지이고,
 상기 딥러닝 모델은 정답 레이블 정보가 주어진 제1 학습이미지셋과 정답 레이블 정보가 주어지지 않은 제2 학습이미지셋을 이용하여 학습된 것이되,

상기 제1 학습이미지셋은 복수의 안저 이미지를 포함하고,
상기 제2 학습이미지셋은 복수의 대장 내시경 이미지를 포함하는,
병변 진단 장치.

청구항 6

제1 항에 있어서,
상기 추출된 혈관 영역은 상기 병변의 내부 또는 상기 병변에 인접하여 위치한 혈관 영역인,
병변 진단 장치.

청구항 7

제1 항에 있어서,
상기 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작은,
상기 추출된 혈관 영역에 대해 스레시홀딩(thresholding) 연산과 모폴로지(morphology) 연산을 포함하는 이미지 처리를 수행하는 동작 및
상기 이미지 처리가 수행된 혈관 영역에서 상기 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작을 포함하는,
병변 진단 장치.

청구항 8

제1 항에 있어서,
상기 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작은,
혈관의 밀집도를 기초로 상기 추출된 혈관 영역에서 밀집 영역을 검출하는 동작 및
상기 밀집 영역 내에 위치한 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작을 포함하는,
병변 진단 장치.

청구항 9

제1 항에 있어서,
상기 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작은,
혈관의 두께를 기초로 상기 추출된 혈관 영역에서 주혈관을 검출하는 동작 및
상기 주혈관에 형성된 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작을 포함하는,
병변 진단 장치.

청구항 10

제1 항에 있어서,
상기 의료 이미지는 상기 혈관 영역이 포함된 제1 이미지와 상기 혈관 영역과 상기 병변의 영역이 모두 포함된 제2 이미지를 포함하고,
상기 혈관 영역을 추출하는 동작은,
상기 제1 이미지에서 상기 혈관 영역을 추출하는 동작을 포함하며,
상기 병변의 크기를 예측하는 동작은,
상기 제2 이미지 상에서 상기 혈관 분기점이 포함된 영역과 상기 병변 영역의 상대적 크기에 기초하여, 상기 병변의 크기를 예측하는 동작을 포함하는,

병변 진단 장치.

청구항 11

제10 항에 있어서,

상기 제1 이미지는 소정의 촬영 조건을 만족하는 이미지이고,

상기 소정의 촬영 조건은 카메라로부터 일정 거리 내에 상기 혈관이 위치하는 조건 또는 상기 카메라의 시야각 중심으로부터 일정 범위 내에 상기 혈관이 위치하는 조건을 포함하는,

병변 진단 장치.

청구항 12

제1 항에 있어서,

상기 의료 이미지는 대장 내시경 이미지이고,

상기 병변은 용종인,

병변 진단 장치.

청구항 13

컴퓨팅 장치에서 수행되는 병변 진단 방법으로서,

피검자의 의료 이미지를 획득하는 단계;

상기 획득된 의료 이미지에서 혈관 영역을 추출하는 단계;

상기 추출된 혈관 영역에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 단계; 및

상기 측정된 거리를 기준으로 병변의 크기를 예측하는 단계를 포함하는,

병변 진단 방법.

청구항 14

컴퓨팅 장치와 결합되어,

피검자의 의료 이미지를 획득하는 단계;

상기 획득된 의료 이미지에서 혈관 영역을 추출하는 단계;

상기 추출된 혈관 영역에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 단계; 및

상기 측정된 거리를 기준으로 병변의 크기를 예측하는 단계를 실행시키기 위하여 컴퓨터 판독가능한 기록매체에 저장된,

컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 개시는 병변 진단 장치 및 그 방법에 관한 것이다. 보다 자세하게는, 피검자의 의료 이미지에서 병변의 크기와 같은 병변 상태를 진단하는 장치 및 그 장치에서 수행되는 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 양성 종양의 일종인 용종(polyp)은 대장에서 가장 흔하게 발생하는 병변으로, 대장 내시경 검사에 의해 발견될 수 있다. 용종에 대한 다양한 상태 정보 중에서, 용종의 크기는 피검자의 검사 주기를 결정하고 피검자의 예후

를 예측하는 데 이용되는 중요한 정보이다. 따라서, 용종의 크기를 정확하게 측정하는 것은 매우 중요하다.

[0003] 용종의 크기 측정은 통상적으로 전문가에 의해 직접 수행된다. 가령, 전문가는 대장 내시경 이미지를 육안으로 확인하거나 생검용 포셉(biopsy forceps)을 이용함으로써 용종의 크기를 측정(예측)할 수 있다.

[0004] 그러나, 예시된 방식들은 전문가의 주관성(경험)과 내시경 이미지의 왜곡 정도에 따라 측정 결과가 달라지기 때문에, 측정 결과의 정확도와 신뢰도가 높지 않다는 문제가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 한국공개특허 제10-2021-0063522호(21.06.02 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 개시의 몇몇 실시예들을 통해 해결하고자 하는 기술적 과제는, 피검자의 의료 이미지에서 병변의 크기 등의 병변 상태를 정확하게 진단할 수 있는 장치 및 그 장치에서 수행되는 방법을 제공하는 것이다.

[0007] 본 개시의 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 본 개시의 기술분야에서의 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0008] 상기 기술적 과제를 해결하기 위한, 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 병변 진단 장치는, 하나 이상의 인스트럭션들(instructions)을 저장하는 메모리, 상기 저장된 하나 이상의 인스트럭션들을 실행함으로써, 피검자의 의료 이미지를 획득하는 동작, 상기 획득된 의료 이미지에서 혈관 영역을 추출하는 동작, 상기 추출된 혈관 영역에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작 및 상기 측정된 거리를 기준으로 하여 병변의 크기를 예측하는 동작을 수행하는 프로세서를 포함할 수 있다.

[0009] 몇몇 실시예들에서, 상기 혈관 영역을 추출하는 동작은, 시맨틱 세그멘테이션(semantic segmentation)을 수행하는 딥러닝 모델을 이용하여 상기 혈관 영역을 추출하는 동작을 포함할 수 있다.

[0010] 몇몇 실시예들에서, 상기 추출된 혈관 영역은 상기 병변의 내부 또는 상기 병변에 인접하여 위치한 혈관 영역일 수 있다.

[0011] 몇몇 실시예들에서, 상기 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작은, 혈관의 밀집도를 기초로 상기 추출된 혈관 영역에서 밀집 영역을 검출하는 동작 및 상기 밀집 영역 내에 위치한 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작을 포함할 수 있다.

[0012] 몇몇 실시예들에서, 상기 의료 이미지는 상기 혈관 영역이 포함된 제1 이미지와 상기 혈관 영역과 상기 병변의 영역이 모두 포함된 제2 이미지를 포함하고, 상기 혈관 영역을 추출하는 동작은, 상기 제1 이미지에서 상기 혈관 영역을 추출하는 동작을 포함하며, 상기 병변의 크기를 예측하는 동작은, 상기 제2 이미지 상에서 상기 혈관 분기점이 포함된 영역과 상기 병변 영역의 상대적 크기에 기초하여, 상기 병변의 크기를 예측하는 동작을 포함할 수 있다.

[0013] 몇몇 실시예들에서, 상기 의료 이미지는 대장 내시경 이미지이고, 상기 병변은 용종일 수 있다.

[0014] 상술한 기술적 과제를 해결하기 위한, 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 병변 진단 방법은, 컴퓨팅 장치에서 수행되는 병변 진단 방법으로서, 피검자의 의료 이미지를 획득하는 단계, 상기 획득된 의료 이미지에서 혈관 영역을 추출하는 단계, 상기 추출된 혈관 영역에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 단계 및 상기 측정된 거리를 기준으로 병변의 크기를 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0015] 상술한 기술적 과제를 해결하기 위한, 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 컴퓨터 프로그램은, 컴퓨팅 장치와 결합되어, 피검자의 의료 이미지를 획득하는 단계, 상기 획득된 의료 이미지에서 혈관 영역을 추출하는 단계, 상기 추출된 혈관 영역에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 단계 및 상기 측정된 거리를 기준으로 병변의 크기를

를 예측하는 단계를 실행시키기 위하여 컴퓨터 판독가능한 기록매체에 저장될 수 있다.

발명의 효과

- [0016] 상술한 본 개시의 몇몇 실시예들에 따르면, 사람의 개입 없이 피검자의 의료 이미지에서 병변의 크기가 자동으로 예측될 수 있다. 이에 따라, 객관적이면서도 신뢰도 높은 병변 정보가 제공될 수 있다. 가령, 대장 내시경 이미지에서 자동으로 용종의 크기를 예측함으로써, 객관적이면서도 신뢰도 높은 용종 정보가 제공될 수 있다.
- [0017] 또한, 혈관의 분기 거리를 기준으로 병변의 크기를 예측함으로써, 병변 크기에 대한 예측 정확도가 향상될 수 있다.
- [0018] 또한, 시맨틱 세그멘테이션(semantic segmentation)을 수행하는 딥러닝 모델을 이용함으로써 혈관 영역이 정확하게 추출될 수 있다. 이에 따라, 병변 크기에 대한 예측 정확도가 더욱 향상될 수 있다.
- [0019] 또한, 병변에 가까이 위치한 혈관 영역에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정함으로써, 병변의 크기가 더욱 정확하게 예측될 수 있다.
- [0020] 또한, 왜곡이 적은 의료 이미지에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정함으로써, 병변의 크기가 더욱 정확하게 예측될 수 있다.
- [0021] 본 개시의 기술적 사상에 따른 효과들은 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0022] 도 1은 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 병변 진단 장치와 그의 입출력 데이터를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- 도 2는 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 병변 진단 방법을 개략적으로 나타내는 예시적인 흐름도이다.
- 도 3은 본 개시의 몇몇 실시예들에서 참조될 수 있는 시맨틱 세그멘테이션의 개념을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- 도 4 및 도 5는 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 딥러닝 모델의 구조를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- 도 6은 본 개시의 몇몇 실시예들에서 따른 딥러닝 모델의 학습 방법을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- 도 7은 본 개시의 몇몇 실시예들에 따라 혈관 영역 이미지에 대해 이미지 처리가 수행되는 프로세스를 나타내는 예시적인 도면이다.
- 도 8은 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 혈관 분기점 사이 거리 측정 방법을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- 도 9는 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 이미지 왜곡을 고려한 병변 진단 방법을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- 도 10 및 도 11은 병변 크기 예측에 대한 비교 실험 결과를 도시한다.
- 도 12는 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 병변 진단 장치를 구현할 수 있는 예시적인 컴퓨팅 장치를 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0023] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 개시의 바람직한 실시예들을 상세히 설명한다. 본 개시의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 개시의 기술적 사상은 이하의 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 이하의 실시예들은 본 개시의 기술적 사상을 완전하도록 하고, 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 본 개시의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 개시의 기술적 사상은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.
- [0024] 각 도면의 구성요소들에 참조부호를 부가함에 있어서, 동일한 구성요소들에 대해서는 비록 다른 도면상에 표시되더라도 가능한 한 동일한 부호를 가지도록 하고 있음에 유의해야 한다. 또한, 본 개시를 설명함에 있어, 관련된 공지 구성 또는 기능에 대한 구체적인 설명이 본 개시의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명은 생략한다.

- [0025] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 개시가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있다. 또 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다. 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 개시를 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다.
- [0026] 또한, 본 개시의 구성 요소를 설명하는 데 있어서, 제1, 제2, A, B, (a), (b) 등의 용어를 사용할 수 있다. 이러한 용어는 그 구성 요소를 다른 구성 요소와 구별하기 위한 것일 뿐, 그 용어에 의해 해당 구성 요소의 본질이나 차례 또는 순서 등이 한정되지 않는다. 어떤 구성 요소가 다른 구성요소에 "연결", "결합" 또는 "접속"된다고 기재된 경우, 그 구성 요소는 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나 또는 접속될 수 있지만, 각 구성 요소 사이에 또 다른 구성 요소가 "연결", "결합" 또는 "접속"될 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0027] 본 개시에서 사용되는 "포함한다(comprises)" 및/또는 "포함하는(comprising)"은 언급된 구성 요소, 단계, 동작 및/또는 소자는 하나 이상의 다른 구성 요소, 단계, 동작 및/또는 소자의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다.
- [0028] 이하, 본 개시의 다양한 실시예들에 대하여 첨부된 도면에 따라 상세하게 설명한다.
- [0029] 도 1은 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 병변 진단 장치(10) 및 그의 입출력 데이터를 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- [0030] 도 1에 도시된 바와 같이, 병변 진단 장치(10)는 피검자의 의료 이미지(1)를 입력받고, 이를 분석하여 다양한 진단 정보(e.g. 3, 5, 7)를 출력(제공)하는 컴퓨팅 장치일 수 있다. 예를 들어, 병변 진단 장치(10)는 피검자의 대장 내시경 이미지를 입력받고, 대장 내시경 이미지에서 용종을 검출하며, 용종의 크기(e.g. 길이, 두께, 면적 등), 위치, 형상 등에 관한 상태 정보를 제공할 수 있다. 또한, 병변 진단 장치(10)는 용종의 크기 정보 등을 토대로 피검자의 예후를 예측하여 제공할 수 있고, 치료 방법에 관한 정보도 제공할 수도 있다. 보다 구체적인 예로서, 병변 진단 장치(10)는 용종의 크기가 기준치 이상인 경우 대장암 발생 가능성이 높다는 예후 정보를 제공할 수 있고, 치료 방법(e.g. 절제 수술, 식습관 정보, 생활 수칙 정보)과 내시경 검사 주기 등에 관한 정보를 제공할 수도 있다. 이하에서는, 설명의 편의상 병변 진단 장치(10)를 "진단 장치(10)"로 약칭하도록 한다.
- [0031] 상기 컴퓨팅 장치는 예를 들어 노트북, 데스크톱(desktop), 랩탑(laptop) 등이 될 수 있으나, 이에 국한되는 것은 아니며 컴퓨팅 기능이 구비된 모든 종류의 장치를 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치의 일 예시는 도 12를 참조하도록 한다.
- [0032] 의료 이미지(1)는 병변이 발생할 수 있는 조직(장기)을 촬영한 이미지로서, 예를 들어 내시경 카메라에 의해 촬영된 대장 내시경 이미지일 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0033] 병변 정보(3)는 예를 들어 병변의 유무, 크기, 위치, 형상 등에 관한 정보를 포함할 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니다. 병변의 유형은 다양할 수 있으며, 검사 대상 장기(조직)에 따라 달라질 수 있다. 검사 대상 조직(장기)가 대장인 경우, 병변은 예를 들어 용종일 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0034] 예후 정보(5)는 예를 들어 질병의 재발(발생) 가능성, 생존 가능성, 질병의 진행 단계, 질병의 진행 상태 등과 같은 정보를 포함할 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니다. 예후 정보(5)의 세부 내용은 대상 질병에 따라 달라질 수 있다. 예를 들어, 대상 질병이 대장암인 경우, 예후 정보(5)는 대장암 재발(발생) 가능성 등에 관한 정보를 포함할 수 있다.
- [0035] 치료 방법 정보(17)는 예를 들어 예후에 따른 적합한 치료 방법, 바람직한 생활 수칙, 식습관 등에 관한 정보를 포함할 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0036] 본 개시의 다양한 실시예들에 따르면, 진단 장치(10)는 의료 이미지(1)에서 혈관 영역을 추출하고, 추출된 혈관 영역 내에 위치한 혈관 분기점 사이의 거리(이하, "분기 거리"로 약칭함)를 기준으로 병변의 크기를 정확하게 예측할 수 있다. 예를 들어, 진단 장치(10)는 대장 내시경 이미지에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하고, 측정된 거리를 기준으로 하여 용종의 크기를 정확하게 예측할 수 있다. 본 실시예와 관련하여서는 도 2 이하의 도면을 참조하여 상세하게 설명하도록 한다.
- [0037] 한편, 도 1은 진단 장치(10)가 하나의 컴퓨팅 장치로 구현된 것을 예로써 도시하고 있으나, 진단 장치(10)는 복수의 컴퓨팅 장치로 구현될 수도 있다. 예를 들어, 진단 장치(10)의 제1 기능은 제1 컴퓨팅 장치에서 구현되고, 제2 기능은 제2 컴퓨팅 장치에서 구현될 수 있다. 또는, 진단 장치(10)의 특정 기능이 복수의 컴퓨팅 장치에서

구현될 수도 있다.

- [0038] 지금까지 도 1을 참조하여 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 진단 장치(10)에 대하여 설명하였다. 이하에서는, 도 1에 예시된 진단 장치(10)에서 수행될 수 있는 병변 진단 방법에 대하여 설명하도록 한다. 다만, 이해의 편의를 제공하기 위해, 다른 언급이 없는 한 의료 이미지가 "대장 내시경 이미지"이고, 병변의 유형이 "용종"인 것을 가정하여 설명을 이어가도록 한다.
- [0039] 이하에서 후술될 병변 진단 방법의 각 단계는 컴퓨팅 장치의 프로세서에 의해 실행될 수 있는 하나 이상의 인스트럭션들(instructions)로 구현될 수 있으며, 특정 단계(동작)의 주어가 생략된 경우 진단 장치(10)에 의하여 수행되는 것으로 이해될 수 있다. 다만, 경우에 따라 상기 병변 진단 방법의 일부 단계는 다른 컴퓨팅 장치에서 수행될 수도 있다.
- [0040] 도 2는 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 병변 진단 방법을 개략적으로 나타내는 예시적인 흐름도이다. 단, 이는 본 개시의 목적을 달성하기 위한 바람직한 실시예일뿐이며, 필요에 따라 일부 단계가 추가되거나 삭제될 수 있음은 물론이다.
- [0041] 도 2에 도시된 바와 같이, 상기 병변 진단 방법은 피검자의 의료 이미지를 획득하는 단계 S100에서 시작될 수 있다. 가령, 진단 장치(10)는 피검자의 대장 내시경 이미지를 획득할 수 있다. 대장 내시경 이미지는 내시경 카메라에 의해 촬영된 하나 이상의 이미지를 포함할 수 있다.
- [0042] 단계 S200에서, 의료 이미지에서 혈관 영역이 추출될 수 있다. 가령, 진단 장치(10)는 대장 내시경 이미지에서 혈관 영역을 추출할 수 있다. 이때, 추출되는 혈관 영역은 병변의 내부 또는 병변에 인접하여 위치한 혈관 영역인 것이 바람직할 수 있다. 또는, 의료 이미지가 병변의 내부 또는 병변에 인접하여 위치한 혈관을 촬영한 이미지인 것이 바람직할 수 있다. 혈관이 병변에 가까이 위치하면 이미지에 왜곡이 발생되더라도 혈관 영역과 병변 영역이 유사한 정도로 왜곡되어, 분기 거리를 기준으로 병변의 크기가 정확하게 예측될 수 있기 때문이다.
- [0043] 본 단계 S200에서, 혈관 영역을 추출하는 구체적인 방식은 실시예에 따라 달라질 수 있다.
- [0044] 몇몇 실시예들에서는, 이미지 처리 기법을 통해 혈관 영역이 추출될 수 있다. 예를 들어, 진단 장치(10)는 경계선 검출(edge detection) 기법을 통해 혈관 영역을 추출할 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0045] 또한, 몇몇 실시예들에서는, 시맨틱 세그멘테이션(semantic segmentation)을 수행하는 딥러닝(deep-learning) 모델을 통해 혈관 영역이 추출될 수 있다. 가령, 진단 장치(10)는 학습된 딥러닝 모델을 이용하여 대장 내시경 이미지에서 혈관 영역을 분할할 수 있다. 이러한 경우, 고도로 학습된 딥러닝 모델을 통해 혈관 영역이 픽셀(pixel) 단위까지 정밀하게 추출됨으로써, 혈관 영역 추출의 정확도가 향상될 수 있다. 본 실시예에 관하여서는 잠시 후에 상세하게 설명하도록 한다.
- [0046] 또한, 몇몇 실시예들에서는, 앞선 실시예들의 조합에 기초하여 혈관 영역이 추출될 수도 있다. 예를 들어, 진단 장치(10)는 딥러닝 모델을 통해 제1 혈관 영역을 추출하고, 이미지 처리 기법을 통해 제2 혈관 영역을 추출하며, 제1 혈관 영역과 제2 혈관 영역을 종합하여 최종 혈관 영역을 결정할 수도 있다(e.g. 교집합 영역 또는 합집합 영역을 최종 혈관 영역으로 결정).
- [0047] 이하, 이해의 편의를 제공하기 위해, 도 3 내지 도 6을 참조하여 시맨틱 세그멘테이션에 관한 실시예들에 대해 부연 설명하도록 한다.
- [0048] 먼저, 도 3은 시맨틱 세그멘테이션의 개념을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- [0049] 도 3에 도시된 바와 같이, 시맨틱 세그멘테이션은 이미지 단위가 아니라 픽셀 단위로 클래스를 예측하는 태스크를 의미할 수 있다. 예를 들어, 주어진 이미지(11)에 대해 시맨틱 세그멘테이션이 수행되면, 픽셀 단위의 클래스 예측 결과인 세그멘테이션 맵(13; segmentation map) 또는 세그멘테이션 결과 이미지(15)가 획득될 수 있다. 세그멘테이션 결과 이미지(17)는 세그멘테이션 맵(13)을 이미지 형태로 나타낸 것을 의미할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 시맨틱 세그멘테이션은 픽셀 단위로 조밀한 예측을 수행하는 태스크이기 때문에, 당해 기술 분야에서 "덴스 프리딕션(dense prediction)"이라는 용어로 명명될 수도 있다.
- [0050] 시맨틱 세그멘테이션은 컴퓨터 비전 분야의 다양한 태스크 중에서 가장 핵심적이고도 난이도가 높은 태스크로, 높은 정확도를 위해 딥러닝 모델을 통해 수행될 수 있다. 다만, 딥러닝 모델의 세부 구조는 다양하게 설계될 수 있다.
- [0051] 예를 들어, 딥러닝 모델은 인코더(encoder)와 이에 대응되는 디코더(decoder)로 구성될 수 있다. 여기서, 인코

더는 예를 들어 입력된 이미지에 대해 다운샘플링(down-sampling) 프로세스를 수행하는 신경망으로 구현될 수 있고, 디코더는 다운샘플링 프로세스에서 추출된 특징맵에 대해 업샘플링(up-sampling) 프로세스를 수행하는 신경망으로 구현될 수 있다. 다시 말해, 인코더는 컨볼루션(convolution) 및 풀링(pooling) 연산을 통해 특징맵(feature map)을 추출하는 신경망으로 구현될 수 있고, 디코더는 인코더에서 추출된 특징맵에 대해 업-컨볼루션(up-convolution; 또는 디컨볼루션) 연산을 수행하는 신경망으로 구현될 수 있다. 그러나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0052] 다른 예로서, 도 4에 도시된 바와 같이, 딥러닝 모델(20)은 인코더(21) 및 디코더(23)로 구성되며 개념적으로 U자형 구조로 이루어질 수 있다. 여기서, 인코더(21)는 입력된 이미지에 대해 다운샘플링 프로세스를 수행할 수 있다. 그리고, 디코더(23)는 다운샘플링 프로세스에서 추출된 특징맵에 대해 업샘플링(up-sampling) 프로세스를 수행할 수 있다. 예시된 딥러닝 모델(20)은 인코더(21)에 의해 추출된 특징맵과 디코더(23)에 의해 생성된 특징맵을 함께 활용함으로써(e.g. 이전 업샘플링 단계에서 생성된 특징맵과 대응되는 다운샘플링 단계에서 추출된 특징맵이 결합(concatenation)되어 현재 업샘플링 단계에 입력됨; copy and crop 화살표 참조), 높은 세그먼테이션 정확도를 보장할 수 있다. 도 4에 예시된 딥러닝 모델(20)에 관한 보다 자세한 설명은 "U-Net"에 관한 공지된 기술 자료를 더 참조하도록 한다. 참고로, U-NET은 의료 분야 이미지에 대해 높은 세그먼테이션 정확도를 보여주는 것으로 알려져 있다.

[0053] 또 다른 예로서, 도 5에 도시된 바와 같이, 딥러닝 모델(30)은 도 4에 예시된 딥러닝 모델(20)이 반복되는 W자형 구조로 이루어질 수 있다. 보다 구체적으로, 딥러닝 모델(30)은 제1 신경망(31) 및 제1 신경망(31)과 대응되는 구조를 갖는 제2 신경망(33)으로 구성될 수 있다. 제1 신경망(31)은 입력된 이미지에 대해 제1 다운샘플링 프로세스를 수행하는 제1 인코더(Encoder module 참조)와 제1 다운샘플링 프로세스에서 추출된 특징맵에 대해 제1 업샘플링 프로세스를 수행하는 제1 디코더(Decoder module 참조)로 구성될 수 있고, 제2 신경망(33)은 제1 디코더에서 출력된 특징맵에 대해 제2 다운샘플링 프로세스를 수행하는 제2 인코더(Encoder module 참조)와 제2 다운샘플링 프로세스에서 추출된 특징맵에 대해 제2 업샘플링 프로세스를 수행하는 제2 디코더(Decoder module 참조)로 구성될 수 있다. 각 신경망(31, 33)에 대한 설명은 앞선 예시를 참조하도록 한다. 예시된 딥러닝 모델(30)은 다운샘플링 프로세스와 업샘플링 프로세스를 반복적으로 수행함으로써 높은 세그먼테이션 정확도를 보장할 수 있다. 도 5에 예시된 딥러닝 모델(30)에 관한 보다 자세한 설명은 "W-Net"에 관한 공지된 기술 자료를 더 참조하도록 한다.

[0054] 딥러닝 모델은 정답 레이블 정보(e.g. 픽셀 단위의 클래스 정보를 나타내는 세그먼테이션 맵)가 주어진 학습 이미지셋을 학습함으로써 구축될 수 있고(e.g. 지도 학습), 경우에 따라 정답 레이블 정보가 주어지지 않은 학습 이미지셋이 더 활용될 수도 있다(e.g. 준지도 학습). 여기서, 정답 레이블 정보는 세그먼테이션 대상 클래스에 관한 레이블 정보를 포함할 수 있고, 세그먼테이션 대상 클래스는 혈관을 포함할 수 있다. 당해 기술 분야의 종사자라면, 딥러닝 모델의 학습 방법(e.g. 오차역전파 기법)에 대하여 충분히 숙지하고 있을 것인 바, 학습 방법에 대한 구체적인 설명은 생략하도록 한다.

[0055] 참고로, 학습이미지셋은 DRIVE, STARE, CHASE, HRF 등과 같은 공개 DB를 통해 확보될 수도 있다. 예시된 DB들은 안저 이미지에 관한 다양한 학습이미지를 제공하고 있으므로, 예시된 공개 DB를 활용하면 학습이미지셋에 소요되는 비용(e.g. 레이블링 또는 어노테이션비용)이 크게 절감될 수 있다.

[0056] 한편, 몇몇 실시예들에서는, 예시된 공개 DB와 준지도 학습 기법을 활용하여 대장 내시경 이미지에 대한 시맨틱 세그먼테이션(즉, 혈관 영역 분할)을 수행할 수 있는 딥러닝 모델이 구축될 수도 있다. 보다 구체적으로, 도 6에 도시된 바와 같이, 예시된 공개 DB를 통해 확보된 제1 학습이미지셋(41; 즉, 정답 레이블 정보가 주어진 복수의 안저 이미지)을 이용하여 딥러닝 모델(40)이 일차적으로 학습될 수 있다. 다음으로, 정답 레이블 정보가 주어지지 않은 복수의 대장 내시경 이미지를 포함하는 제2 학습이미지셋(43)을 이용하여 딥러닝 모델(40)이 추가적으로 학습될 수 있다. 이러한 추가 학습은 다양한 준지도 학습 기법을 통해 수행될 수 있다. 가령, 딥러닝 모델(40)을 통해 제2 학습이미지셋(43)에 대한 슈도 레이블(pseudo label) 정보를 생성하고, 생성된 슈도 레이블 정보를 이용하여 딥러닝 모델(40)을 학습시키는 방식으로 추가 학습이 이루어질 수 있다. 그러나, 본 개시의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다. 본 실시예에 따르면, 정답 레이블 정보가 주어지지 않은 복수의 대장 내시경 이미지를 활용하여 딥러닝 모델(40)을 추가 학습시킴으로써, 딥러닝 모델(40)이 대장 내시경 이미지에 대한 혈관 세그먼테이션을 보다 잘 수행할 수 있도록 미세조정(fine-tuning)될 수 있으며, 대장 내시경 이미지에 대한 레이블링(또는 어노테이션) 비용도 크게 감소될 수 있다.

[0057] 다시 도 2를 참조하여 설명한다.

- [0058] 단계 S300에서, 추출된 혈관 영역에서 혈관 분기점(bifurcation point) 사이의 거리가 측정될 수 있다. 가령, 진단 장치(10)는 추출된 혈관 영역에서 혈관 분기점을 검출하고, 검출된 혈관 분기점 사이의 거리를 측정할 수 있다. 분기 거리를 측정하는 이유는 다음과 같다. 혈관 분기점은 이미지 처리를 통해 매우 정확하고 용이하게 검출될 수 있는 특징점 중 하나이기 때문에, 주어진 의료 이미지에서 분기 거리는 다른 개체(e.g. 병변)의 크기보다 정확하게 측정될 수 있다. 따라서, 분기 거리를 기준 길이로 이용하여 다른 개체(e.g. 병변)의 크기를 측정하면, 해당 개체의 크기도 정확하게 측정될 수 있다.
- [0059] 경우에 따라, 진단 장치(10)는 혈관 분기점을 검출하기 전에 추출된 혈관 영역 이미지에 대해 적절한 이미지 처리를 수행할 수도 있다. 예를 들어, 도 7에 도시된 바와 같이, 진단 장치(10)는 의료 이미지(51)에서 추출된 혈관 영역 이미지(52)에 대해 스레시홀딩(thresholding) 연산(이미지 53 참고)과 모폴로지(morphology) 연산(이미지 54 참고)을 수행할 수 있다. 스레시홀딩 연산은 예를 들어 전체 영역에 대해 동일한 임계치를 적용하는 글로벌 스레시홀딩 연산일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 또한, 모폴로지 연산은 예를 들어 침식(erosion) 연산과 팽창(dilatation) 연산이 순차 또는 역순으로 수행되는 것일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 예시된 바와 같은 이미지 처리를 수행하는 경우, 혈관 영역 이미지에 포함된 각종 노이즈(e.g. 조명으로 인한 노이즈 등)가 제거되는 효과가 달성될 수 있고, 그 결과 분기 거리가 보다 정확하게 측정될 수 있다.
- [0060] 한편, 단계 S300에서, 분기 거리를 측정할 분기점을 결정하는 방식은 다양할 수 있으며, 이는 실시예에 따라 달라질 수 있다.
- [0061] 몇몇 실시예들에서, 진단 장치(10)는 도 8에 도시된 바와 같이 혈관 밀집도를 기초로 혈관 영역 이미지(54)에서 밀집 영역(56)을 검출할 수 있다. 그리고, 진단 장치(10)는 밀집 영역(56) 내에 포함된 혈관 분기점 사이의 거리를 측정할 수 있다. 가령, 진단 장치(10)는 밀집 영역(56)의 외곽선에 가장 가까이 위치한 두 혈관 분기점(e.g. 좌좌측과 좌우측의 혈관 분기점) 사이의 거리를 측정할 수 있을 것이나, 이에 한정되는 것은 아니다. 또한, 진단 장치(10)는 두 혈관 분기점 사이의 픽셀 거리(즉, 이미지 상의 거리)와 이미지의 배율을 이용하여 분기 거리(즉, 실제 거리)를 산출할 수 있을 것이나, 본 개시의 범위가 이에 한정되는 것은 아니며, 분기 거리는 어떠한 방식으로 측정(산출)되더라도 무방하다. 참고로, 밀집 영역(56)을 검출하는 이유는 혈관이 밀집된 영역에 주혈관(e.g. 두께가 두꺼운 혈관)이 위치할 가능성이 높기 때문인 것으로 이해될 수 있다.
- [0062] 또한, 몇몇 실시예들에서, 진단 장치(10)는 혈관의 두께를 기초로 혈관 영역 이미지(e.g. 54)에서 주혈관을 검출하고, 주혈관에 형성된 두 분기점(e.g. 좌좌측과 좌우측의 혈관 분기점) 사이의 거리를 측정할 수 있다. 가령, 진단 장치(10)는 두께가 가장 두꺼운 혈관 또는 두께가 기준치 이상인 혈관을 주혈관으로 검출할 수 있다.
- [0063] 또한, 몇몇 실시예들에서는, 앞선 실시예들의 조합에 기초하여 분기점이 결정될 수도 있다. 가령, 진단 장치(10)는 혈관 두께를 기초로 밀집 영역에서 주혈관을 검출하고, 검출된 주혈관에 형성된 두 분기점(e.g. 밀집 영역의 외곽선에 가장 가까운 좌/우측 분기점) 사이의 거리를 측정할 수도 있다.
- [0064] 다시 도 2를 참조하여 설명한다.
- [0065] 단계 S400에서, 측정된 거리를 기준으로 하여 병변의 크기가 예측될 수 있다. 가령, 진단 장치(10)는 이미지 상에서 혈관 분기점이 포함된 영역과 병변 영역의 상대적 크기(즉, 이미지 상의 크기 비율)에 기초하여 병변의 실제 크기를 예측할 수 있다. 보다 구체적인 예로서, 이미지 상에서 병변의 길이가 분기 거리의 2배이고, 분기 거리의 측정치가 "2mm"인 경우, 진단 장치(10)는 병변의 길이를 "4mm"로 예측할 수 있다.
- [0066] 한편, 본 개시의 몇몇 실시예들에서, 진단 장치(10)는 예측된 병변의 크기를 기초로 각종 진단 정보를 제공할 수도 있다. 가령, 진단 장치(10)는 해당 병변과 관련된 질병, 질병의 예후, 치료 방법 등에 관한 정보를 제공할 수도 있다.
- [0067] 지금까지 도 2 내지 도 8을 참조하여 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 병변 진단 방법에 대하여 설명하였다. 상술한 방법에 따르면, 사람의 개입 없이 피검자의 의료 이미지에서 병변의 크기가 자동으로 예측될 수 있다. 이에 따라, 객관적이면서도 신뢰도 높은 병변 정보가 제공될 수 있다. 가령, 대장 내시경 이미지에서 자동으로 용종의 크기를 예측함으로써, 객관적이면서도 신뢰도 높은 용종 정보가 제공될 수 있다. 또한, 혈관의 분기 거리를 기준으로 병변의 크기를 예측함으로써, 병변 크기에 대한 예측 정확도가 향상될 수 있다.
- [0068] 한편, 카메라와 병변과의 거리, 병변에 대한 카메라의 각도 등으로 인해 의료 이미지에 왜곡이 발생하는 경우, 병변 크기에 대한 예측 정확도가 저하될 수도 있다. 이하에서는, 도 9를 참조하여 이러한 문제를 해결할 수 있

는 방법에 대하여 설명하도록 한다. 다만, 본 개시의 명료함을 위해, 앞선 실시예들과 중복되는 내용에 대한 설명은 생략하도록 한다.

- [0069] 도 9는 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 이미지 왜곡을 고려한 병변 진단 방법을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.
- [0070] 도 9에 도시된 바와 같이, 본 실시예에 따른 병변 진단 방법은 복수의 의료 이미지(60, 70)를 이용하여 병변의 크기를 예측할 수 있다.
- [0071] 제1 의료 이미지(60)는 추출될 혈관 영역(61)을 포함하는 이미지로서, 분기 거리를 측정하는 데 이용될 수 있다. 가령, 진단 장치(10)는 제1 의료 이미지(60)에서 혈관 영역(61)을 추출하고, 추출된 혈관 영역(61) 내에 위치한 두 분기점(62, 63) 사이의 거리(D)를 측정할 수 있다.
- [0072] 제1 의료 이미지(60)는 소정의 촬영 조건을 만족하는 이미지(또는 왜곡 정도가 적은 이미지)일 수 있다. 여기서, 소정의 촬영 조건은 카메라로부터 일정 거리 내에 대상 혈관이 위치하는 조건(e.g. 대상 혈관이 근접 촬영된 이미지) 또는 카메라의 시야각 중심으로부터 일정 범위 내에 대상 혈관이 위치하는 조건(e.g. 대상 혈관이 정면에서 촬영된 이미지) 등을 포함할 수 있다. 가령, 제1 의료 이미지(60)는 내시경 카메라를 통해 용종에 인접한 혈관 영역(61)을 근접 촬영한 이미지, 내시경 카메라를 통해 용종에 인접한 혈관 영역(61)을 정면에서 촬영한 이미지 등이 될 수 있다. 이러한 경우, 혈관 영역(61)의 왜곡이 최소화되기 때문에, 두 혈관 분기점(62, 63) 사이의 거리(D)가 정확하게 측정될 수 있다.
- [0073] 다음으로, 제2 의료 이미지(70)는 혈관 영역(61)과 병변 영역(71)을 모두 포함하는 이미지로서, 병변의 크기(e.g. 길이 L)를 측정하는 데 이용될 수 있다. 가령, 진단 장치(10)는 제2 의료 이미지(70) 상에서 혈관 영역(61)과 병변 영역(71)의 상대적 크기(e.g. 두 분기점 62, 63 사이의 픽셀 거리와 병변의 픽셀 길이의 비)에 기초하여 병변의 크기(L)를 예측할 수 있다.
- [0074] 위와 같은 경우, 제2 의료 이미지(70) 상에 왜곡이 존재하더라도 병변의 크기(L)가 정확하게 예측될 수 있는데, 이는 왜곡이 존재하더라도 혈관 영역(61)과 병변 영역(71)의 상대적 크기는 여전히 두 개체(즉, 혈관과 병변)의 실제 크기 비율을 정확하게 반영하고 있을 것이고, 분기 거리(D)는 왜곡이 적은 의료 이미지(60)를 이용하여 정확하게 측정되었기 때문이다.
- [0075] 지금까지 도 9를 참조하여 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 이미지 왜곡을 고려한 병변 진단 방법에 대하여 설명하였다. 상술한 방법에 따르면, 왜곡이 적은 의료 이미지(e.g. 60)를 이용하여 분기 거리를 정확하게 측정함으로써, 병변의 크기가 더욱 정확하게 예측될 수 있다. 가령, 병변이 촬영된 이미지(e.g. 70)에 왜곡이 존재하더라도 병변의 크기가 정확하게 예측될 수 있다.
- [0076] 이하에서는, 실시예에 따른 병변 크기 예측(측정) 방식과 종래의 병변 크기 예측(측정) 방식의 성능에 대한 비교 실험 결과에 대해 간략하게 소개하도록 한다.
- [0077] 본 개시의 발명자들은 도 6에 예시된 학습 방법에 따라 W-net 기반의 딥러닝 모델을 구축하고, 구축된 딥러닝 모델을 이용하여 도 2에 예시된 바에 따라 대장 내시경 이미지에서 용종의 크기를 예측하는 실험을 진행하였다. 또한, 성능 비교를 위해, 숙련된 전문가 그룹과 연수생 그룹이 육안 관찰 방식 및 생검용 포셉 방식으로 용종의 크기를 예측하는 실험도 진행하였다. 성능 메트릭(metric)으로는 예측 오차(즉, 실제값과 예측값의 차이)와 Lawrence Lin의 일치 상관 계수(concordance correlation coefficient)가 이용되었다. 참고로, 일치 상관 계수는 예측 일치성(신뢰성)에 관한 오차를 나타내는 지표로서, 0.99 이상의 값은 예측 일치성이 매우 양호하다는 것을 의미하고, 0.90 이하의 값은 예측 일치성이 불량하다는 것을 의미하며, 그 사이의 값은 예측 일치성이 대체로 양호하다는 것을 의미한다.
- [0078] 예측 오차에 기반한 비교 실험 결과는 도 10 및 도 11에 도시되어 있다. 도 10은 육안 관찰 방식의 예측 오차를 Bland-Altman 도표(plot)로 도시한 것이고, 도 11은 생검용 포셉 방식과 실시예들에 따른 방식의 예측 오차를 Bland-Altman 도표로 도시한 것이다. 도 10 및 도 11에서 x축은 용종 샘플의 크기를 의미하고, y축은 예측 오차를 의미한다. 도 11에서, 실시예에 따른 방식은 "BtoB"라는 약어로 표시되었다.
- [0079] 도 10 및 도 11을 참조하면, 실시예에 따른 방식이 육안 관찰 방식과 생검용 포셉 방식에 비해 예측 오차가 훨씬 작은 것을 확인할 수 있다. 구체적으로, 육안 관찰 방식은 예측 오차가 상당히 큰 것을 확인할 수 있고, 생검용 포셉 방식은 육안 관찰 방식보다는 양호하나 예측 오차가 작지 않은 것을 확인할 수 있다. 또한, 두 방식 모두 용종 샘플의 크기가 증가할수록 예측 오차가 증가하는 경향을 보이는 것을 확인할 수 있고, 용종의 크기를

실제보다 작게 예측하는 경향이 있으며, 사람에 따라 예측 오차가 크게 달라지는 것을 확인할 수 있다. 이에 반해, 실시예에 따른 방식은 예측 오차가 매우 작고 용종 샘플의 크기가 증가하더라도 예측 오차가 거의 증가하지 않으며, 용종의 크기를 실제보다 작게 예측하는 경향도 거의 없는 것으로 확인되었다.

[0080] 다음으로, 일치 상관 계수에 기반한 비교 실험 결과는 하기의 표 1에 기재되어 있다. 아래에서도, 실시예에 따른 방식은 "BtoB"라는 약어로 표시되었다.

표 1

[0081]

구분		일치 상관 계수
육안 관찰 방식	전문가 A	0.815
	전문가 B	0.721
	전문가 C	0.699
	연수생 D	0.639
	연수생 E	0.378
	연수생 F	0.601
생검용 포셉 방식	전문가 A	0.859
	연수생 B	0.718
BtoB		0.993

[0082] 표 1을 참조하면, 실시예에 따른 방식은 일치 상관 계수가 0.99 이상인 바, 예측 일치성이 매우 양호하다는 것을 알 수 있다. 반면에, 육안 관찰 방식과 생검용 포셉 방식은 일치 상관 계수가 0.9 이하인 바, 예측 일치성이 매우 불량하다는 것을 알 수 있다. 지금까지 실시예에 따른 방식과 종래의 방식(육안 관찰 방식, 생검용 포셉 방식)의 성능에 대한 비교 실험 결과에 대하여 간략하게 소개하였다. 상술한 비교 실험 결과에 따르면, 실시예에 따른 방식이 종래의 방식에 비해 예측 정확도와 신뢰성이 훨씬 우수하다는 것을 알 수 있다.

[0083] 이하에서는, 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 진단 장치(10)를 구현할 수 있는 예시적인 컴퓨팅 장치(100)에 대하여 설명하도록 한다.

[0084] 도 12는 컴퓨팅 장치(100)를 나타내는 예시적인 하드웨어 구성도이다.

[0085] 도 12에 도시된 바와 같이, 컴퓨팅 장치(100)는 하나 이상의 프로세서(110), 버스(130), 통신 인터페이스(140), 프로세서(110)에 의하여 수행되는 컴퓨터 프로그램을 로드(load)하는 메모리(120)와, 컴퓨터 프로그램(160)을 저장하는 스토리지(150)를 포함할 수 있다. 다만, 도 12에는 본 개시의 실시예와 관련 있는 구성요소들만이 도시되어 있다. 따라서, 본 개시가 속한 기술분야의 통상의 기술자라면 도 12에 도시된 구성요소들 외에 다른 범용적인 구성 요소들이 더 포함될 수 있음을 알 수 있다. 즉, 컴퓨팅 장치(100)에는, 도 12에 도시된 구성 요소 이외에도 다양한 구성 요소가 더 포함될 수 있다. 또한, 경우에 따라, 도 12에 도시된 구성요소들 중 일부가 생략된 형태로 컴퓨팅 장치(100)가 구성될 수도 있다. 이하, 컴퓨팅 장치(100)의 각 구성요소에 대하여 설명한다.

[0086] 프로세서(110)는 컴퓨팅 장치(100)의 각 구성의 전반적인 동작을 제어한다. 프로세서(110)는 CPU(Central Processing Unit), MPU(Micro Processor Unit), MCU(Micro Controller Unit), GPU(Graphic Processing Unit) 또는 본 개시의 기술 분야에 잘 알려진 임의의 형태의 프로세서 중 적어도 하나를 포함하여 구성될 수 있다. 또한, 프로세서(110)는 본 개시의 실시예들에 따른 동작/방법을 실행하기 위한 적어도 하나의 애플리케이션 또는 프로그램에 대한 연산을 수행할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 하나 이상의 프로세서를 구비할 수 있다.

[0087] 다음으로, 메모리(120)는 각종 데이터, 명령 및/또는 정보를 저장한다. 메모리(120)는 본 개시의 실시예들에 따른 동작/방법을 실행하기 위하여 스토리지(150)로부터 하나 이상의 프로그램(160)을 로드할 수 있다. 메모리(120)는 RAM과 같은 휘발성 메모리로 구현될 수 있을 것이나, 본 개시의 기술적 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.

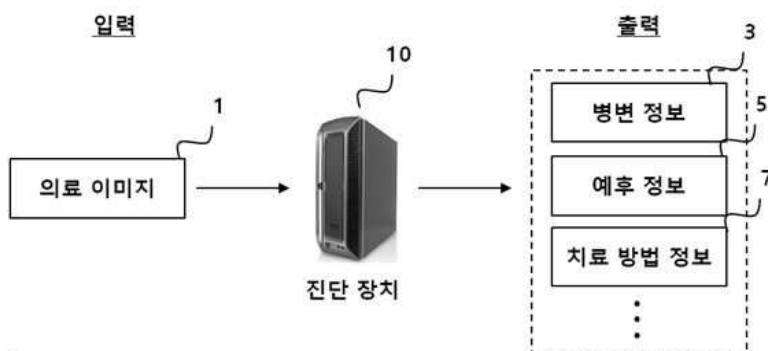
[0088] 다음으로, 버스(130)는 컴퓨팅 장치(100)의 구성 요소 간 통신 기능을 제공한다. 버스(130)는 주소 버스(Address Bus), 데이터 버스(Data Bus) 및 제어 버스(Control Bus) 등 다양한 형태의 버스로 구현될 수 있다.

[0089] 다음으로, 통신 인터페이스(140)는 컴퓨팅 장치(100)의 유무선 인터넷 통신을 지원한다. 또한, 통신 인터페이스(140)는 인터넷 통신 외의 다양한 통신 방식을 지원할 수도 있다. 이를 위해, 통신 인터페이스(140)는 본 개시의 기술 분야에 잘 알려진 통신 모듈을 포함하여 구성될 수 있다. 경우에 따라, 통신 인터페이스(140)는 생략될 수도 있다.

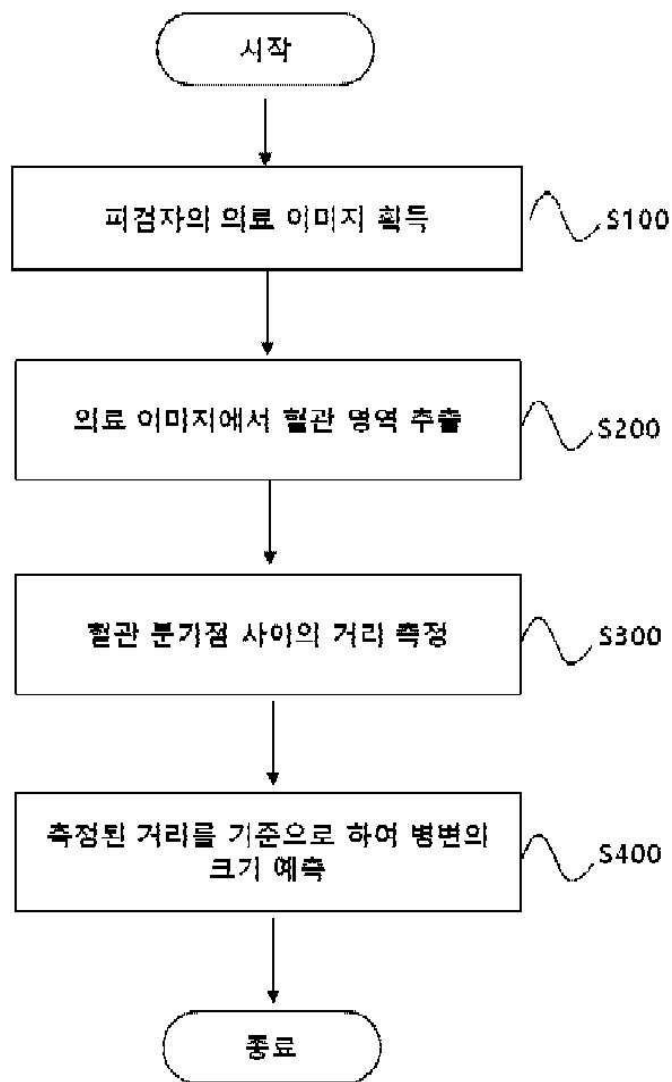
- [0090] 다음으로, 스토리지(150)는 상기 하나 이상의 컴퓨터 프로그램(160)을 비임시적으로 저장할 수 있다. 스토리지(150)는 ROM(Read Only Memory), EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM), 플래시 메모리 등과 같은 비휘발성 메모리, 하드 디스크, 착탈형 디스크, 또는 본 개시가 속하는 기술 분야에서 잘 알려진 임의의 형태의 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체를 포함하여 구성될 수 있다.
- [0091] 다음으로, 컴퓨터 프로그램(160)은 메모리(120)에 로드될 때 프로세서(110)로 하여금 본 개시의 다양한 실시예들에 따른 동작/방법을 수행하도록 하는 하나 이상의 인스트럭션들을 포함할 수 있다. 즉, 프로세서(110)는 상기 하나 이상의 인스트럭션들을 실행함으로써, 본 개시의 다양한 실시예에 따른 동작/방법을 수행할 수 있다.
- [0092] 예를 들어, 컴퓨터 프로그램(160)은 피검자의 의료 이미지를 획득하는 동작, 획득된 의료 이미지에서 혈관 영역을 추출하는 동작, 추출된 혈관 영역에서 혈관 분기점 사이의 거리를 측정하는 동작 및 측정된 거리를 기준으로 하여 병변의 크기를 예측하는 동작을 수행하는 인스트럭션들을 포함할 수 있다. 이와 같은 경우, 컴퓨팅 장치(100)를 통해 본 개시의 몇몇 실시예들에 따른 진단 장치(10)가 구현될 수 있다.
- [0093] 지금까지 도 1 내지 도 12를 참조하여 설명된 본 개시의 기술적 사상은 컴퓨터가 읽을 수 있는 매체 상에 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드로 구현될 수 있다. 상기 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체는, 예를 들어 이동형 기록 매체(CD, DVD, 블루레이 디스크, USB 저장 장치, 이동식 하드 디스크)이거나, 고정식 기록 매체(ROM, RAM, 컴퓨터 구비형 하드 디스크)일 수 있다. 상기 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록 매체에 기록된 상기 컴퓨터 프로그램은 인터넷 등의 네트워크를 통하여 다른 컴퓨팅 장치에 전송되어 상기 다른 컴퓨팅 장치에 설치될 수 있고, 이로써 상기 다른 컴퓨팅 장치에서 사용될 수 있다.
- [0094] 이상에서, 본 개시의 실시예를 구성하는 모든 구성 요소들이 하나로 결합되거나 결합되어 동작하는 것으로 설명되었다고 해서, 본 개시의 기술적 사상이 반드시 이러한 실시예에 한정되는 것은 아니다. 즉, 본 개시의 목적 범위 안에서라면, 그 모든 구성요소들이 하나 이상으로 선택적으로 결합하여 동작할 수도 있다.
- [0095] 도면에서 동작들이 특정한 순서로 도시되어 있지만, 반드시 동작들이 도시된 특정한 순서로 또는 순차적 순서로 실행되어야만 하거나 또는 모든 도시된 동작들이 실행되어야만 원하는 결과를 얻을 수 있는 것으로 이해되어서는 안 된다. 특정 상황에서는, 멀티태스킹 및 병렬 처리가 유리할 수도 있다. 더욱이, 위에 설명한 실시예들에서 다양한 구성들의 분리는 그러한 분리가 반드시 필요한 것으로 이해되어서는 안 되고, 설명된 프로그램 컴포넌트들 및 시스템들은 일반적으로 단일 소프트웨어 제품으로 함께 통합되거나 다수의 소프트웨어 제품으로 패키징될 수 있음을 이해하여야 한다.
- [0096] 이상 첨부된 도면을 참조하여 본 개시의 실시예들을 설명하였지만, 본 개시가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 본 개시가 다른 구체적인 형태로도 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적인 것이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 본 개시의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 개시에 의해 정의되는 기술적 사상의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

도면

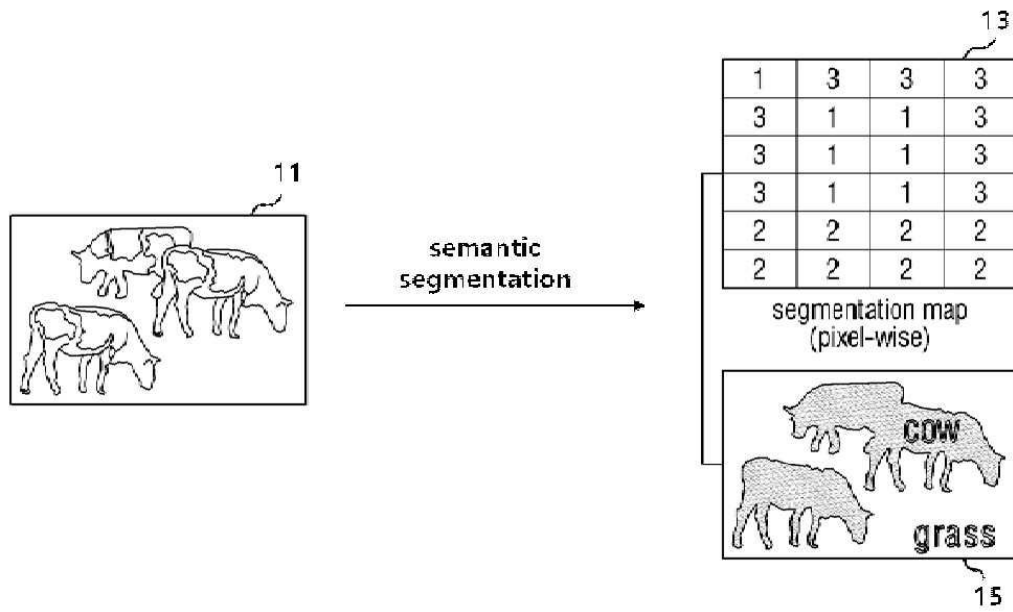
도면1



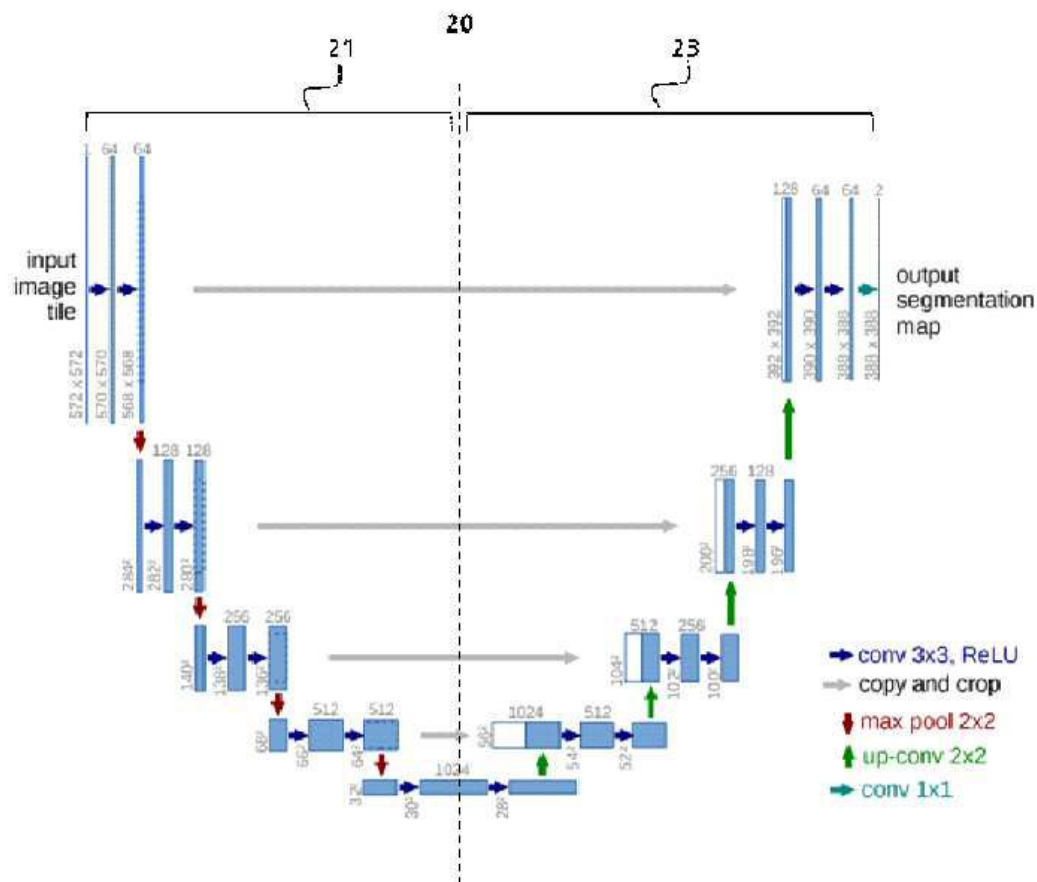
도면2



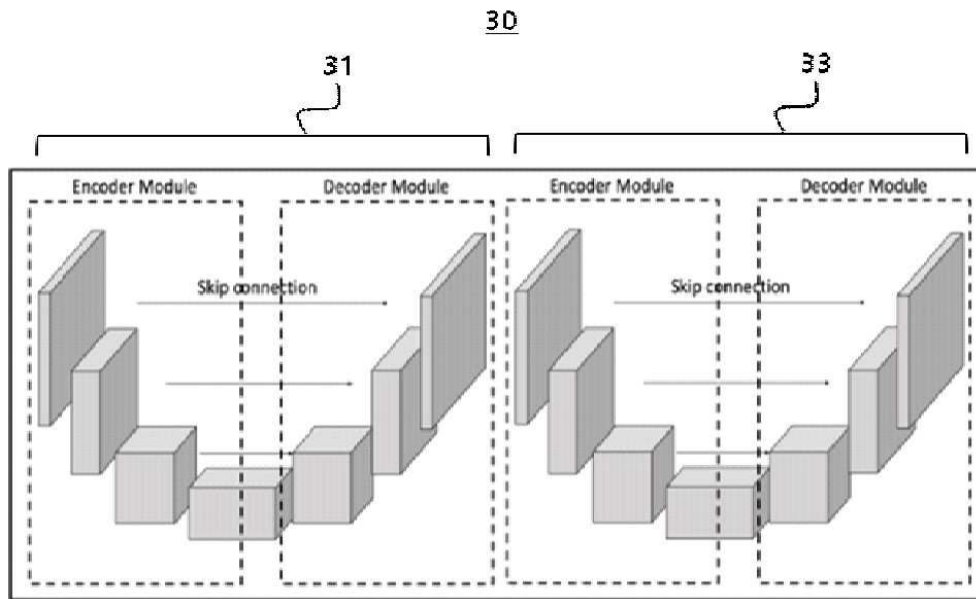
도면3



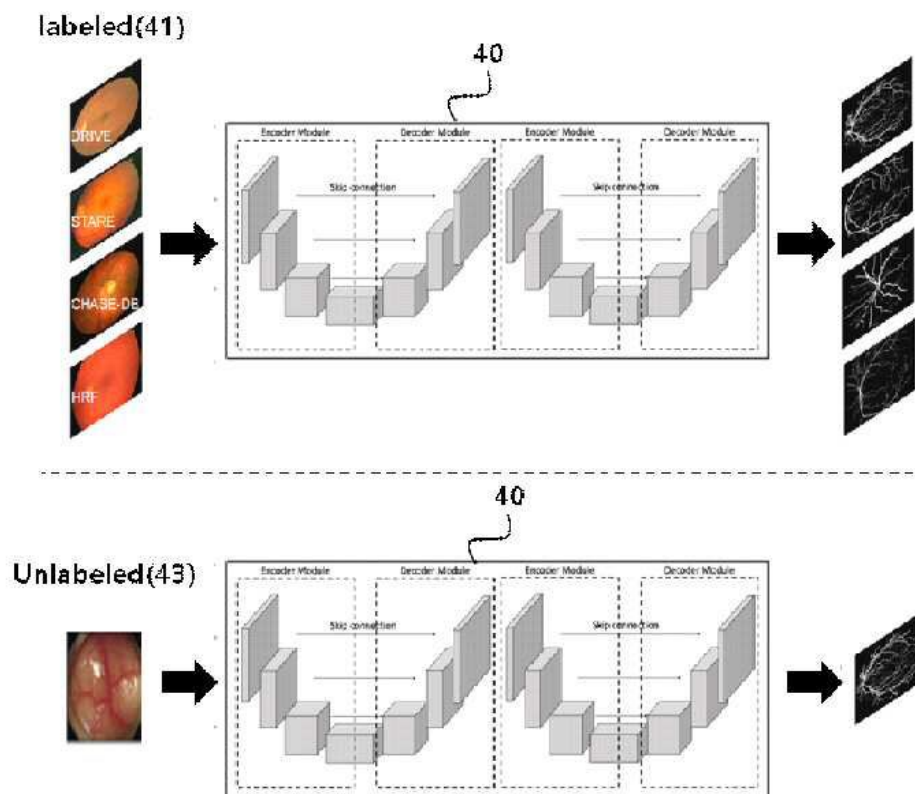
도면4



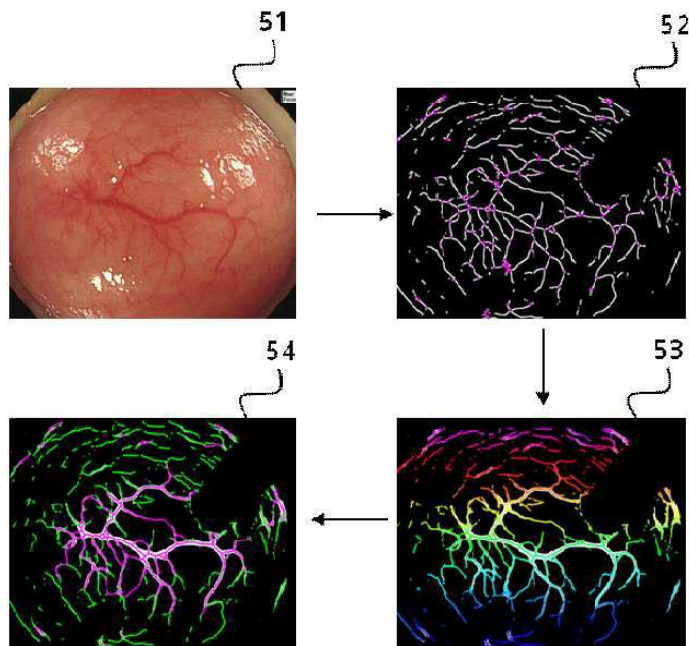
도면5



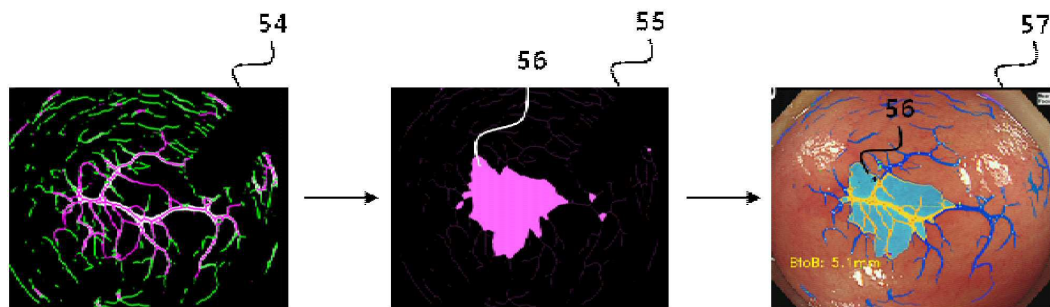
도면6



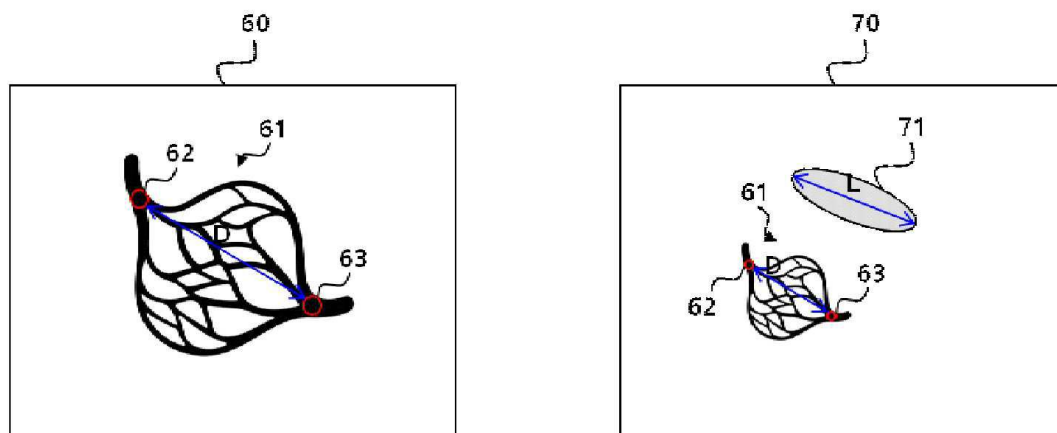
도면7



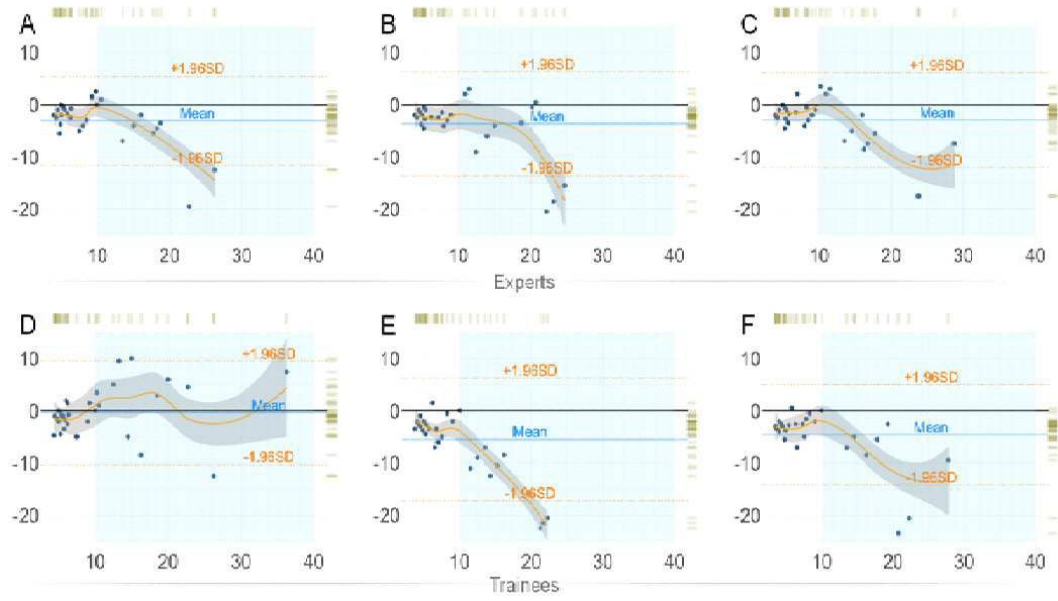
도면8



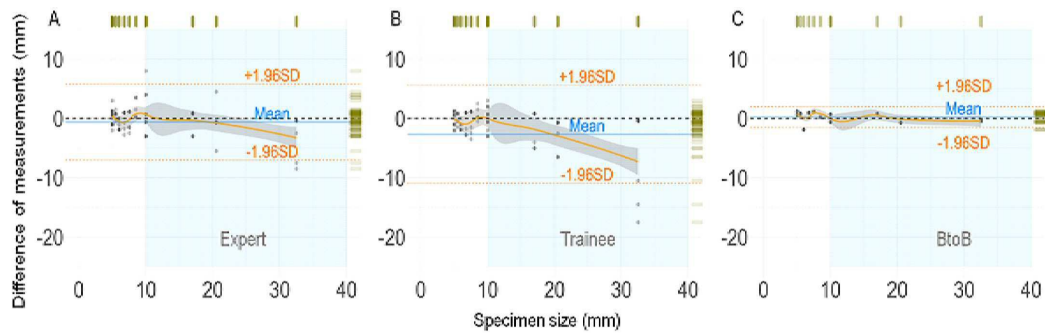
도면9



도면10



도면11



도면12

