



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0016862
(43) 공개일자 2021년02월17일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 6/00 (2006.01) G06N 3/04 (2006.01)
G06N 3/08 (2006.01) G06T 5/20 (2006.01)
G06T 7/00 (2017.01) G06T 7/11 (2017.01)
G16H 30/40 (2018.01) G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 6/5217 (2020.08)
A61B 6/469 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2019-0095169

(22) 출원일자 2019년08월05일

심사청구일자 2019년08월05일

(71) 출원인

재단법인 아산사회복지재단
서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)

(72) 발명자

강수진
서울특별시 강남구 남부순환로 2803, 107동 201호
(도곡동, 삼성래미안아파트)

이준구

서울특별시 성북구 정릉로 292, 102동 601호 (정릉동, 정릉힐스테이트)

조형주

서울특별시 강서구 마곡서1로 81, 805동 1003호
(마곡동, 마곡엠밸리8단지)

(74) 대리인

리앤목특허법인

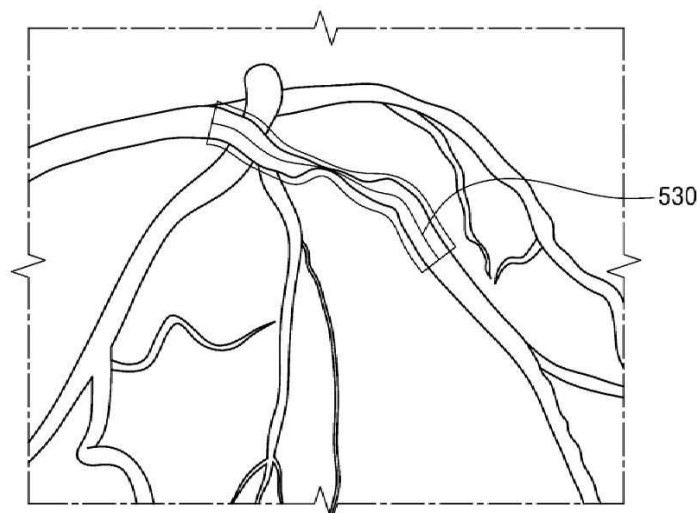
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 관상동맥 혈관조영술 기반의 기계 학습을 통한 허혈 병변 정보 제공 장치, 정보 제공 방법 및 이의 기록매체

(57) 요약

본 발명은 관상동맥에 대한 관상동맥조영술(coronary angiography)을 기초로 기계 학습 알고리즘을 통해 분획 유량 예비력, 즉 FFR(fractional flow reserve)을 예측하고, 관상동맥 병변 여부를 진단하는 진단 시스템 및 이의 진단 방법에 관한 것이다. 본 발명의 허혈 병변 진단 방법은 환자의 혈관에 대한 혈관조영술(angiography) 영상을 획득하는 단계, 혈관조영술 영상에서 관심 영역을 추출하는 단계, 관심 영역에서 혈관의 직경 정보를 획득하는 단계, 직경 정보를 기초로 혈관의 형태학적 특징을 추출하는 단계 및 형태학적 특징을 인공지능 모델에 입력하여 FFR 예측 값을 획득하고, 허혈 병변 여부를 판단하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도5c



(52) CPC특허분류

A61B 6/504 (2013.01)
G06N 3/0427 (2013.01)
G06N 3/0454 (2013.01)
G06N 3/08 (2013.01)
G06T 5/20 (2013.01)
G06T 7/0012 (2013.01)
G06T 7/11 (2017.01)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2017-0863
부처명	한국보건산업진흥원
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	질환극복기술개발
연구과제명	심근영역 분할기술 기반 심혈관질환 진단지표 및 진단법 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	울산대학교 산학협력단
연구기간	2017.11.01 ~ 2018.10.31

명세서

청구범위

청구항 1

혈관의 허혈 병변 진단 장치의 딥러닝 기반 진단 방법에 있어서,
 환자의 혈관에 대한 혈관조영술(angiography) 영상을 획득하는 영상 획득 단계;
 상기 혈관조영술 영상에서 관심 영역을 추출하는 관심 영역 추출 단계;
 상기 관심 영역에서 상기 혈관의 직경 정보를 획득하는 직경 정보 획득 단계;
 상기 직경 정보를 기초로 상기 혈관의 형태학적 특징을 추출하는 특징 추출 단계; 및
 상기 형태학적 특징을 인공지능 모델에 입력하여 FFR 예측 값을 획득하고, 허혈 병변 여부를 판단하는 허혈 병변 판단 단계; 를 포함하는 딥러닝 기반 진단 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,
 상기 진단 방법은,
 환자의 임상적(clinical) 특징을 획득하는 단계;를 더 포함하고,
 상기 허혈 병변 판단 단계는 상기 형태학적 특징 및 상기 임상적 특징을 상기 인공지능 모델에 입력하여 FFR 예측 값을 획득하고, 허혈 병변 여부를 판단하는 딥러닝 기반 진단 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,
 상기 관심 영역은 상기 혈관의 입구(ostium)와 상기 혈관에 포함된 병변(lesion)으로부터 기설정된 거리의 원위부(distal)까지의 혈관 영역이고,
 상기 관심 영역 추출 단계는,
 상기 혈관의 병변의 위치를 검출하는 단계; 를 더 포함하고,
 상기 병변의 위치를 기초로 상기 관심 영역을 자동으로 추출하는 딥러닝 기반 진단 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,
 상기 직경 정보 획득 단계는,
 상기 관심 영역에 포함된 상기 혈관의 중심선을 획득하는 단계;를 더 포함하고,
 상기 중심선과 수직한 가상의 선을 기초로 상기 직경 정보를 획득하는 딥러닝 기반 진단 방법.

청구항 5

제1항 내지 제4항 중 어느 한 항에 있어서,
 허혈 병변 진단 방법을 실행 시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체.

청구항 6

혈관의 허혈 병변 진단 장치에 있어서,
 환자의 혈관에 대한 혈관조영술(angiography) 영상을 획득하는 영상 획득부;

상기 혈관조영술 영상에서 관심 영역을 추출하는 관심 영역 추출부;

상기 관심 영역에서 상기 혈관의 직경 정보를 획득하는 직경 정보 획득부;

상기 직경 정보를 기초로 상기 혈관의 형태학적 특징을 추출하는 특징 추출부; 및

상기 형태학적 특징을 인공지능 모델에 입력하여 FFR 예측 값을 획득하고, 허혈 병변 여부를 판단하는 허혈 병변 진단부; 를 포함하는 딥러닝 기반 허혈 병변 진단 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 기계 학습 알고리즘을 활용하여 인간 두뇌의 인지, 판단 등의 기능을 모사하는 인공 지능(Artificial Intelligence, AI) 시스템 및 그 응용에 관한 것이다.

[0002] 구체적으로, 본 발명은 관상동맥에 대한 관상동맥 혈관조영술(coronary angiography)을 기초로 기계 학습 알고리즘을 통해 분획 유량 예비력, 즉 FFR(fractional flow reserve)을 예측하고, 관상동맥 병변 여부를 진단하는 진단 장치, 진단 방법 및 이의 기록매체에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 근래에는 인간 수준의 지능을 구현하는 인공 지능 시스템이 다양한 분야에서 이용되고 있다. 인공 지능 시스템은 기존의 룰(rule) 기반 스마트 시스템과 달리 기계가 스스로 학습하고 판단하며 똑똑해지는 시스템이다. 인공 지능 시스템은 사용할수록 인식률이 향상되고 사용자 취향을 보다 정확하게 이해할 수 있게 되어, 기존 룰 기반 스마트 시스템은 점차 딥러닝 기반 인공 지능 시스템으로 대체되고 있다. 인공 지능 기술은 기계학습(예로, 딥러닝) 및 기계학습을 활용한 요소 기술들로 구성된다.

[0004] 한편, 관내 초음파(intravascular ultrasound, IVUS)는 관상동맥 병변의 형태학적 특성을 파악하고 동맥경화를 관찰하며 시술 스텐트 적정화를 달성하기 위한 임상검사법이다. 다만, 종래의 IVUS는 협착 병변에서 허혈 유무를 알 수 없어 시술 필요성 여부를 결정할 수 없는 한계점을 가진다.

[0005] 특히, 중등도 협착 병변의 허혈 평가를 위해서는 시술 중 분획 혈류 예비능(fractional flow reserve, FFR)을 중복 시행해야 한다. 즉, 관상동맥 협착 병변의 치료 결정을 위해 FFR을 통해 심근허혈 여부를 확인하는 것이 필수적이나, FFR 검사에 약 100만원의 비용이 들고 검사시간도 소요되며, 검사 중 아테노신이라는 약물투여에 따른 합병증의 우려가 있다는 문제점이 있어왔다.

[0006] 이를 해결하기 위해 최근 아테노신을 사용하지 않고도 FFR을 80% 정확도로 진단할 수 있는 iFR(instantaneous wave-free ratio)에 관심이 집중되고 있으나, iFR 역시 고가의 혈류압력선을 소모하여야 하므로 비용 절감 효과가 미미하다는 단점이 있다. 또한, 최근 심혈관 조영술을 이용한 QFR(quantitative flow ratio)의 경우, FFR을 80-85%의 정확도로 예측하는 것으로 알려져 있으나, 서로 다른 두 개의 영상을 정합하여 3D 복원을 해야만 결과를 얻을 수 있다는 점에서 시간적 소모가 크며 적절한 영상을 확보하지 못하는 경우가 상대적으로 많아 실행 가능성(feasibility)이 낮다는 단점이 있다.

[0007] 가이드라인은 시술 전 FFR 검사를 통하여 허혈성 병변을 가려낼 것을 권유하고 있으나, 실제로는 비용과 시간으로 인해 혈관 조영술이나 IVUS 상의 협착 형태만 보고 시술을 결정하는 경우가 전체 시술 케이스의 70% 이상에 달한다. 이로 인해 불필요한 스텐트 시술이 남용되고 있어, 이에 대한 해결책의 필요성이 대두된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명은 상술한 필요성에 따른 것으로, 관상동맥조영술(coronary angiography)을 기초로 FFR < 0.80과 연관된 형태학적 정보들을 획득하고, 이를 기반으로 하는 기계학습 모델을 통해 분획 혈류 예비능의 시행 없이 허혈을 진단하는 장치, 방법 및 기록매체를 제공하는 것을 목적으로 한다.

[0009] 그러나 이러한 과제는 예시적인 것으로, 이에 의해 본 발명의 범위가 한정되는 것은 아니다.

과제의 해결 수단

- [0010] 본 발명의 일 실시예에 따른 혈관의 허혈 병변 진단 장치의 진단 방법에 있어서, 환자의 혈관에 대한 혈관조영술(angiography) 영상을 획득하는 단계; 상기 혈관조영술 영상에서 관심 영역을 추출하는 단계; 상기 관심 영역에서 상기 혈관의 직경 정보를 획득하는 단계; 상기 직경 정보를 기초로 상기 혈관의 형태학적 특징을 추출하는 단계; 및 상기 형태학적 특징을 인공지능 모델에 입력하여 FFR 예측 값을 획득하고, 허혈 병변 여부를 판단하는 단계; 를 포함한다.
- [0011] 또한, 상기 진단 방법은, 환자의 임상적(clinical) 특징을 획득하는 단계;를 더 포함하고, 상기 허혈 병변 여부를 판단하는 단계는 상기 형태학적 특징 및 상기 임상적 특징을 상기 인공지능 모델에 입력하여 FFR 예측 값을 획득하고, 허혈 병변 여부를 판단한다.
- [0012] 또한, 상기 관심 영역은 상기 혈관의 입구(ostium)와 상기 혈관에 포함된 병변(lesion)으로부터 기설정된 거리의 원위부(distal)까지의 혈관 영역이고, 상기 관심 영역을 추출하는 단계는, 상기 혈관의 병변의 위치를 검출하는 단계; 를 더 포함하고, 상기 병변의 위치를 기초로 상기 관심 영역을 자동으로 추출한다.
- [0013] 또한, 상기 직경 정보를 획득하는 단계는 상기 관심 영역에 포함된 상기 혈관의 중심선을 획득하는 단계;를 더 포함하고, 상기 중심선과 수직한 가상의 선을 기초로 상기 직경 정보를 획득한다.
- [0014] 본 발명의 일 실시예에 따른 기록매체는 허혈 병변 진단 방법을 실행 시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있다.
- [0015] 한편, 본 발명의 일 실시예에 따른 혈관의 허혈 병변 진단 장치는, 환자의 혈관에 대한 혈관조영술(angiography) 영상을 획득하는 영상 획득부; 상기 혈관조영술 영상에서 관심 영역을 추출하는 관심영역 추출부; 상기 관심 영역에서 상기 혈관의 직경 정보를 획득하는 직경정보 획득부; 상기 직경 정보를 기초로 상기 혈관의 형태학적 특징을 추출하는 특징 추출부; 및 상기 형태학적 특징을 인공지능 모델에 입력하여 FFR 예측 값을 획득하고, 허혈 병변 여부를 판단하는 허혈 병변 진단부; 를 포함한다.
- [0016] 전술한 것 외의 다른 측면, 특징, 이점은 이하의 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용, 청구범위 및 도면으로부터 명확해질 것이다.

발명의 효과

- [0017] 상기한 바와 같이 이루어진 본 발명의 일 실시예에 따르면, 본 발명의 시스템은 82%에 달하는 높은 정확도로 허혈을 예측할 수 있다.
- [0018] 또한, 본 발명에 따르면 FFR 압력철선을 사용하지 않고 심혈관 조영술에 따른 영상만으로 혈액학적 허혈 상태를 진단할 수 있어 시간과 비용을 절약할 수 있다.
- [0019] 나아가, 본 발명은 심혈관 조영술 한 뷰 영상(2D image)으로 인공지능을 이용하여 신속하고 정확히 FFR을 예측할 수 있고, 시술 중 허혈 진단을 통한 치료 필요성 여부를 결정할 수 있다는 점에서 무분별한 스텐트 시술을 줄일 수 있다.
- [0020] 물론 이러한 효과에 의해 본 발명의 범위가 한정되는 것은 아니다.

도면의 간단한 설명

- [0021] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 허혈 병변 진단 시스템을 도시한 시스템도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 허혈 병변 진단 장치(100)의 구성요소를 설명하기 위한 간단한 블록도이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 프로세서의 구성요소를 설명하기 위한 간단한 블록도이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능 모델을 학습 시키기 위한 훈련 세트(training set) 및 테스트 세트(test set) 및 기준 특성(baseline characteristics)을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 5a 내지 5c는 본 발명의 일 실시예에 따른 병변 검출, 혈관 분리 및 중심선 추출을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 내강 직경에 대하여 보정한 것을 도시한다.
- 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 내강 직경 및 위치에 따른 혈관의 형태학적 구분을 설명하기 위한 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 허혈 병변 진단 장치가 획득하는 특정 정보를 정리한 도이다.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 5겹 교차 유효성 검증을 통해 학습 및 검증하는 것을 도시한다.

도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 세트와 테스트 세트에 각각 5겹 교차 유효성 검증을 수행한 인공지능 모델의 성능을 도시한다.

도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 병변 분절 별 FFR<0.80인 빈도를 나타내는 그래프이다.

도 12는 본 발명의 다양한 실시예에 따른 학습부 및 인식부를 나타내는 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0022] 이하, 본 개시의 다양한 실시예가 첨부된 도면과 연관되어 기재된다. 본 개시의 다양한 실시예는 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는바, 특정 실시예들이 도면에 예시되고 관련된 상세한 설명이 기재되어 있다. 그러나 이는 본 개시의 다양한 실시예를 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 개시의 다양한 실시예의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경 및/또는 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 도면의 설명과 관련하여, 유사한 구성요소에 대해서는 유사한 참조 부호가 사용되었다.
- [0023] 본 개시의 다양한 실시예에서 사용될 수 있는 "포함한다." 또는 "포함할 수 있다." 등의 표현은 개시 (disclosure)된 해당 기능, 동작 또는 구성요소 등의 존재를 가리키며, 추가적인 하나 이상의 기능, 동작 또는 구성요소 등을 제한하지 않는다. 또한, 본 개시의 다양한 실시예에서, "포함하다." 또는 "가지다." 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0024] 본 개시의 다양한 실시예에서 "또는" 등의 표현은 함께 나열된 단어들의 어떠한, 그리고 모든 조합을 포함한다. 예를 들어, "A 또는 B"는, A를 포함할 수도, B를 포함할 수도, 또는 A와 B 모두를 포함할 수도 있다.
- [0025] 본 개시의 다양한 실시예에서 사용된 "제1", "제2", "첫째", 또는 "둘째" 등의 표현들은 다양한 실시예들의 다양한 구성요소들을 수식할 수 있지만, 해당 구성요소들을 한정하지 않는다. 예를 들어, 상기 표현들은 해당 구성요소들의 순서 및/또는 중요도 등을 한정하지 않는다. 상기 표현들은 한 구성요소를 다른 구성요소와 구분하기 위해 사용될 수 있다. 예를 들어, 제1 사용자 기기와 제2 사용자 기기는 모두 사용자 기기이며, 서로 다른 사용자 기기를 나타낸다. 예를 들어, 본 개시의 다양한 실시예의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다.
- [0026] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 상기 어떤 구성요소와 상기 다른 구성요소 사이에 새로운 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 상기 어떤 구성요소와 상기 다른 구성요소 사이에 새로운 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해될 수 있어야 할 것이다.
- [0027] 본 개시의 실시예에서 "모듈", "유닛", "부(part)" 등과 같은 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 수행하는 구성요소를 지칭하기 위한 용어이며, 이러한 구성요소는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다. 또한, 복수의 "모듈", "유닛", "부(part)" 등은 각각이 개별적인 특정한 하드웨어로 구현될 필요가 있는 경우를 제외하고는, 적어도 하나의 모듈이나 칩으로 일체화되어 적어도 하나의 프로세서로 구현될 수 있다.
- [0028] 이하에서, 첨부된 도면을 이용하여 본 발명의 다양한 실시예들에 대하여 구체적으로 설명한다.
- [0029] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 허혈 병변 진단 시스템을 도시한 시스템도이다.
- [0030] 도 1을 참조하면, 본 발명의 허혈 병변 진단 시스템(10)은 허혈 병변 진단 장치(100) 및 서버(200)를 포함할 수 있다.
- [0031] 허혈 병변 진단 장치(100)는 환자의 관상동맥에 발생한 허혈 병변을 예측 및 진단하기 위한 장치이다.
- [0032] 허혈 병변인지 여부는 외관상 협착성 관상동맥인지 여부로 판단하는 것이 아닌, 기능적인 협착이 있는지 여부로 판단한다. 즉, 외관상 협착이 있다고 하여도 허혈 병변으로 판단되지 않을 수 있다. FFR은 협착이 없는 동일한 동맥의 최대 관상 동맥 혈류에 대비한 협착 질환이 있는 동맥의 최대 관상 동맥 혈류의 비율로 정의된다. 따라

서 기능적인 협착에 의한 허혈 병변인지 여부는 FFR을 통해 판단할 수 있다.

- [0033] 이에 따라, 허혈 병변 진단 장치(100)는 관상동맥의 분획 혈류 예비능(FFR, fractional flow reserve)의 수치를 예측함으로써, 허혈 병변인지 여부를 진단할 수 있다. 구체적으로 FFR이 0.80인 경우, 협착성 관상 동맥이 정상 최대 흐름에 비해 80%를 공급하는 것을 나타내며, 허혈 병변 진단 장치(100)는 FFR이 0.80 이하일 때 관상 동맥에 기능적인 협착 있는 허혈 병변으로 판단할 수 있다.
- [0034] 서버(200)는 인공지능 모델을 학습 및 갱신하고, 인공지능 모델을 통한 예측을 수행하기 위한 적어도 하나의 외부 서버이다.
- [0035] 본 발명의 일 실시예에 따른 서버(200)는 관상동맥 조영술(angiography) 영상에 포함된 혈관의 형태학적 특징 및 환자의 임상적 특징(clinical feature)을 기초로 혈관의 FFR을 예측하기 위한 인공지능 모델을 포함할 수 있다.
- [0036] 이때, 인공지능 모델은 혈관의 형태학적 특징 및 임상적 특징 등에 대한 다양한 특징 정보가 입력되면, 관상동맥 병변에 대한 FFR 값이 0.80 이하인지 여부를 판단할 수 있다. 이때, 특징 정보는 혈관조영술 영상 상의 형태학적 특징, 계산적 특징 및 환자의 임상적 특징을 포함할 수 있으나, 이에 한정하지 않는다.
- [0037] 도 1에서는 허혈 병변 진단 장치(100)와 서버(200)가 별도의 구성으로 구현된 것을 도시하였으나, 본 발명의 일 실시예에 따르면 하나의 구성으로 구현될 수 있다. 즉, 일 실시예에 따르면, 허혈 병변 진단 장치(100)가 인공지능 모델을 직접 학습, 갱신하는 온 디바이스(on-device) AI 장치일 수 있다. 이하에서는 허혈 병변 진단 장치(100)가 인공지능 모델을 포함하는 온 디바이스 AI 장치인 것을 전제로 설명하기로 한다.
- [0038] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 허혈 병변 진단 장치(100)의 구성요소를 설명하기 위한 간단한 블록도이다.
- [0039] 도 2를 참조하면, 허혈 병변 진단 장치(100)는 영상 획득부(110), 영상 처리부(120), 메모리(130), 통신부(140) 및 상술한 구성요소와 전기적으로 연결되어 제어하는 프로세서(150)를 포함할 수 있다.
- [0040] 영상 획득부(110)는 다양한 소스를 통해 혈관조영술 영상 데이터를 획득할 수 있다. 예로, 영상 획득부(110)는 관상동맥 내 니트로글리세린(nitroglycerine) 250g을 투여한 후 노동맥(radial artery) 또는 넓다리동맥(femoral artery)를 통해 5F 내지 7F 카테터로 수행된 혈관조영술 영상을 획득할 수 있다. 영상 획득부(110)를 통해 획득된 영상 데이터는 영상 처리부(120)에서 처리될 수 있다.
- [0041] 영상 처리부(120)는 영상 획득부(110)를 통해 획득한 영상 데이터에 대한 처리를 수행할 수 있다. 영상 처리부(120)에서는 영상 데이터에 대한 디코딩, 스케일링, 노이즈 필터링, 프레임 레이트 변환 또는 해상도 변환 등과 같은 다양한 이미지 처리를 수행할 수 있다.
- [0042] 메모리(130)는 프로세서(150)의 처리 또는 제어를 위한 프로그램 등 허혈 병변 진단 장치(100) 전반의 동작을 위한 다양한 데이터를 저장할 수 있다. 메모리(130)는 허혈 병변 진단 장치(100)에서 구동되는 다수의 응용 프로그램(application program 또는 애플리케이션(application)), 허혈 병변 진단 장치(100)의 동작을 위한 데이터들, 명령어들을 저장할 수 있다. 이러한 응용 프로그램 중 적어도 일부는, 무선 통신을 통해 외부 서버로부터 다운로드 될 수 있다.
- [0043] 또한, 이러한 응용 프로그램 중 적어도 일부는, 허혈 병변 진단 장치(100)의 기본적인 기능을 위하여 출고 당시부터 허혈 병변 진단 장치(100) 상에 존재할 수 있다. 응용 프로그램은, 메모리(130)에 저장되고, 프로세서(150)에 의하여 허혈 병변 진단 장치(100)의 동작(또는 기능)을 수행하도록 구동될 수 있다. 특히, 메모리(130)는 일 예로, 프로세서(150)에 포함된 롬(ROM), 램(RAM) 등의 내부 메모리로 구현되거나, 프로세서(150)와 별도의 메모리로 구현될 수도 있다.
- [0044] 통신부(140)는 다양한 유형의 통신방식에 따라 다양한 유형의 외부 장치와 통신을 수행하는 구성일 수 있다. 통신부(140)는 와이파이칩, 블루투스 칩, 무선 통신 칩, NFC 칩 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 프로세서(150)는 통신부(140)를 이용하여 서버(200) 또는 각종 외부 장치와 통신을 수행할 수 있다.
- [0045] 특히, 와이파이 칩이나 블루투스 칩을 이용하는 경우에는 SSID 및 세션 키 등과 같은 각종 연결 정보를 먼저 송수신하여, 이를 이용하여 통신 연결한 후 각종 정보들을 송수신할 수 있다. 무선통신 칩은 IEEE, Zigbee, 3G(3rd Generation), 3GPP(3rd Generation Partnership Project), LTE(Long Term Evolution) 등과 같은 다양한 통신 규격에 따라 통신을 수행하는 칩을 의미한다. NFC 칩은 135kHz, 13.56MHz, 433MHz, 860~960MHz, 2.45GHz 등과 같은 다양한 RF-ID 주파수 대역들 중에서 13.56MHz 대역을 사용하는 NFC(Near Field

Communication) 방식으로 동작하는 칩을 의미한다.

- [0046] 프로세서(150)는 허혈 병변 진단 장치(100)를 전반적으로 제어하기 위한 구성이다. 구체적으로, 프로세서(150)는 허혈 병변 진단 장치(100)의 메모리(130)에 저장된 각종 프로그램을 이용하여 허혈 병변 진단 장치(100)의 전반적인 동작을 제어한다. 예를 들어, 프로세서(150)는 CPU, 램(RAM), 롬(ROM), 시스템 버스를 포함할 수 있다. 여기서, 롬은 시스템 부팅을 위한 명령어 세트가 저장되는 구성이고, CPU는 롬에 저장된 명령어에 따라 허혈 병변 진단 장치(100)의 메모리에 저장된 운영체제를 램에 복사하고, O/S를 실행시켜 시스템을 부팅시킨다. 부팅이 완료되면, CPU는 메모리(130)에 저장된 각종 애플리케이션을 램에 복사하고, 실행시켜 각종 동작을 수행할 수 있다. 이상에서는 프로세서(150)가 하나의 CPU만을 포함하는 것으로 설명하였지만, 구현 시에는 복수의 CPU(또는 DSP, SoC 등)으로 구현될 수 있다.
- [0047] 본 발명의 일 실시예에 따라, 프로세서(150)는 디지털 신호를 처리하는 디지털 시그널 프로세서(digital signal processor(DSP)), 마이크로 프로세서(microprocessor), TCON(Time controller)으로 구현될 수 있다. 다만, 이에 한정되는 것은 아니며, 중앙처리장치(central processing unit(CPU)), MCU(Micro Controller Unit), MPU(micro processing unit), 컨트롤러(controller), 어플리케이션 프로세서(application processor(AP)), 또는 커뮤니케이션 프로세서(communication processor(CP)), ARM 프로세서 중 하나 또는 그 이상을 포함하거나, 해당 용어로 정의될 수 있다. 또한, 프로세서(150)는 프로세싱 알고리즘이 내장된 SoC(System on Chip), LSI(large scale integration)로 구현될 수도 있고, FPGA(Field Programmable gate array) 형태로 구현될 수도 있다.
- [0048] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 프로세서의 구성요소를 설명하기 위한 간단한 블록도이다.
- [0049] 본 발명의 일 실시예에 따른 프로세서(150)는 관심영역 추출부(151), 직경정보 획득부(152), 특징 추출부(153) 및 허혈 병변 진단부(154)를 포함할 수 있다.
- [0050] 관심영역 추출부(151)는 혈관조영술 영상에서 관심영역(ROI, region of interest)을 추출하기 위한 구성이다. 이때, 관심영역은 혈관의 입구(ostium)와 혈관에 포함된 병변(lesion)으로부터 기설정된 거리(예로 10mm) 떨어진 원위부(distal)까지의 혈관 영역일 수 있으나, 이에 한정하지 않는다.
- [0051] 구체적으로, 관심영역 추출부(151)는 관심 영역 내에서 경계 검출 소프트웨어(예로, CAAS-5; Pie-Medical)을 통해서 혈관 입구(ostium), 근위부(proximal), 병변(lesion), 원위부(distal) 등을 세분화할 수 있다.
- [0052] 직경정보 획득부(152)는 혈관의 직경정보를 획득하기 위한 구성이다. 이때, 직경정보 획득부(152)는 관심 영역에 포함된 혈관의 중심선(centerline)을 추출하고, 중심선과 수직한 가상의 선을 이용하여 직경 정보를 획득할 수 있다.
- [0053] 구체적으로, 직경정보 획득부(152)는 혈관의 입구(ostium)와 혈관에 포함된 병변(lesion)으로부터 기설정된 거리(예로 10mm) 떨어진 원위부(distal)까지의 거리를 속도 함수로 변환하여 FMA(fast marching algorithm)를 통해 최적 경로를 중심선으로 추출할 수 있다. 이때, 중심선은 가우시안 커널(Gaussian kernel) 함수를 이용한 컨볼루션을 통해 평탄화함으로써 동일한 간격으로 샘플링될 수 있다.
- [0054] 이후, 직경정보 획득부(152)는 중심선의 각 포인트에서부터 수직인 방향의 2개의 선을 통해 내강 영역의 끝 위치를 찾을 수 있고, 2개의 끝점 사이 거리를 내강의 직경(diameter)으로 획득할 수 있다. 한편, 본 발명의 일 실시예에 따르면, 직경정보 획득부(152)는 카테터의 두 가장자리 사이에 대해서 픽셀 간격으로 나누는 가이딩 카테터의 칼리버를 통해 계산된 스케일 인자(scale factor)를 곱하여, 직경을 보정할 수 있다. 이때, 중심선을 따르는 일련의 내강 직경은 필터링(예로, median filtering)을 통해 플롯(plot)될 수 있다.
- [0055] 특징 추출부(153)는 직경정보 획득부(152)를 통해 획득한 직경정보를 기초로 혈관의 형태학적 특징을 추출할 수 있다. 예를 들어, 특징 추출부(153)는 원위부 평균 내강 직경(Distal lumen diameter, mm), 관심 영역 내 최소 내강 직경(MLD, mm), 내강 직경이 1.5mm 이하인 부분의 전체길이(Length-D < 1.5, mm) 등의 형태학적 특징을 추출할 수 있다.
- [0056] 허혈 병변 진단부(154)는 상기 특징 추출부(153)에서 추출된 형태학적 특징 및 환자의 임상적 특징을 기초로 FFR 값을 예측할 수 있고, 이를 통해 허혈 병변인지 여부를 판단할 수 있다.
- [0057] 한편, 허혈 병변 진단부(154)는 혈관의 형태학적 특징 및 임상적 특징 등에 대한 다양한 특징 정보가 입력되면, 관상동맥 병변에 대한 FFR 값이 0.80 이하인지 여부를 출력하는 인공지능 모델을 포함할 수 있다. 이때, 특징 정보는 혈관조영술 영상 상의 형태학적 특징, 계산적 특징 및 환자의 임상적 특징을 포함할 수 있으나, 이에 한

정하지 않는다.

- [0058] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능 모델을 학습 시키기 위한 훈련 세트(training set) 및 테스트 세트(test set) 및 기준 특성(baseline characteristics)을 설명하기 위한 도면이다.
- [0059] 2010년부터 2015년까지 1717명의 관상동맥 조영술 및 FFR 측정을 수행한 환자에 대하여 평가하였다. FFR이 여러 병변에 대해 측정된 경우에는, 가장 낮은 FFR 값을 가진 원발성 관상 동맥 병변을 가진 환자가 선택되었다. 이때, 영상 화질이 불량하거나 영상 파일에 기술적인 오류가 있는 환자에 대한 영상을 제외하고, 1501개의 영상을 최종 코호트로 하였다.
- [0060] 환자의 FFR의 획득과 관련하여, "Equalizing"은 가이드 카테터 끝 부분에 위치한 가이드 와이어 센서로 수행되었고, 0.014 인치 FFR 압력 가이드 와이어를 협착부의 말초로 전진시켰다. FFR은 아테노신의 정맥 주입에 의해 유도된 최대 충혈 상태에서 측정되었다. 즉, 혈액학적으로 협착의 검출을 향상시키기 위해, 중심 정맥을 통해서 $140 \mu\text{g} / \text{kg} / \text{min}$ 의 $200 \mu\text{g} / \text{kg} / \text{min}$ 으로 증가하였다. 고혈압 압박 기록을 시행 한 후, 최대 충혈 상태에서 정상 관류 압력(대동맥압)에 대한 원위(distal) 관상 동맥압의 비로 FFR을 획득할 수 있다.
- [0061] 상술한 환자들은 4:1의 비율로 각각 학습 세트 및 테스트 세트에 할당되었다. 즉, 1204명의 환자 정보가 훈련 세트로 인공지능 모델의 학습에 사용되었고, 이와 겹치지 않는 297명의 환자 정보가 테스트 세트로 인공지능 모델의 성능을 평가하는데 사용되었다.
- [0062] 기준 특성(baseline characteristic)은 환자 특성 및 병변 분절(involved segment) 특성을 포함할 수 있다. 이때, 환자 특성은 나이(age), 성별(men), 흡연 여부(current smoker), 체면적(body surface area), 최대 충혈 시 FFR(FFR at maximal hyperemia) 등을 포함할 수 있다. 병변 분절(involved segment) 특성은 협착 병변이 발생한 관상 동맥 부위일 수 있고, LAD(left anterior descending artery), LCX(left circumflex artery) 및 RCA(right coronary artery)를 포함할 수 있다.
- [0063] 도 5a 내지 5c는 본 발명의 일 실시예에 따른 병변 검출, 혈관 분리 및 중심선 추출을 설명하기 위한 도면이다.
- [0064] 도 5a를 참조하면, 허혈 병변 진단 장치(100)는 혈관조영술 영상에서 병변(510)을 추출할 수 있다. 허혈 병변 진단 장치(100)는 다른 혈관 부분들에 비하여 육안으로 좁아져 외관상 협착이 발생한 혈관 부분을 병변(lesion)으로 판단할 수 있다. 도 5a의 경우, 병변(510) 부분이 다른 혈관 부분에 비하여 외관상 협착이 발생한 것을 확인할 수 있다.
- [0065] 도 5b를 참조하면, 허혈 병변 진단 장치(100)는 혈관조영술 영상에서 관심영역(520)을 추출할 수 있다. 허혈 병변 진단 장치(100)는 병변(510)으로 판단한 부분의 주변부에서 관심영역(520)을 설정할 수 있다. 허혈 병변 진단 장치(100)는 관심 영역 내에서 경계 검출 소프트웨어(예로, CAAS-5; Pie-Medical)를 통해서 병변(510) 주변부의 혈관 입구(ostium), 근위부(proximal), 병변(lesion), 원위부(distal) 등을 세분화할 수 있다.
- [0066] 이때, 관심영역(520)은 혈관의 입구(ostium)와 혈관에 포함된 병변(lesion)으로부터 기설정된 거리(예로 10mm) 떨어진 원위부(distal)까지의 혈관 영역일 수 있으나, 이에 한정하지 않는다.
- [0067] 이후도 5c를 참조하면, 허혈 병변 진단 장치(100)는 혈관조영술 영상에 포함된 관심영역(520)에서 혈관 중심선을 추출할 수 있다. 상술한 바와 같이, 혈관의 입구(ostium)와 혈관에 포함된 병변(lesion)으로부터 기설정된 거리(예로 10mm) 떨어진 원위부(distal)까지의 거리를 속도 함수로 변환하여 FMA(fast marching algorithm)를 통해 최적 경로를 중심선으로 추출할 수 있다. 이후, 중심선과 수직한 가상의 선을 이용하여 직경 정보를 획득할 수 있다.
- [0068] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 내강 직경에 대하여 보정한 것을 도시한다.
- [0069] 도 6을 참조하면, 허혈 병변 진단 장치(100)는 추출한 중심선의 각각의 포인트를 기준으로 수직한 방향의 2개의 선을 통해 내강 직경(diameter)을 측정할 수 있고, 각 포인트에서의 직경을 컨볼루션하여 플롯할 수 있다.
- [0070] 한편, 허혈 병변 진단 장치(100)는 스케일 인자(scale factor)를 통해 플롯된 내강 직경을 보정(calibration)할 수 있다. 이때, 스케일 인자는 가이드 카테터의 이미 알려진 구경(mm)을 이용하여 산출한 것일 수 있다. 즉, 카테터의 2개의 에지(edge) 사이의 픽셀 간격을 기준으로 한 픽셀 당 길이를 추정할 수 있고, 이를 통해 스케일 인자를 산출할 수 있다.
- [0071] 산출된 스케일 인자를 중심선을 기준으로 추정된 내강 직경에 곱하여, 보정된 내강 직경을 플롯할 수 있다.

- [0072] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 내강 직경 및 위치에 따른 혈관의 형태학적 구분을 설명하기 위한 도면이다.
- [0073] 도 7을 참조하면, A부터 K에 대응하는 부분이 혈관의 관심영역(ROI)이다. 관심영역(ROI)은 혈관의 입구(ostium)부터 원위부(distal)를 포함하는 영역일 수 있다.
- [0074] 이때, 혈관의 입구(ostium)는 A부터 B에 대응하는 부분이며, 원위부(distal reference)는 혈관의 병변(lesion; E 내지 H)으로 판단된 부분으로부터 일정한 거리(예로, 10mm)까지의 부분(H 내지 J)일 수 있다.
- [0075] 근위부(proximal reference)는 혈관의 병변(lesion; E 내지 H)으로 판단된 부분에서부터 입구(ostium) 방향으로 일정한 거리(예로, 10mm)까지의 부분(C 내지 E)일 수 있다. 허혈 병변 진단 장치(100)는 병변(lesion) 중 가장 직경이 작은 영역을 고위험부분(worst segment; F 내지 G)로 판단할 수 있다.
- [0076] 허혈 병변 진단 장치(100)는 도 7과 같은 내강 직경 플롯을 기초로 혈관의 형태학적 특징을 추출할 수 있다. 이에 대하여 도 8에서 구체적으로 설명한다.
- [0077] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 허혈 병변 진단 장치가 획득하는 특징 정보를 정리한 도이다.
- [0078] 도 8을 참조하면, 허혈 병변 진단 장치(100)는 환자의 임상적 특징 및 혈관의 형태학적 특징을 획득할 수 있다.
- [0079] 이때, 임상적(clinical) 특징은 나이(age), 성별(gender), 체면적(body surface area) 및 병변 분절(involved segment)을 포함할 수 있다. 다만, 이는 일예에 불과하고 임상적 특징은 근위 LAD의 침범 여부(involverment of proximal left anterior descending artery (LAD)) 및 혈관 타입(vessel type)을 포함할 수 있다.
- [0080] 혈관의 형태학적 특징은 Maximal lumen diameter, MLD, Proximal lumen diameter, Distal lumen diameter, Proximal 5-mm RLD, Distal 5-mm RLD, Averaged RLD, Lumen diameter within the worst segment, DS, % [Averaged RLD_MLD]/Averaged RLD9100 60.5, Distance to MLD, Length of the proximal reference, Distance to the distal reference, Lesion length, Length-D <2.0, Length-D <1.75, Length-D <1.5, Length-D <1.25, Length-D <1.0, Length-DS >25, Length-DS >50, Proximal slope, Distal slope 등을 포함할 수 있다.
- [0081] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 5겹 교차 유효성 검증을 통해 학습 및 검증하는 것을 도시한다.
- [0082] 5겹 교차 유효성 검증은 훈련 세트가 서로 겹쳐지지 않게 5개의 파티션으로 나누고, 하나의 파티션이 검증 세트(validation set)가 되면, 나머지 4개의 파티션이 훈련 세트(training set)가 되어 학습 데이터로 사용되는 것을 의미한다. 이때, 5개의 파티션이 각각 한번씩 검증 세트가 되도록 5번 테스트를 되풀이할 수 있다. 정확도(accuracy)는 5번의 테스트에 대한 정확도에 대해 평균으로 계산된다. 변동성을 줄이기 위해 여러 번 교차 유효성 검증을 수행하고 이를 평균화할 수 있다.
- [0083] 한편, 본 발명의 진단 시스템은 5겹 교차검증(5-fold cross-validation)을 여러 번 수행할 수 있다. 이후 각각의 테스트에 대한 정확도를 평균화하여 5겹 교차검증의 정확도를 계산할 수 있다.
- [0084] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 세트와 테스트 세트에 각각 5겹 교차 유효성 검증을 수행한 인공지능 모델의 성능을 도시한다.
- [0085] 인공지능 모델의 학습 및 검증을 수행한 결과, 28개의 특징 정보(형태학적 정보, 임상적 정보를 포함)들은 각각의 특징마다 FFR 예측을 위한 중요도(Feature Importance)가 상이할 수 있다. 예를 들면, 병변 분절(involved segment)은 가장 높은 중요도를 나타냈고, 체면적(body surface area), 원위부 내강 직경(distal lumen diameter), 관심영역 내 최소 내강 직경(MLD; Minimal Lumen Diameter within the ROI), 내강 직경이 2mm 이하인 분절의 총 길이(Length-D <2mm), 고위험 부분의 내강 직경 평균(Lumen diameter within the worst segment)의 순서로 높은 중요도를 나타냈다.
- [0086] 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능 모델은 28개의 특징 정보 중 높은 중요도를 나타내는 12개의 특징 정보를 선정하여 학습 및 검증할 수 있다. 그 결과, 도 10을 참조하면, 28개의 특징 정보를 사용한 경우 AUC보다 더 높은 AUC를 보임을 알 수 있다.
- [0087] 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 병변 분절 별 FFR<0.80인 빈도를 나타내는 그래프이다.
- [0088] 도 11을 참조하면, 근위부(proximal) LAD의 경우, 60%를 웃돌며 가장 높은 빈도를 나타냈고, 원위부(distal) RCA의 경우, 20%를 밑돌며 가장 낮은 빈도를 나타낸다.

- [0089] 본 발명의 일 실시예에 따른 인공지능 모델은 병변 분절 별 FFR<0.80인 빈도를 고려하여 외관상 병변(lesion) 검출의 우선순위를 부여할 수 있다. 본 발명에 따르면 병변 분절의 우선순위 순서로 병변 검출을 수행하여 신속하게 병변을 탐지할 수 있고, 내강 직경을 빠르게 판단할 수 있다.
- [0090] 도 12는 본 발명의 다양한 실시예에 따른 학습부 및 인식부를 나타내는 블록도이다.
- [0091] 도 12를 참조하면, 프로세서(1200)는 학습부(1210) 및 인식부(1220) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 도 12의 프로세서(1200)는 도 2의 허혈 병변 진단 장치(100)의 프로세서(150) 또는 도 1의 서버(200)의 프로세서(미도시)에 대응될 수 있다.
- [0092] 학습부(1210)는 소정의 상황 판단을 위한 기준을 갖는 인식 모델을 생성 또는 학습시킬 수 있다. 학습부(1210)는 수집된 학습 데이터를 이용하여 판단 기준을 갖는 인식 모델을 생성할 수 있다.
- [0093] 일 예로, 학습부(1210)는 다양한 관상동맥 조영술 영상을 학습 데이터로써 이용하여 관상동맥 조영술 영상에 포함된 혈관 내강의 형태학적 특징에 따라 FFR을 판단하는 기준을 갖는 객체 인식 모델을 생성, 학습 또는 갱신시킬 수 있다.
- [0094] 또 다른 예로, 학습부(1210)는 관상동맥 조영술 영상에 포함된 다양한 형태학적 특징, 임상적 특징 및 FFR 값 정보를 학습 데이터로써 이용하여 입력된 특징에 대한 FFR 값을 판단하는 기준을 갖는 모델을 생성, 학습 또는 갱신시킬 수 있다.
- [0095] 인식부(1220)는 소정의 데이터를 학습된 인식 모델의 입력 데이터로 사용하여, 목표하는 데이터를 추정할 수 있다.
- [0096] 일 예로, 인식부(1220) 다양한 관상동맥 조영술 영상을 학습된 인식 모델의 입력 데이터로 사용하여 영상에 포함된 혈관 내강이 분리된 마스크 영상을 획득(또는, 추정, 추론)할 수 있다.
- [0097] 다른 예로, 인식부(1220)는 다양한 관상동맥 형태학적 특징, 임상적 특징을 학습된 인식 모델에 적용하여 FFR 값을 추정(또는, 결정, 추론)할 수 있다. 이때, FFR 값은 우선 순위에 따라 복수 개가 획득될 수도 있다.
- [0098] 학습부(1210)의 적어도 일부 및 인식부(1220)의 적어도 일부는, 소프트웨어 모듈로 구현되거나 적어도 하나의 하드웨어 칩 형태로 제작되어 전자 장치에 탑재될 수 있다. 예를 들어, 학습부(1210) 및 인식부(1220) 중 적어도 하나는 인공 지능(AI; artificial intelligence)을 위한 전용 하드웨어 칩 형태로 제작될 수도 있고, 또는 기존의 범용 프로세서(예: CPU 또는 application processor) 또는 그래픽 전용 프로세서(예: GPU)의 일부로 제작되어 전술한 각종 전자 장치 또는 객체 인식 장치에 탑재될 수도 있다. 이때, 인공 지능을 위한 전용 하드웨어 칩은 확률 연산에 특화된 전용 프로세서로서, 기존의 범용 프로세서보다 병렬처리 성능이 높아 기계 학습과 같은 인공 지능 분야의 연산 작업을 빠르게 처리할 수 있다.
- [0099] 학습부(1210) 및 인식부(1220)가 소프트웨어 모듈(또는, 인스트럭션(instruction) 포함하는 프로그램 모듈)로 구현되는 경우, 소프트웨어 모듈은 컴퓨터로 읽을 수 있는 판독 가능한 비일시적 판독 가능 기록매체(non-transitory computer readable media)에 저장될 수 있다. 이 경우, 소프트웨어 모듈은 OS(Operating System)에 의해 제공되거나, 소정의 애플리케이션에 의해 제공될 수 있다. 또는, 소프트웨어 모듈 중 일부는 OS(Operating System)에 의해 제공되고, 나머지 일부는 소정의 애플리케이션에 의해 제공될 수 있다.
- [0100] 이 경우, 학습부(1210) 및 인식부(1220)는 하나의 전자 장치에 탑재될 수도 있으며, 또는 별개의 전자 장치들에 각각 탑재될 수도 있다. 예를 들어, 학습부(1210) 및 인식부(1220) 중 하나는 허혈 병변 진단 장치(100)에 포함되고, 나머지 하나는 서버(200)에 포함될 수 있다. 또한, 학습부(1210) 및 인식부(1220)는 유선 또는 무선으로 통하여, 학습부(1210)가 구축한 모델 정보를 인식부(1220)로 제공할 수도 있고, 인식부(1220)로 입력된 데이터가 추가 학습 데이터로서 학습부(1210)로 제공될 수도 있다.
- [0101] 한편, 상술한 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 방법들은, 기존 전자 장치에 설치 가능한 어플리케이션 형태로 구현될 수 있다.
- [0102] 한편, 본 발명의 일 실시예에 따르면, 이상에서 설명된 다양한 실시예들은 소프트웨어(software), 하드웨어(hardware) 또는 이들의 조합을 이용하여 컴퓨터(computer) 또는 이와 유사한 장치로 읽을 수 있는 기록매체(computer readable recording medium)에 저장된 명령어를 포함하는 소프트웨어로 구현될 수 있다. 일부 경우에 있어 본 명세서에서 설명되는 실시예들이 프로세서 자체로 구현될 수 있다. 소프트웨어적인 구현에 의하면, 본 명세서에서 설명되는 절차 및 기능과 같은 실시예들은 별도의 소프트웨어 모듈들로 구현될 수 있다. 소프트

웨어 모듈들 각각은 본 명세서에서 설명되는 하나 이상의 기능 및 동작을 수행할 수 있다.

[0103] 기기로 읽을 수 있는 기록매체는, 비일시적 기록매체(non-transitory computer readable recording medium)의 형태로 제공될 수 있다. 여기서, '비일시적'은 저장매체가 신호(signal)를 포함하지 않으며 실재(tangible)한다는 것을 의미할 뿐 데이터가 저장매체에 반영구적 또는 임시적으로 저장 됨을 구분하지 않는다. 이때 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체란 레지스터, 캐쉬, 메모리 등과 같이 짧은 순간 동안 데이터를 저장하는 매체가 아니라 반영구적으로 데이터를 저장하며, 기기에 의해 판독(reading)이 가능한 매체를 의미한다. 비일시적 컴퓨터 판독 가능 매체의 구체적인 예로는, CD, DVD, 하드 디스크, 블루레이 디스크, USB, 메모리카드, ROM 등이 있을 수 있다.

[0104] 이와 같이 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 당해 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 다른 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적 사상에 의하여 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

[0105] 10: 허혈 병변 진단 시스템

100: 허혈 병변 진단 장치

110: 영상 획득부

120: 영상 처리부

130: 메모리

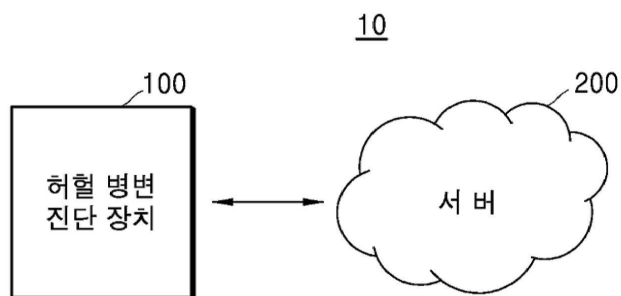
140: 통신부

150: 프로세서

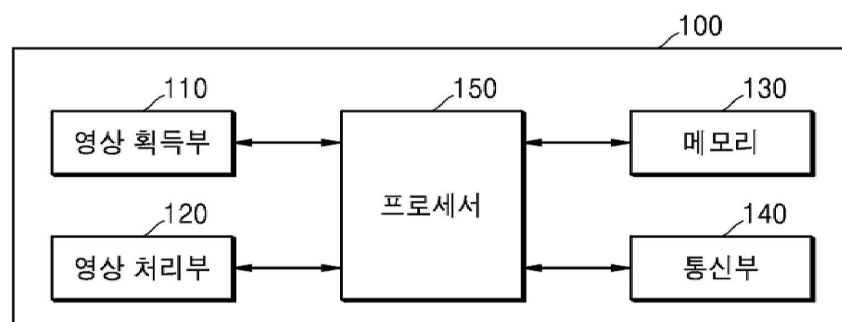
200: 서버

도면

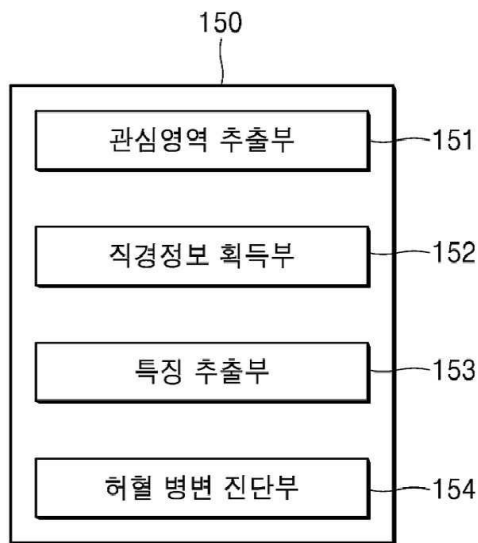
도면1



도면2



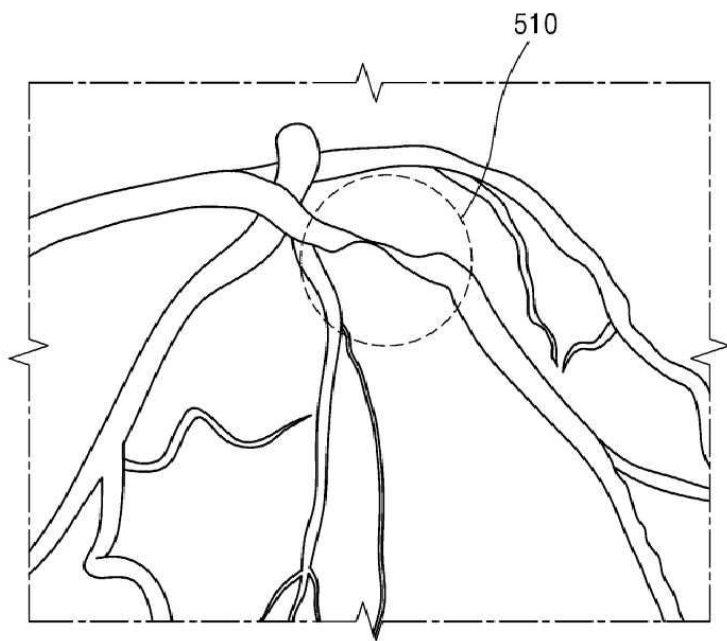
도면3



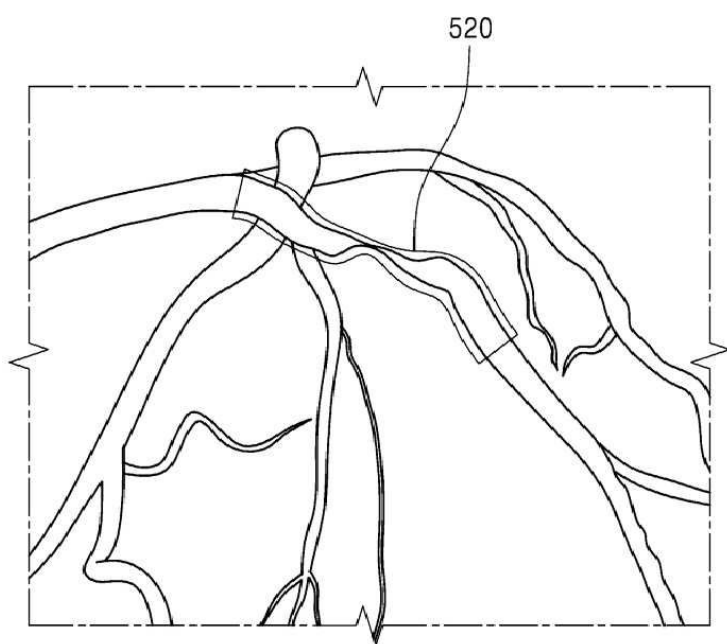
도면4

	Training Set	Test Set
Number of patients/lesions	1204/1204	297/297
Age, y	62.6 ±9.7	62.1 ±10.0
Men	929 (77)	228 (77)
Diabetes mellitus	393 (31)	89 (30)
Hypertension	783 (65)	198 (67)
Current smoker	493 (43)	134 (45)
Hyperlipidemia	394 (66)	193 (65)
Stable (vs unstable) angina	987 (82)	252 (85)
Body surface area, m ²	1.74 ±.16	1.74 ±.16
FFR at maximal hyperemia	0.79 ±.10	0.79 ±.10
Involved segment		
Proximal LAD	509 (42)	115 (39)
Mid LAD	293 (24)	89 (29)
Distal LAD	11 (1)	0 (0)
Proximal LCX	67 (6)	20 (7)
Distal LCX	55 (5)	13 (4)
Proximal RCA	145 (12)	33 (11)
Mid RCA	90 (8)	20 (7)
Distal RCA	34 (3)	7 (2)

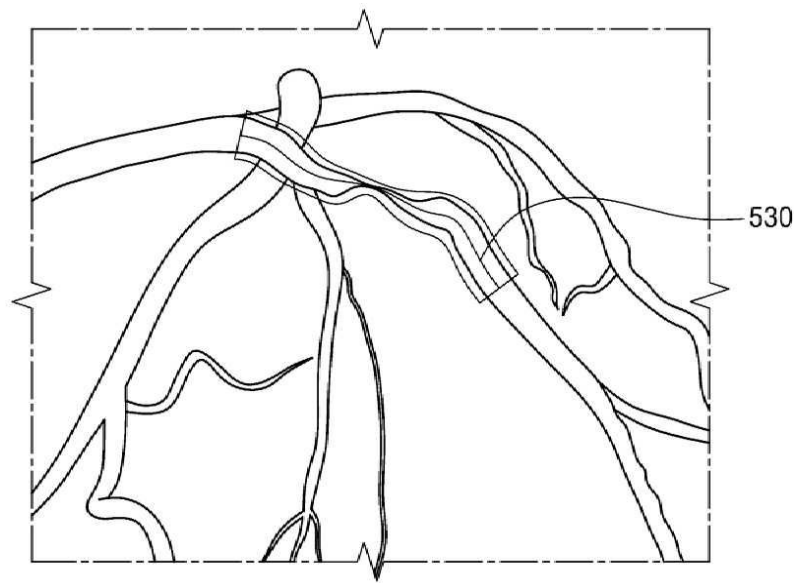
도면5a



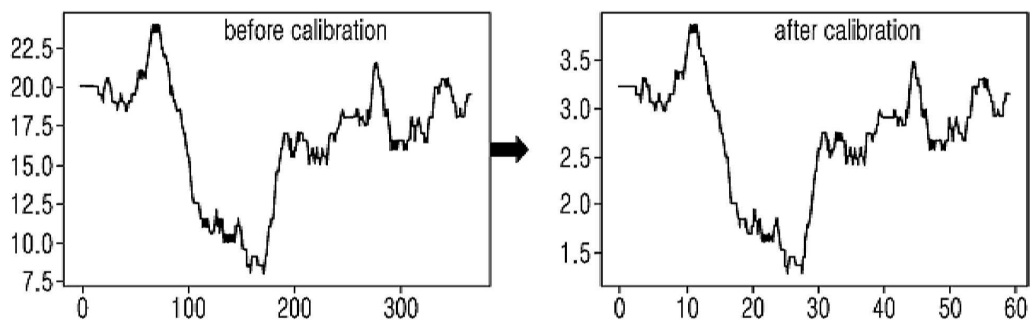
도면5b



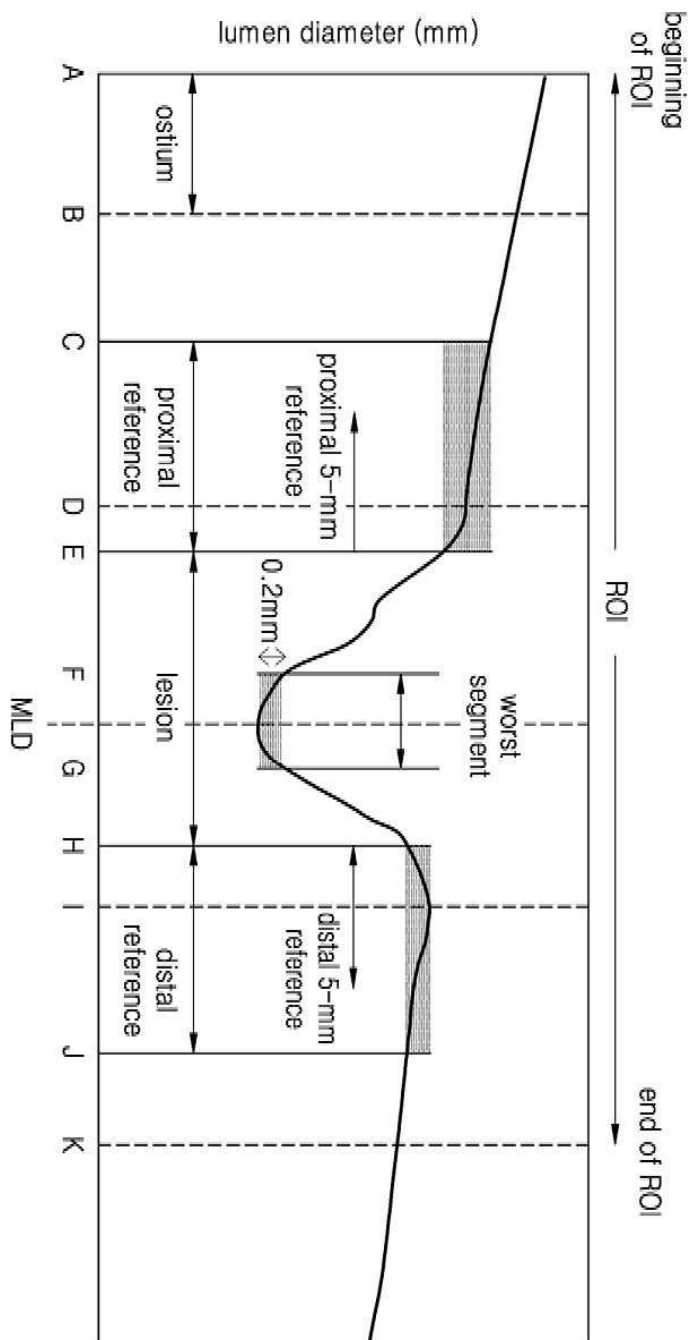
도면5c



도면6



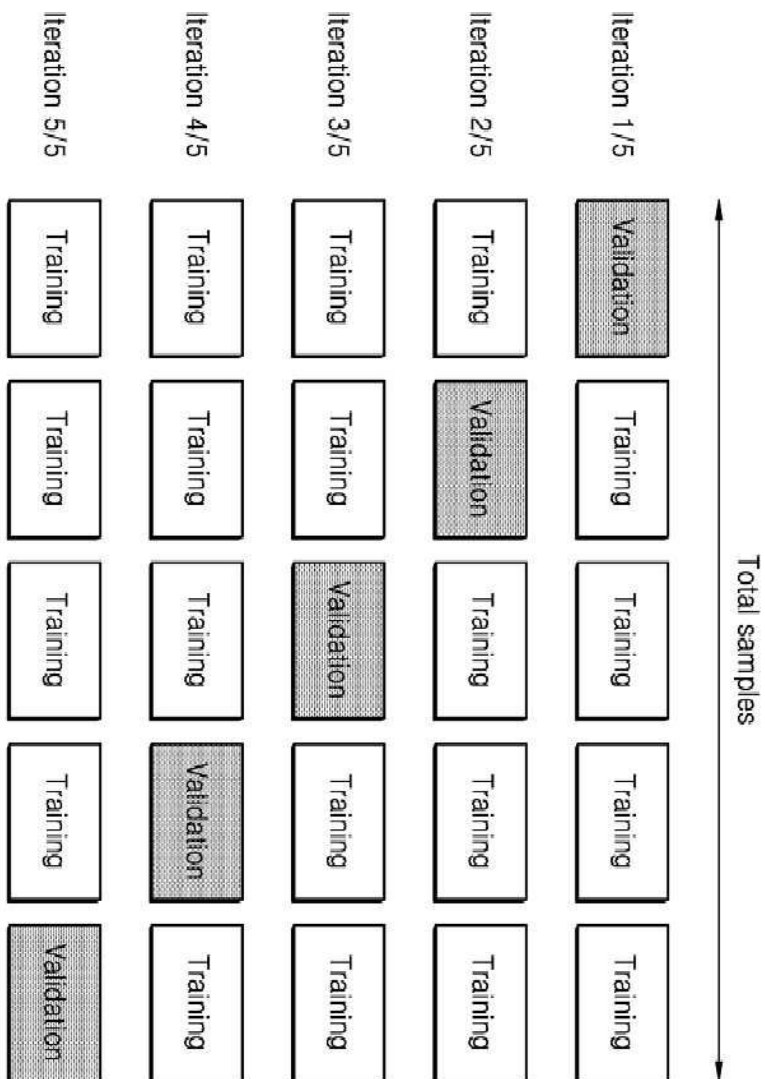
도면7



도면8

Feature	Definition
Maximal lumen diameter, mm	Maximal lumen diameter within the ROI (points A~K)
MLD, mm	Minimal lumen diameter within the ROI (points A~K)
Proximal lumen diameter, mm	Mean lumen diameter between the ostium and the proximal edge (points A~E)
Distal lumen diameter, mm	Mean lumen diameter between the distal edge and the end of ROI (points H~K)
Proximal 5-mm RLD, mm	Mean lumen diameter within the proximal 5-mm reference
Distal 5-mm RLD, mm	Mean lumen diameter within the distal 5-mm reference
Averaged RLD, mm	Average of proximal and distal 5-mm RLDs
Lumen diameter within the worst segment, mm	Mean lumen diameter within the worst segment (points F and G)
DS, %	$[Averaged\ RLD - MLD] / Averaged\ RLD \times 100$
Distance to MLD, mm	Distance from the ostium to the MLD (point A~MLD)
Length of the proximal reference, mm	Length of the proximal reference (points C~E)
Distance to the distal reference, mm	Distance from the ostium to the distal reference (points A~J)
Lesion length, mm	Length of the lesion (points E~H)
Length-D <2.0, mm	Total length of the segment with lumen diameter <2.0 mm
Length-D <1.75, mm	Total length of the segment with lumen diameter <1.75 mm
Length-D <1.5, mm	Total length of the segment with lumen diameter <1.5 mm
Length-D <1.25, mm	Total length of the segment with lumen diameter <1.25 mm
Length-D <1.0, mm	Total length of the segment with lumen diameter <1.0 mm
Length-DS >25, mm	Total length of the segment with DS >25%
Length-DS >50, mm	Total length of the segment with DS >50%
Length-DS >70, mm	Total length of the segment with DS >70%
Longitudinal eccentricity	Ratio of the length of point E~MLD to the lesion length
Proximal slope	$[Lumen\ diameter\ at\ the\ proximal\ edge - MLD] / length\ of\ point\ E \sim MLD$
Distal slope	$[Lumen\ diameter\ at\ the\ distal\ edge - MLD] / length\ of\ MLD \sim point\ H$
Segment	Involved segment
Body surface area	Body surface area
Sex	Male or female
Age	Years of age

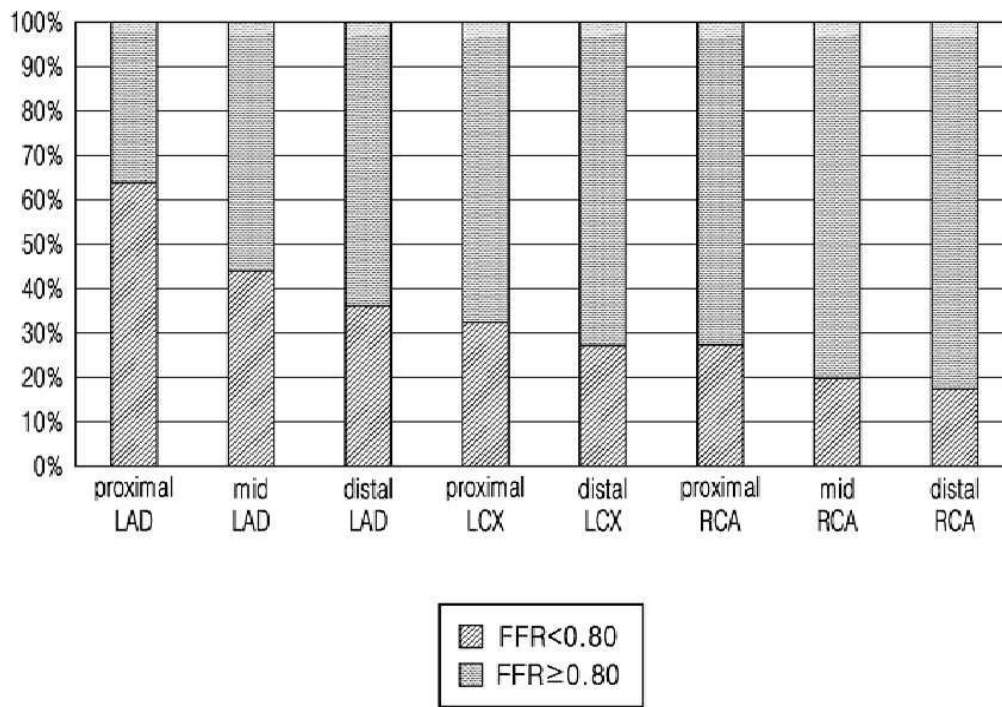
도면9



도면10

	AUC	Sensitivity	Specificity	PPV	NPV	Overall Accuracy
Using all 28 features						
Training set (5-fold CV)*	0.84±.03	0.78±.04	0.78±.05	0.77±05	0.79±.05	0.78±.04
Test set	0.86	0.82	0.79	0.79	0.82	0.80
External validation cohort	0.90	0.72	0.89	0.75	0.87	0.84
Using the 12 selected features						
Training set	0.86	0.79	0.80	0.77	0.82	0.79
Test set	0.87	0.84	0.80	0.81	0.84	0.82
External validation cohort	0.87	0.80	0.87	0.74	0.90	0.85
By 2000 bootstrap iterations						
Training set †	0.87±.01 (0.86-0.88)	0.81±.01 (0.79-0.83)	0.77±.01 (0.74-0.79)	0.75±.01 (0.73-0.76)	0.83±.01 (0.81-0.84)	0.79±.01 (0.77-0.80)
Test set †	0.87±.01 (0.86-0.88)	0.84±.02 (0.81-0.87)	0.77±.01 (0.75-0.80)	0.78±.01 (0.76-0.80)	0.83±.01 (0.81-0.86)	0.81±.01 (0.79-0.82)

도면11



도면12

