



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0087416
(43) 공개일자 2025년06월16일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/20 (2018.01) A61B 6/00 (2025.01)
A61B 6/50 (2024.01) G06N 20/00 (2019.01)
G06V 20/40 (2022.01) G06V 20/70 (2022.01)
G16H 20/00 (2018.01) G16H 30/20 (2018.01)
G16H 30/40 (2018.01) G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/20 (2018.01)
A61B 6/481 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2024-0048299

(22) 출원일자 2024년04월09일

심사청구일자 2024년04월09일

(30) 우선권주장

1020230175703 2023년12월06일 대한민국(KR)

(71) 출원인

재단법인 아산사회복지재단

서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)

울산대학교 산학협력단

울산광역시 남구 대학로 93(무거동)

(72) 발명자

김영학

서울특별시 강남구 선릉로 120, 3동 1102호 (대치동, 개포1,2차우성아파트)

전태준

서울특별시 송파구 풍성로6길 15, 101동 708호 (풍납동, 신동아아파트)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인 무한

전체 청구항 수 : 총 11 항

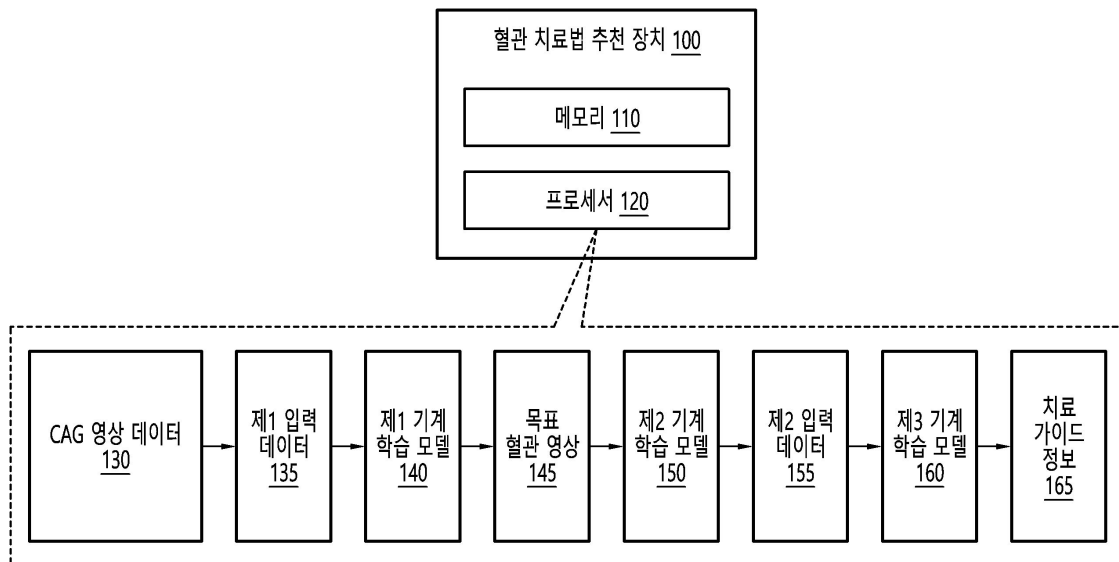
(54) 발명의 명칭 의료 영상에 기초하여 혈관 질환의 치료 가이드 정보를 추천하기 위한 장치 및 방법

(57) 요약

일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치는 대상 혈관을 복수의 방향들에서 촬영한 의료 영상들에 제1 기계 학습 모델을 적용한 결과에 기초하여, 상기 의료 영상들 중 상기 대상 혈관을 포함하는 목표 혈관 영상을 선택하고, 상기 선택된 목표 혈관 영상에 포함된 복수의 프레임 영상들에 제2 기계 학습 모델을 적용한 결과에 기초하여,

(뒷면에 계속)

대표도



상기 복수의 프레임 영상들 중 상기 대상 혈관을 포함하는 대표 프레임 영상을 선택하며, 상기 선택된 대표 프레임 영상, 상기 대표 프레임 영상의 이전 프레임(previous frame) 및 상기 대표 프레임의 후속 프레임(subsequent frame)을 촬영 시간 순으로 스택(stack)함으로써, 시계열 정보를 포함하는 입력 데이터를 생성하고, 상기 스택(stack)된 입력 데이터에 제3 기계 학습 모델을 적용함으로써, 후보 치료 가이드 정보 중 상기 대상 혈관에 대한 치료 가이드 정보를 추천하는 프로세서; 및 상기 치료 가이드 정보를 출력하는 디스플레이를 포함할 수 있다.

(52) CPC특허분류

A61B 6/504 (2024.01)
A61B 6/5217 (2020.08)
G06N 20/00 (2021.08)
G06V 20/46 (2022.01)
G06V 20/70 (2023.08)
G16H 20/00 (2021.08)
G16H 30/20 (2018.01)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

김준희

대전광역시 중구 동서대로 1388, 107동 (목동, 금호한사랑아파트)

(72) 발명자

김별희

경기도 고양시 일산서구 고양대로 706-12, 201동
 205호 (일산동, 일산2차현대홈타운)

안정민

서울특별시 송파구 올림픽로 99, 161동 2103호 (잠실동, 잠실엘스)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465038673
과제번호	HR21C0198010023
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	연구중심병원육성
연구과제명	의료현장 통합 지식베이스 및 인공지능형 가상 임상시험 시스템 구축
과제수행기관명	서울아산병원
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465040434
과제번호	HI23C0896000023
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	가상환자가상병원기반의료기술개발사업
연구과제명	심혈관 중재시술용 3차원 가상환경 및 의료정보 인공지능에 기반한 기술 원격협진 서비스 개발
과제수행기관명	서울아산병원
연구기간	2023.04.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

혈관 치료법 추천 장치에 있어서,

대상 혈관을 복수의 방향들에서 촬영한 의료 영상들에 제1 기계 학습 모델을 적용한 결과에 기초하여, 상기 의료 영상들 중 상기 대상 혈관을 포함하는 목표 혈관 영상을 선택하고,

상기 선택된 목표 혈관 영상에 포함된 복수의 프레임 영상들에 제2 기계 학습 모델을 적용한 결과에 기초하여, 상기 복수의 프레임 영상들 중 상기 대상 혈관을 포함하는 대표 프레임 영상을 선택하며,

상기 선택된 대표 프레임 영상, 상기 대표 프레임 영상의 이전 프레임(previous frame) 및 상기 대표 프레임의 후속 프레임(subsequent frame)을 촬영 시간 순으로 스택(stack)함으로써, 시계열 정보를 포함하는 입력 데이터를 생성하고,

상기 스택(stack)된 입력 데이터에 제3 기계 학습 모델을 적용함으로써, 후보 치료 가이드 정보 중 상기 대상 혈관에 대한 치료 가이드 정보를 추천하는 프로세서; 및

상기 치료 가이드 정보를 출력하는 디스플레이

를 포함하는 혈관 치료법 추천 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 의료 영상들에 상기 제1 기계 학습 모델을 적용하여,

상기 의료 영상들 중 해당 의료 영상에 포함된 제1 프레임 영상 내의 혈관이 상기 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제1 확률 값을 산출하고,

상기 해당 의료 영상에 포함된 제2 프레임 영상 내의 혈관이 상기 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제2 확률 값을 산출하며,

상기 제1 확률 값 및 상기 제2 확률 값의 평균 값을 미리 결정된 임계 값과 비교함으로써, 상기 해당 의료 영상을 상기 목표 혈관 영상으로 선택하는,

혈관 치료법 추천 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 제1 확률 값 및 상기 제2 확률 값의 평균 값이, 상기 미리 결정된 임계 값의 이상인 경우에 상기 해당 의료 영상을 상기 목표 혈관 영상으로 선택하는,

혈관 치료법 추천 장치.

청구항 4

제2항에 있어서,
 상기 프로세서는,
 상기 의료 영상들이 다른 대상 혈관을 포함하는 경우,
 상기 의료 영상들에 상기 제1 기계 학습 모델을 적용하여,
 상기 의료 영상들 중 해당 의료 영상에 포함된 제1 프레임 영상 내의 혈관이 상기 다른 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제3 확률 값을 산출하고,
 상기 해당 의료 영상에 포함된 제2 프레임 영상 내의 혈관이 상기 다른 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제4 확률 값을 산출하며,
 상기 제1 확률 값 및 상기 제2 확률 값의 평균 값, 및 상기 제3 확률 값 및 상기 제4 확률 값의 평균 값 중 큰 값을 상기 미리 결정된 임계 값과 비교함으로써, 상기 해당 의료 영상을 상기 목표 혈관 영상으로 선택하는,
 혈관 치료법 추천 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,
 상기 프로세서는,
 이미지넷 데이터 세트(ImageNet dataset)에 기초하여 Resnet-50 모델을 포함하는 상기 제1 기계 학습 모델을 사전 학습(pre-training)시키고, 상기 대상 혈관을 라벨링(labeling) 한 프레임 영상을 포함하는 트레이닝 데이터 세트에 기초하여, 상기 사전 학습된 제1 기계 학습 모델을 지도 학습(supervised learning)시키는,
 혈관 치료법 추천 장치.

청구항 6

제1항에 있어서,
 상기 프로세서는,
 상기 선택된 목표 혈관 영상에 포함된 복수의 프레임 영상들에 제2 기계 학습 모델을 적용하여, 상기 복수의 프레임 영상들 각각 내의 혈관이 상기 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 확률 값들을 산출하고, 상기 산출된 확률 값들의 비교 결과에 기초하여 상기 대표 프레임 영상을 선택하는,
 혈관 치료법 추천 장치.

청구항 7

제6항에 있어서,
 상기 프로세서는,
 상기 산출된 확률 값들 중 가장 큰 값에 대응하는 프레임 영상을 상기 대표 프레임 영상으로 선택하는,
 혈관 치료법 추천 장치.

청구항 8

제1항에 있어서,
 상기 프로세서는,

상기 제2 기계 학습 모델을, 상기 대표 프레임 영상으로 라벨링(labeling) 한 프레임 영상을 포함하는 제1 트레이닝 데이터 세트에 기초하여, 상기 제2 기계 학습 모델을 지도 학습시키고,

상기 목표 혈관 영상에 포함된 복수의 프레임 영상들 중 미리 결정된 비율의 프레임 영상들에 대하여 상기 대표 프레임 영상으로 슈도 라벨링(pseudo-labeling) 한 프레임 영상을 포함하는 제2 트레이닝 데이터 세트에 기초하여, 상기 제2 기계 학습 모델을 추가로 트레이닝 시키는

혈관 치료법 추천 장치.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 제2 트레이닝 데이터 세트에 기초하여 상기 제2 기계 학습 모델을 추가로 트레이닝시킨 후, 상기 미리 결정된 비율을 증가시킴으로써, 상기 제2 트레이닝 데이터 세트 보다 슈도 라벨링 한 프레임 영상을 더 많이 포함하는 제3 트레이닝 데이터 세트를 생성하고, 상기 제3 트레이닝 데이터 세트에 기초하여 제2 기계 학습 모델을 트레이닝 시키는,

혈관 치료법 추천 장치.

청구항 10

제1항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 선택된 대표 프레임 영상, 상기 목표 혈관 영상에 포함된 가장 첫 프레임 영상 및 가장 마지막 프레임 영상을 시간 순으로 스택(stack)함으로써, 상기 입력 데이터를 생성하는,

혈관 치료법 추천 장치.

청구항 11

제1항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 스택(stack)된 입력 데이터 및 상기 대상 혈관을 갖는 대상 환자에 대한 식별 정보에 기초하여 트레이닝 데이터 세트를 생성하고, 상기 트레이닝 데이터 세트에 기초하여 상기 제3 기계 학습 모델을 트레이닝 시키는,

혈관 치료법 추천 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 이하, 의료 영상의 분석에 기초하여, 환자의 치료 가이드 정보를 제공하기 위한 기술이 개시된다.

배경 기술

[0002] 심근(myocardium)에 혈액을 공급하는 관상동맥은 좌전하행동맥(left anterior descending artery), 좌회선동맥(left circumflex artery), 우관상동맥(right coronary artery)의 3개의 혈관으로 구성된다. 관상동맥질환은 위에서 설명한 3개의 혈관 중, 하나의 혈관이 정상 관상동맥에 비해 좁아지거나, 폐색되는 질환이다. 관상동맥질환을 갖는 환자는 흉부에 심한 통증을 느낄 수 있고, 심한 경우, 급사할 수도 있다. 또한, 관상동맥질환으로

서, 환자는 안정협심증(stable angina), 비-ST 분절 상승 급성 관상동맥증후군(Non-ST segment elevation acute coronary syndrome, NSTEMI-ACS), 및 ST 분절상승심근경색(ST-segment elevation myocardial infarction) 등 다양한 스펙트럼의 질환을 가질 수 있다. 관상동맥조영술(coronary angiography, CAG)은 위에서 설명한 다양한 질환을 가진 환자의 관상동맥을 검사하는 가장 직접적인 방법으로서, 해당 질환이 단일혈관질환(single-vessel disease) 또는 다혈관질환(multi-vessel disease)인지 확인하는 검사 방법이다. 관상동맥질환의 치료 방법은 크게 내과적 치료(예: 약물 치료), 경피적관상동맥중재술(percutaneous coronary intervention)(이하, 'PCI'), 및 관상동맥우회술(coronary arterial bypass grafting)(이하, 'CABG')로 나뉘질 수 있다. 해당 치료 방법들은 의료 영상을 통해 진단되는 혈관 질환의 정도 및 심각성에 따라 결정될 수 있다. 예를 들어, CABG는 다혈관 관상동맥질환 치료에서 PCI보다 낮은 사망률, 낮은 주요 심혈관 이상 이벤트(major adverse cardiovascular event, MACE) 발생 빈도, 및 더 나은 혈관 재생률(revascularization rate)을 보인다. 그러나, 치료 기술의 발전(예: 약물 및 약물용출성 스텐트의 개발 등)에 기초하여, PCI가 CABG를 부분적으로 대체할 수 있게 되었다. PCI가 CABG의 일부를 대체할 수 있기 때문에, 관상동맥질환의 혈관 재생을 위한 치료법을 선택하는 것이 더욱 어려워졌다. 기존 관상동맥질환의 치료법을 결정하는 방법은, 관상동맥조영술(CAG)을 토대로 관찰되는 혈관 병변의 길이 폐색(length occlusion), 석회화(calcification) 정도 등을 계산 후 총합한 관상동맥질환의 복잡도(complexity) 점수에 기초하여, 점수가 높을수록 CABG를 선호하는 SYNTAX(SYNergy between PCI with TAXUS and cardiac surgery) 기법이였다. SYNTAX 기법은 환자마다 개별적인 특성을 반영하지 못하고, 점수화하는 전문가가 마다 어느정도의 차이가 존재하기 때문에 치료 방법을 결정하는 데에 객관성이 떨어진다. 따라서, 기계 학습 모델을 통해, 의료 영상을 분석하고, 해당 의료 영상에 기초하여 더 많은 변수(예: 환자 리포트 결과, 혈액 샘플링 등)를 고려하여 환자를 위한 치료 가이드를 제공하는 기술이 요구된다.

발명의 내용

과제의 해결 수단

- [0003] 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치는, 대상 혈관을 복수의 방향들에서 촬영한 의료 영상들에 제1 기계 학습 모델을 적용한 결과에 기초하여, 상기 의료 영상들 중 상기 대상 혈관을 포함하는 목표 혈관 영상을 선택하고, 상기 선택된 목표 혈관 영상에 포함된 복수의 프레임 영상들에 제2 기계 학습 모델을 적용한 결과에 기초하여, 상기 복수의 프레임 영상들 중 상기 대상 혈관을 포함하는 대표 프레임 영상을 선택하며, 상기 선택된 대표 프레임 영상, 상기 대표 프레임 영상의 이전 프레임(previous frame) 및 상기 대표 프레임의 후속 프레임(subsequent frame)을 촬영 시간 순으로 스택(stack)함으로써, 시계열 정보를 포함하는 입력 데이터를 생성하고, 상기 스택(stack)된 입력 데이터에 제3 기계 학습 모델을 적용함으로써, 후보 치료 가이드 정보 중 상기 대상 혈관에 대한 치료 가이드 정보를 추천하는 프로세서; 및 상기 치료 가이드 정보를 출력하는 디스플레이를 포함할 수 있다.
- [0004] 상기 프로세서는, 상기 의료 영상들에 상기 제1 기계 학습 모델을 적용하여, 상기 의료 영상들 중 해당 의료 영상에 포함된 제1 프레임 영상 내의 혈관이 상기 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제1 확률 값을 산출하고, 상기 해당 의료 영상에 포함된 제2 프레임 영상 내의 혈관이 상기 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제2 확률 값을 산출하며, 상기 제1 확률 값 및 상기 제2 확률 값의 평균 값을 미리 결정된 임계 값과 비교함으로써, 상기 해당 의료 영상을 상기 목표 혈관 영상으로 선택할 수 있다.
- [0005] 상기 프로세서는, 상기 제1 확률 값 및 상기 제2 확률 값의 평균 값이, 상기 미리 결정된 임계 값의 이상인 경우에 상기 해당 의료 영상을 상기 목표 혈관 영상으로 선택할 수 있다.
- [0006] 상기 프로세서는, 상기 의료 영상들이 다른 대상 혈관을 포함하는 경우, 상기 의료 영상들에 상기 제1 기계 학습 모델을 적용하여, 상기 의료 영상들 중 해당 의료 영상에 포함된 제1 프레임 영상 내의 혈관이 상기 다른 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제3 확률 값을 산출하고, 상기 해당 의료 영상에 포함된 제2 프레임 영상 내의 혈관이 상기 다른 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제4 확률 값을 산출하며, 상기 제1 확률 값 및 상기 제2 확률 값의 평균 값, 및 상기 제3 확률 값 및 상기 제4 확률 값의 평균 값 중 큰 값을 상기 미리 결정된 임계 값과 비교함으로써, 상기 해당 의료 영상을 상기 목표 혈관 영상으로 선택할 수 있다.
- [0007] 상기 프로세서는, 이미지넷 데이터 세트(ImageNet dataset)에 기초하여 Resnet-50 모델을 포함하는 상기 제1 기계 학습 모델을 사전 학습(pre-training)시키고, 상기 대상 혈관을 라벨링(labeling) 한 프레임 영상을 포함하는 트레이닝 데이터 세트에 기초하여, 상기 사전 학습된 제1 기계 학습 모델을 지도 학습(supervised learning)시킬 수 있다.

- [0008] 상기 프로세서는, 상기 선택된 목표 혈관 영상에 포함된 복수의 프레임 영상들에 제2 기계 학습 모델을 적용하여, 상기 복수의 프레임 영상들 각각 내의 혈관이 상기 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 확률 값들을 산출하고, 상기 산출된 확률 값들의 비교 결과에 기초하여 상기 대표 프레임 영상을 선택할 수 있다.
- [0009] 상기 프로세서는, 상기 산출된 확률 값들 중 가장 큰 값에 대응하는 프레임 영상을 상기 대표 프레임 영상으로 선택할 수 있다.
- [0010] 상기 프로세서는, 상기 제2 기계 학습 모델을, 상기 대표 프레임 영상으로 라벨링(labeling) 한 프레임 영상을 포함하는 제1 트레이닝 데이터 세트에 기초하여, 상기 제2 기계 학습 모델을 지도 학습시키고, 상기 목표 혈관 영상에 포함된 복수의 프레임들 중 미리 결정된 비율의 프레임들에 대하여 상기 대표 프레임 영상으로 슈도 라벨링(pseudo-labeling) 한 프레임 영상을 포함하는 제2 트레이닝 데이터 세트에 기초하여, 상기 제2 기계 학습 모델을 추가로 트레이닝 시킬 수 있다.
- [0011] 상기 프로세서는, 상기 제2 트레이닝 데이터 세트에 기초하여 상기 제2 기계 학습 모델을 추가로 트레이닝시킨 후, 상기 미리 결정된 비율을 증가시킴으로써, 상기 제2 트레이닝 데이터 세트 보다 슈도 라벨링된 프레임 영상을 더 많이 포함하는 제3 트레이닝 데이터 세트를 생성하고, 상기 제3 트레이닝 데이터 세트에 기초하여 제2 기계 학습 모델을 트레이닝 시킬 수 있다.
- [0012] 상기 프로세서는, 상기 선택된 대표 프레임 영상, 상기 목표 혈관 영상에 포함된 가장 첫 프레임 영상 및 가장 마지막 프레임 영상을 시간 순으로 스택(stack)함으로써, 상기 입력 데이터를 생성할 수 있다.
- [0013] 상기 프로세서는, 상기 스택(stack)된 입력 데이터 및 상기 대상 혈관을 갖는 대상 환자에 대한 식별 정보에 기초하여 트레이닝 데이터 세트를 생성하고, 상기 트레이닝 데이터 세트에 기초하여 상기 제3 기계 학습 모델을 트레이닝 시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0014] 도 1은 일 실시예에 따른, 혈관 치료법 추천을 위한 전자 장치를 도시한다.
- 도 2는 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치가, 다혈관 관상동맥질환 환자에 대한 치료 가이드 정보를 추천하는 과정을 개략적으로 도시한다.
- 도 3은 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치가 목표 혈관 영상을 선택하는 것을 구체적으로 설명하기 위한 도면이다.
- 도 4는 일 실시예에 따른, 혈관 치료법 추천 장치가 복수의 의료 영상들 중 목표 영상을 선택하도록 기계 학습 모델을 트레이닝 시키는 것을 도시한다.
- 도 5는, 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치가 목표 혈관 영상에서 대표 프레임 영상을 선택하는 것을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 6은, 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치가 하나의 의료 영상에 포함된 복수의 프레임 영상 중 대표 프레임 영상을 선택하도록 기계 학습 모델을 트레이닝 시키는 것을 도시한다.
- 도 7은 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치가, 입력 데이터를 생성하고, 입력 데이터에 기계 학습 모델을 적용하여 치료 가이드 정보를 추천하는 것을 구체적으로 설명하기 위한 도면이다.
- 도 8은 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치가 의료 영상을 통해 치료 가이드 정보를 추천하도록 기계 학습 모델을 트레이닝 시키는 것을 도시한다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0015] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 구현될 수 있다. 따라서, 실제 구현되는 형태는 개시된 특정 실시예로만 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 실시예들로 설명한 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0016] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.

- [0017] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0018] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0019] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0020] 이하, 실시예들을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고, 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0022] 도 1은 일 실시예에 따른, 혈관 치료법 추천을 위한 전자 장치를 도시한다.
- [0023] 혈관 치료법 추천 장치(100)는 환자에 대한 의료 영상들에 기초하여, 해당 환자에 대한 치료 가이드 정보를 추천할 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치(100)는 다혈관 관상동맥질환 환자의 CAG 영상 데이터(130)에 기초하여, 환자의 다혈관 관상동맥질환에 대한 경피적관상동맥중재술(Percutaneous Coronary Intervention)(이하, 'PCI') 치료 가이드 정보 또는 관상동맥우회술(Coronary Artery Bypass Grafting)(이하, 'CABG') 치료 가이드 정보 중 적어도 하나를 추천할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치(100)가 환자의 의료 영상에 기초하여 제공하는 치료 가이드 정보는 이에 제한되는 것은 아니지만, 이하에서는 다혈관 관상동맥질환에 대한 치료 가이드 정보를 중점으로 설명한다.
- [0024] 혈관 치료법 추천 장치(100)는 메모리(110), 프로세서(120), 및 디스플레이(미도시)를 포함할 수 있다.
- [0025] 메모리(110)는 의료 영상 데이터를 저장할 수 있다. 예를 들어, 메모리(110)는 CAG 영상 데이터(130)를 저장할 수 있다. 또한, 메모리(110)는 기계 학습 모델 및 기계 학습 모델을 동작하기 위한 명령어들을 저장할 수 있다. 예를 들어, 메모리(110)는 ResNet-50 모델을 저장할 수 있고, 더 나아가, ResNet-50 모델을 동작하기 위한 명령어들을 저장할 수 있다. 예를 들어, 메모리(110)는 ResNet-50 모델을 동작하기 위한 컨볼루션(convolution) 연산을 수행하기 위한 명령어를 저장할 수 있고, 메모리(110)는 레지듀얼(residual) 연산을 수행하기 위한 명령어를 저장할 수 있다. 참고로, CAG 영상 데이터(130)는, 환자의 관상동맥을 C-암을 통해 촬영한 X-ray 영상을 나타낼 수 있다. 예를 들어, CAG 영상 데이터(130)는 특정 기간 동안(예: 2003년 1월부터 2018년 12월까지) 관상동맥질환 검사를 받은 환자들에 대하여 C-암으로 촬영된 영상 데이터를 포함할 수 있다. 예를 들어, CAG 영상 데이터(130)는 DICOM(Digital Imaging and Communications in Medicine) 규격의 파일로부터, 추출된 영상 데이터를 포함할 수 있다. DICOM은 의료용 전자 장치에서 생성된 영상과 관련된 데이터를 저장하고 전송하기 위한 표준 규격을 나타낼 수 있다.
- [0026] 프로세서(120)는, 의료 영상 데이터를 분석하여, 의료 영상 데이터의 분석 결과에 따라, 환자를 치료하기 위한 치료 가이드 정보를 추천할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)는 대상 환자의 X-ray 영상에 대한, 분석 결과를 생성할 수 있다.
- [0027] 구체적으로, 프로세서(120)는 대상 혈관을 복수의 방향들에서 촬영한 의료 영상들에 제1 기계 학습 모델(140)을 적용한 결과에 기초하여, 의료 영상들 중 대상 혈관을 포함하는 목표 혈관 영상(145)을 선택할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)는 CAG 영상 데이터(130)에 제1 기계 학습 모델(140)을 적용한 결과에 기초하여, CAG 영상 데이터(130)에서 대상 혈관을 포함하는 목표 혈관 영상(145)을 선택할 수 있다. 프로세서(120)는 CAG 영상 데이터(130) 자체를 제1 기계 학습 모델(140)에 입력하거나, CAG 영상 데이터(130)를 전처리하여 제1 입력 데이터(135)의 형태로 제1 기계 학습 모델(140)에 입력할 수도 있다. 이하에서는 프로세서(120)가 CAG 영상 데이터(130)를 제1 입력 데이터(135)로 전처리하여 제1 기계 학습 모델(140)에 입력하는 경우를 중점으로 설명한다.
- [0028] 예를 들어, 프로세서(120)는 메모리(110)에 저장된 DICOM 규격의 파일로부터 CAG 영상 데이터(130)를 불러올 수

있다. 프로세서(120)는 CAG 영상 데이터(130)에 포함된 각 프레임 영상을 512×512 크기에서, 224×224 의 크기로 변환(resize)할 수 있다. 이하에서 설명하겠으나, 제1 기계 학습 모델(140)이 ResNet-50 구조의 모델에 기초하는 경우, 입력 크기가 224×224 의 크기로 변환될 필요가 있다. 따라서, 프로세서(120)는 CAG 영상 데이터(130)에 포함된 각 프레임 영상을 512×512 크기에서, 224×224 의 크기로 변환함으로써, 동일한 차원의 이미지들에 대하여 미세 조정(fine-tuning)된 제1 기계 학습 모델(140)의 내부 아키텍처가 변환된 입력을 효과적으로 처리할 수 있게 한다. 프로세서(120)는 CAG 영상 데이터(130)에 포함된 각 프레임 영상의 크기를 변환(예: 512×512 크기에서, 224×224 의 크기로)한 뒤 CAG 영상 데이터(130)를 텐서(tensor) 타입으로 변환할 수 있다. 프로세서(120)는 CAG 영상 데이터(130)를 텐서 타입으로 변환함으로써, 입력 데이터의 벡터화를 통한 병렬 연산을 수행할 수 있다. 프로세서(120)는 텐서 타입으로 변환된 CAG 영상 데이터(130)를 정규화(normalization)함으로써, CAG 영상 데이터(130)를 전처리 할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)는 와 관련된 데이터 세트의 평균 및 표준 편차에 기초하여, 변환된 CAG 영상 데이터(130)를 정규화 할 수 있다.

[0029] 프로세서(120)는 CAG 영상 데이터(130)가 전처리된 제1 입력 데이터(135)에 제1 기계 학습 모델(140)을 적용함으로써, CAG 영상 데이터(130) 중 목표 혈관 영상(145)을 선택할 수 있다. 제1 기계 학습 모델(140)은 복수의 의료 영상들을 입력 받아, 그 중 원하는 의료 영상을 선택하는 모델에 대응할 수 있다. 예를 들어, 제1 기계 학습 모델(140)은 C-암으로 일정 시간동안 촬영된 의료 영상들(예: CAG 영상 데이터(130)) 중에서 대상 혈관이 가장 선명한 영상을 선택하는 모델에 대응할 수 있다. 다시 말해, 제1 기계 학습 모델(140)은 복수의 의료 영상들 중 좌관상동맥(Left Coronary Artery)(이하, 'LCA') 또는 우관상동맥(Right Coronary Artery)(이하, 'RCA')이 가장 선명한 영상을 선택하는 모델일 수 있고, 프로세서(120)는 목표 혈관 영상(145)으로 제1 기계 학습 모델(140)에 의해 선택된 대상 혈관이 가장 선명한 영상일 수 있다. 프로세서(120)가 제1 기계 학습 모델(140)에 기초하여, 목표 혈관 영상(145)을 선택하는 방법은 이하 도 3에서 구체적으로 설명한다.

[0030] 참고로, 제1 내지 제3 기계 학습 모델(140, 150, 160)은 ResNet-50 구조의 모델에 3개의 FC 레이어(Fully connected layer)를 결합한 구조의 모델을 포함할 수 있다. ResNet-50 구조는 컨볼루션 연산이 수행되는 복수의 컨볼루션 레이어 및 레지듀얼 블록(residual block)을 포함하는 구조일 수 있다. ResNet-50 구조의 모델은, CNN(convolution neural network) 레이어로 구성되어, 이미지를 분석하는 역할을 수행할 수 있다. ResNet-50 모델에 결합된 FC 레이어에서는 ResNet-50에서 추출된 입력 이미지에 대한 고차원의 피쳐(feature)들을 레이블(label)에 매핑하는 역할이 수행될 수 있다. 다시 말해, FC 레이어에서는 2차원 형태의 배열 이미지를 1차원의 벡터(또는 피쳐)로 평탄화(flatten)하는 연산이 수행될 수 있다. 제1 내지 제3 기계 학습 모델(140, 150, 160)들은 동일한 구조를 사용함으로써, 혈관 치료법 추천 장치(100)가 사전 학습된 가중치를 불러올 때 컴퓨팅 리소스 양이 감소할 수 있다.

[0031] 프로세서(120)는 선택된 목표 혈관 영상(145)에 포함된 복수의 프레임 영상들에 제2 기계 학습 모델(150)을 적용한 결과에 기초하여, 복수의 프레임 영상들 중 대상 혈관을 포함하는 대표 프레임 영상을 선택할 수 있다. 목표 혈관 영상(145)은 복수의 프레임 영상들을 포함할 수 있다. 예를 들어, 목표 혈관 영상(145)은 미리 결정된 시간마다 주기적으로 촬영된 이미지들의 집합일 수 있다. 예를 들어, 목표 혈관 영상(145)은 1초마다 촬영된 프레임 영상들을 포함할 수 있다. 프로세서(120)는 목표 혈관 영상(145)에 제2 기계 학습 모델(150)을 적용하여, 대상 혈관이 가장 선명하게 나타난 대표 프레임 영상을 선택할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)는 목표 혈관 영상(145)에 포함된 프레임 영상들 중, LCA 또는 RCA가 가장 선명한 프레임 영상을 선택할 수 있다. 프로세서(120)가 제2 기계 학습 모델(150)에 기초하여, 목표 혈관 영상(145)으로부터 대상 프레임 영상을 선택하는 구체적인 방법에 대하여, 이하 도 5에서 구체적으로 설명한다.

[0032] 프로세서(120)는 선택된 대표 프레임 영상, 대표 프레임 영상의 이전 프레임(previous frame) 및 대표 프레임의 후속 프레임(subsequent frame)을 촬영 시간 순으로 스택(stack)함으로써, 시계열 정보를 포함하는 입력 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(120)는 선택된 대표 프레임 영상, 목표 혈관 영상(145)에 포함된 가장 첫 프레임 영상 및 가장 마지막 프레임 영상을 시간 순으로 스택(stack)함으로써, 제2 입력 데이터(155)를 생성할 수 있다. 참고로, CAG 영상 데이터(130)에 포함된 CAG 영상들은, 각 CAG 영상마다 길이의 차이가 있을 수 있다. 예를 들어, CAG 영상 데이터(130)에 포함된 CAG 영상들은 촬영된 시간의 차이를 가질 수 있으며, 따라서, CAG 영상들에 포함된 프레임 영상의 수가 서로 다를 수 있다. 예를 들어 CAG 영상이 1초 주기로 촬영된 이미지들의 집합에 대응하는 경우를 가정하면, 10초간 촬영된 제1 CAG 영상은 10개의 프레임 영상을 포함할 수 있고, 20초간 촬영된 제2 CAG 영상은 20개의 프레임 영상을 포함할 수 있다. 다시 말해, 제1 CAG 영상과 제2 CAG 영상은 영상 길이(또는 포함된 프레임 영상의 수)가 서로 다를 수 있다. 서로 다른 영상 길이의 CAG 영상 데이터(130)들을 동일한 영상 길이에 맞춰 패딩을 하는 과정은 더 많은 에너지 및 연산 시간을 필요로 할 수 있

다. 또한, CAG 영상 데이터(130)에 포함된 모든 프레임 영상들을 사용하는 것은 시간이 지날수록 촬영된 프레임 영상의 변화를 잘 나타낼 수 있으나, 데이터 처리에 시간 및 에너지가 더 필요할 수 있다. 따라서, 프로세서(120)는 선택된 대표 프레임 영상에, 대표 프레임 영상의 이전 프레임 및 대표 프레임의 후속 프레임을 촬영 시간 순으로 스택함으로써, 제2 입력 데이터(155)를 생성할 수 있다. 제2 입력 데이터(155)는 대상 혈관이 잘 나타난 대표 프레임 뿐만 아니라, 대표 프레임이 촬영되기 이전 시간에 촬영된 이전 프레임과 대표 프레임이 촬영된 이후 시간에 촬영된 이후 프레임을 스택한 데이터로, 시간에 따라 변화하는 대상 혈관에 대한 정보를 포함할 수 있다.

[0033] 프로세서(120)는 스택(stack)된 입력 데이터에 제3 기계 학습 모델(160)을 적용함으로써, 후보 치료 가이드 정보 중 대상 혈관에 대한 치료 가이드 정보(165)를 추천할 수 있다. 예를 들어 프로세서(120)는 제2 입력 데이터(155)에 제3 기계 학습 모델(160)을 적용함으로써, RCA 또는 LCA에 대한 치료 가이드 정보(165)를 추천할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(120)는 제2 입력 데이터(155)에 제3 기계 학습 모델(160)을 적용함으로써, RCA 또는 LCA에 대하여 PCI 치료를 진행할 지, CABG 치료를 진행할 지에 대한 치료 가이드 정보(165)를 추천할 수 있다. 참고로, 다혈관 관상동맥질환에서 CABG 치료가 PCI보다 우수한 치료효과를 보이기 때문에 CABG 치료가 우선 활용되었다. 다만, 지난 수년간 약제 및 약물용출성 스텐트의 개발로 다혈관 관상동맥 질환에서 PCI가 CABG를 일정 부분 대체할 수 있게 되었다. CABG는 개방 심장 수술로서 회복 기간이 PCI에 비하여 길고, 수술 후 통증이 더욱 심할 수 있다. 또한, CABG는 일반적으로 전신마취를 필요로 하는 수술이므로, 수술 중과 수술 후 합병증의 위험이 있을 수 있다. 이와 달리, PCI는 카테터를 사용하여 CABG보다 비교적 덜 침습적일 수 있다. 또한, PCI는, CABG가 흉곽을 열어 심장에 직접 접근하는 방식으로 치료를 진행하는 것과 달리, 피부를 통해 작은 구멍을 뚫고 카테터를 삽입하는 방식으로 수행되므로, CABG에 비해 비교적 빨리 일상 생활에 복귀할 수 있다. 따라서, 프로세서(120)를 통해 의료 영상으로부터 확인되는 대상 혈관에 대한 해석에 기초하여, 치료 가이드 정보(165)(예: PCI 또는 CABG 중 하나)를 정확히 추천하는 것은 환자의 회복 기간 등을 단축하는 효과를 가져올 수 있다.

[0034] 도 1에 도시되지는 않았으나, 혈관 치료법 추천 장치(100)는 디스플레이를 포함할 수 있다. 디스플레이는 프로세서(120)에 의해 추천된 치료 가이드 정보를 출력할 수 있다.

[0036] 도 2는 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치가, 다혈관 관상동맥질환 환자에 대한 치료 가이드 정보를 추천하는 과정을 개략적으로 도시한다.

[0037] 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치는, 대상 환자(예: Patient)의 대상 혈관을 복수의 방향들에서 촬영한 의료 영상들(201)을 제1 기계 학습 모델(210)에 입력하여 필터링함으로써, 목표 혈관 영상을 선택할 수 있다. 예를 들어, 의료 영상들(201)에 제1 방향에서 대상 혈관을 촬영한 제1 영상 및 제2 방향에서 대상 혈관을 촬영한 제2 영상을 포함하고 있는 경우를 가정한다. 이때, 제1 영상이 제2 영상보다 대상 혈관이 더욱 선명하게 촬영된 경우, 혈관 치료법 추천 장치는 제1 기계 학습 모델(210)에 기초하여, 의료 영상들(201)을 필터링하여, 제1 영상을 목표 혈관 영상으로 선택할 수 있다. 다시 말해, 혈관 치료법 추천 장치는 다양한 각도에서 대상 혈관(예: RCA 또는 LCA)을 촬영한 의료 영상들(201)을 대상 혈관 분류 모델(예: 제1 기계 학습 모델(210))에 입력하여, 의료 영상에 대상 혈관이 가장 선명하게 촬영된 혈관 영상을 제외하고 나머지 영상들은 제거함으로써, 목표 혈관 영상을 선택할 수 있다.

[0038] 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치는, 선택된 목표 혈관 영상에 제2 기계 학습 모델(220)을 적용하여, 대표 프레임 영상(220)을 선택할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 목표 혈관 영상에 포함된 복수의 프레임 영상들 각각에 대하여, 해당 프레임 영상에 포함된 혈관이 대상 혈관일 확률을 제2 기계 학습 모델(220)을 이용하여 산출할 수 있다. 예를 들어, 목표 혈관 영상에 10개의 프레임 영상이 포함되어 있는 경우, 혈관 치료법 추천 장치는 제2 기계 학습 모델(220)에 10개의 프레임 영상들을 입력하여, 각각의 프레임 영상들에 나타난 혈관이 대상 혈관에 대응할 확률 값 10개를 산출할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 산출된 10개의 확률 값에 기초하여, 확률 값이 일정 임계값 이상인 프레임 영상을 대표 프레임 영상으로 선택할 수 있다.

[0039] 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치는, 선택된 대표 프레임 영상을, 목표 혈관 영상의 가장 첫번째 프레임 영상 및 가장 마지막 프레임 영상과 시간순서에 따라 스택(stack)하여, 제3 기계 학습 모델(230)에 대한 입력 데이터를 생성할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 생성된 입력 데이터를 제3 기계 학습 모델(230)에 입력함으로써, 후보 치료 가이드 정보 중 대상 혈관에 대한 치료 가이드 정보(240)를 추천할 수 있다. 다른 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는, 생성된 입력 데이터 및 대상 환자(예: patient)에 대한 식별 정보(225)(예: 임상 특성

(clinical characteristic), 나이, BMI, 성별 등)를 함께 제3 기계 학습 모델(230)에 입력함으로써, 치료 가이드 정보(240)를 추천할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 대상 환자에 대한 식별 정보(225)를 제3 기계 학습 모델(230)에 함께 입력함으로써, 대상 환자에 보다 개인화된 치료 가이드 정보(240)를 추천할 수 있다. 치료 가이드 정보(240)는 예를 들어, 다혈관 관상동맥질환 치료법인 PCI 또는 CABG를 포함할 수 있다.

[0040] 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치는, 추천된 치료 가이드 정보(240)에 대하여 하드-보팅(hard-voting)을 통해 최종 치료 가이드 정보를 결정할 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는, 대상 환자(예: Patient)의 대상 혈관을 복수의 방향들에서 촬영한 의료 영상들(201)에 대하여, 위에서 설명한 과정을 독립적으로 반복함으로써 치료 가이드 정보(240)를 추천할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치가, 예를 들어 총 10회 반복하여 치료 가이드 정보(240)를 추천한 경우, 10개의 치료 가이드 정보(240)는 모두 같은 것은 아닐 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 10개의 치료 가이드 정보 중 가장 많이 추천된 치료 가이드 정보를 최종 치료 가이드 정보로 결정할 수 있다.

[0042] 도 3은 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치가 목표 혈관 영상을 선택하는 것을 구체적으로 설명하기 위한 도면이다.

[0043] 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치는 대상 혈관을 복수의 방향들에서 촬영한 의료 영상들에 제1 기계 학습 모델을 적용한 결과에 기초하여, 의료 영상들 중 대상 혈관을 포함하는 목표 혈관 영상을 선택할 수 있다. 대상 혈관을 복수의 방향들에서 촬영한 의료 영상들 중 일부 영상은 대상 혈관의 구조가 제대로 보이지 않기 때문에, 대상 혈관의 구조가 선명하게 촬영된 영상을 선택할 필요가 있다. 도 3에서는, 목표 혈관 영상을 선택하기 위하여, 혈관 치료법 추천 장치가 하나의 의료 영상(301)을 제1 기계 학습 모델에 입력하는 것을 도시한다. 의료 영상(301)은 복수의 프레임 영상들을 포함할 수 있다. 도 1에서 설명한 바와 같이, 복수의 프레임 영상들은 미리 설정된 시간 간격을 촬영된 이미지 일 수 있다. 예를 들어, 복수의 프레임 영상들은 1초 마다 촬영된 프레임 영상들에 대응할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 의료 영상(301)을 제1 기계 학습 모델에 입력하여, 복수의 프레임 영상들 각각에 포함된 혈관이 대상 혈관에 대응할 확률 값을 산출할 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는, 의료 영상들 중 해당 의료 영상(301)에 포함된 제1 프레임 영상(302) 내의 혈관이 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제1 확률 값(320)을 산출할 수 있다. 또한, 혈관 치료법 추천 장치는 해당 의료 영상(301)에 포함된 제2 프레임 영상(303) 내의 혈관이 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제2 확률 값(321)을 산출할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 제1 확률 값(320) 및 제2 확률 값(321)의 평균 값(322)을 산출할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 단계(350)에서, 평균 값(322)을 미리 결정된 임계 값과 비교함으로써, 해당 의료 영상(301)을 목표 혈관 영상을 선택할지 결정할 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는, 제1 확률 값(320) 및 제2 확률 값(321)의 평균 값(322)이 미리 결정된 임계 값인 0.95 이상인 경우, 해당 의료 영상(301)을 목표 혈관 영상으로 선택할 수 있다.

[0044] 추가로, 의료 영상(301)이 복수의 대상 혈관을 포함하는 경우가 있을 수 있다. 구체적으로, 의료 영상(301)의 복수의 프레임 영상들에 대상 혈관(예: LCA) 및 다른 대상 혈관(예: RCA)이 포함되는 경우가 있을 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 대상 혈관에 대한 제1 확률 값(320) 및 제2 확률 값(321) 산출에서 더 나아가, 다른 대상 혈관에 대한 확률 값을 산출할 수 있다. 구체적으로, 혈관 치료법 추천 장치는, 의료 영상(301)에 제1 기계 학습 모델을 적용하여, 해당 의료 영상(301)에 포함된 제1 프레임 영상(302) 내의 혈관이 다른 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제3 확률 값(330)을 산출할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 또한, 해당 의료 영상(301)에 포함된 제2 프레임 영상(303) 내의 혈관이 다른 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 제4 확률 값(331)을 산출할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 제3 확률 값(330) 및 제4 확률 값(331)의 평균 값(332)을 산출할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 대상 혈관과 연관된 평균 값(322) 및 다른 대상 혈관과 연관된 평균 값(332) 중 큰 값을 미리 결정된 임계 값(예: 0.95)과 비교함으로써, 해당 의료 영상(301)을 목표 혈관 영상으로 선택할 수 있다. 다시 말해, 혈관 치료법 추천 장치는, 의료 영상(301)을 제1 기계 학습 모델에 입력하여, 복수의 프레임 영상들 각각에 포함된 혈관이 대상 혈관에 대응할 확률 값(320, 321)의 평균 값(322)을 산출하고, 산출된 평균 값(322)이 미리 결정된 임계 값(예: 0.95) 이상인 경우에는 해당 의료 영상(301)을 사용하고, 미리 결정된 임계 값 보다 작은 경우 해당 의료 영상(301)을 사용하지 않는 방식으로 목표 혈관 영상을 선택할 수 있다.

[0046] 도 4는 일 실시예에 따른, 혈관 치료법 추천 장치가 복수의 의료 영상들 중 목표 영상을 선택하도록 기계 학습

모델을 트레이닝 시키는 것을 도시한다.

[0047] 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치는 지도 학습(supervised learning) 방식으로 제1 기계 학습 모델(402)을 트레이닝 시킬 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 이미지넷 데이터 세트(ImageNet dataset)에 기초하여 ResNet-50 모델을 포함하는 제1 기계 학습 모델(402)을 사전 학습(pre-training)시킬 수 있다. 참고로, 이미지넷 데이터 세트(ImageNet dataset)는 대규모의 주석(annotation)이 포함된 이미지 데이터 베이스인 이미지넷(ImageNet)에 저장된 데이터 세트일 수 있다. 이미지넷 데이터 세트는 의미상으로 그룹화된 단어에 대응하는 이미지를 포함할 수 있다. 예를 들어, 이미지넷 데이터 세트는 관상동맥 이미지로 미리 라벨링된 이미지들을 포함할 수 있다. 제1 기계 학습 모델(402)은 관상동맥 이미지로 미리 라벨링된 이미지들을 포함하는 이미지넷 데이터 세트에 기초하여, 관상동맥이 포함된 이미지를 출력하도록 사전 학습될 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 사전 학습된 제1 기계 학습 모델(402)을 대상 혈관을 라벨링(labeling)한 프레임 영상을 포함하는 트레이닝 데이터 세트(401)에 기초하여, 지도 학습시킬 수 있다. 트레이닝 데이터 세트(401)는 대상 환자의 대상 혈관(예: LCA 또는 RCA)을 미리 라벨링한 프레임 영상을 참값(ground truth)으로 포함할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 트레이닝 데이터 세트(401)를 제1 기계 학습 모델(402)에 입력하여, 손실 함수에 기초하여 출력된 혈관 영상(403)과 참값 사이의 오차(예: loss)를 측정할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 측정된 오차를 제1 기계 학습 모델(402)에 역전파함으로써, 제1 기계 학습 모델(402)에 포함된 각 가중치에 대한 손실 함수의 기울기(gradient)를 제1 기계 학습 모델(402)의 출력층에서 입력층 방향으로 전파할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 역전파 된 오차(또는 손실 함수의 기울기)가 감소하는 방향으로, 제1 기계 학습 모델(402)의 동작 파라미터를 업데이트 할 수 있다. 이상으로, 혈관 치료법 추천 장치의 제1 기계 학습 모델(402)에 대한 지도 학습 방법에 대하여 설명하였으나, 지도 학습 방법은 이에 제한되는 것은 아니며, 손실 함수의 설계 방식에 따라 달라질 수 있다.

[0049] 도 5는, 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치가 목표 혈관 영상에서 대표 프레임 영상을 선택하는 것을 설명하기 위한 도면이다.

[0050] 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치는 도3에서 설명한 바와 같이, 목표 혈관 영상을 선택할 수 있다. 다시 말해, 혈관 치료법 추천 장치는, 제1 기계 학습 모델에 기초하여 의료 영상들(예: CAG 영상 데이터) 각각에 포함된 혈관이 대상 혈관에 대응할 확률을 산출할 수 있고, 해당 확률의 평균값을 산출할 수 있다. 예를 들어, 의료 영상들 중 제1 영상에 대하여 제1 평균 값을 산출하고, 제2 영상에 대하여 제2 평균 값을 산출할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 산출된 평균 값이 미리 결정된 임계 값 이상인 경우, 해당 의료 영상을 목표 혈관 영상으로 선택할 수 있다. 즉, 예를 들어, 제1 평균 값과 제2 평균 값이 모두 0.95 이상인 경우, 제1 영상 및 제2 영상 모두 목표 혈관 영상으로 선택될 수 있다. 다만, 제1 영상 및 제2 영상은 영상 길이가 다를 수 있다. 다시 말해, 제1 영상 및 제2 영상에 포함된 프레임 영상의 수는 서로 다를 수 있다. 제1 영상 및 제2 영상을 동일한 길이로 변환하여 처리하는 것은 에너지, 및 시간적 측면에서 비효율적일 수 있다. 따라서, 영상에 포함된 프레임 영상 중 대표 프레임 영상을 추출할 필요가 있다.

[0051] 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치는 목표 혈관 영상(501)에 포함된 복수의 프레임 영상들(502)에 제2 기계 학습 모델을 적용하여, 복수의 프레임 영상들(502) 각각 내의 혈관이 대상 혈관에 대응할 확률을 나타내는 확률 값들을 산출할 수 있다. 참고로, 제2 기계 학습 모델은 입력 영상(또는 이미지)에 인식이 필요한 객체가 포함될 확률을 산출하는 모델에 대응할 수 있다. 예를 들어, 제2 기계 학습 모델은, ResNet-50 모델에 3개의 FC 레이어를 추가하여, 제2 기계 학습 모델에 입력되는 이미지에 포함된 객체가 관상동맥에 대응할 확률을 산출하는 모델에 대응할 수 있다.

[0052] 혈관 치료법 추천 장치는, 산출된 확률 값들의 비교 결과에 기초하여 대표 프레임 영상 후보들(510)을 선택할 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는, 복수의 프레임 영상들(502) 각각에 대응하여 산출된 확률 값들 중 가장 큰 값에 대응하는 프레임 영상 후보들(510) 중 하나를 대표 프레임 영상으로 선택할 수 있다. 다른 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는 산출된 확률 값들 중 미리 결정된 확률 값 이상인 프레임 영상을 대표 프레임 영상 후보들(510)로 선택할 수 있다. 예를 들어, 복수의 프레임 영상들(502)이 총 5개이고, 제2 기계 학습 모델에 의해 복수의 프레임 영상들(502)에 포함된 프레임 각각에 대하여 혈관이 잘 보이는 확률이, 0.1, 0.2, 0.96, 0.97, 0.3로 각각 산출된 경우, 혈관 치료법 추천 장치는 0.95 이상의 확률을 갖는 0.96, 0.97 확률 값에 대응하는 프레임 영상을 대표 프레임 영상 후보들(510)로 선택하고, 0.97 확률 값에 대응하는 프레임 영상만을 대표 프레임 후보들(510) 중 하나의 대표 프레임 영상으로 선택할 수 있다. 다른 예를 들어, 복수의 프레임 영

상들(502)이 총 2개이고, 제2 기계 학습 모델에 의해 복수의 프레임 영상들(502)에 포함된 프레임 각각에 대하여 혈관이 잘 보이는 확률이, 0.95, 0.95로 각각 동일하게 산출된 경우(즉, 확률이 동일한 프레임이 2개인 경우), 혈관 치료법 추천 장치는 프레임 인덱스 번호가 높은 두번째 프레임 영상을 대표 프레임 영상으로 선택할 수 있다. 또 다른 예를 들어, 복수의 프레임 영상들(502)이 총 3개이고, 제2 기계 학습 모델에 의해 복수의 프레임 영상들(502)에 포함된 프레임 각각에 대하여 혈관이 잘 보이는 확률이, 0.95, 0.95, 0.95로 각각 동일하게 산출된 경우(즉, 확률이 동일한 프레임이 3개인 경우), 혈관 치료법 추천 장치는 가장 중간 프레임 인덱스 번호를 갖는 프레임을 대표 프레임 영상으로 선택할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치가 제2 기계 학습 모델을 통해 선택한 대표 프레임 영상 후보들(510)은 목표 혈관 영상(501)에 포함된 복수의 프레임 영상들(502) 중 대상 혈관이 가장 선명하게 나타나는 프레임 영상에 대응할 수 있다. 다시 말해, 혈관 치료법 추천 장치는 하나의 혈관 영상에서, RCA 또는 LCA와 같은 대상 혈관이 가장 선명하게 보이는 대표 프레임 영상을 선택할 수 있다.

[0054] 도 6은, 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치가 하나의 의료 영상에 포함된 복수의 프레임 영상 중 대표 프레임 영상을 선택하도록 기계 학습 모델을 트레이닝 시키는 것을 도시한다.

[0055] 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치는 준지도 학습(semi-supervised learning) 방식으로, 제2 기계 학습 모델(610)을 트레이닝 시킬 수 있다. 준지도 학습이란, 라벨링된 트레이닝 데이터 세트와 우선 기계 학습 모델을 지도 학습한 후, 지도 학습된 기계 학습 모델을 통해 예측된 결과에 거짓 라벨링을 수행하여 다시 트레이닝 데이터로 사용하는 방법이다. 혈관 치료법 추천 장치는 제2 기계 학습 모델(610)을 입력된 의료 영상에서 대표 프레임 영상(예: 대상 혈관이 가장 선명하게 촬영된 영상)을 추출하도록 트레이닝시켜야 한다. 다만, 모든 의료 이미지에 라벨링(labeling) 하는 것은 전문가(예: 의사)의 지식이 필요하기 때문에, 비용과 시간이 많이 소요될 수 있다. 따라서, 혈관 치료법 추천 장치는 모든 의료 영상을 라벨링한 데이터로 제2 기계 학습 모델(610)을 트레이닝 시키는 것 보다는, 일부 대표 프레임 영상에 대한 라벨링을 포함하는 제1 트레이닝 데이터 세트(601) 및 대표 프레임 영상에 대한 라벨링을 포함하지 않는 트레이닝 데이터 세트를 모두 활용하는 준지도 학습 방식을 통해 제2 기계 학습 모델(610)을 트레이닝 시킬 수 있다.

[0056] 혈관 치료법 추천 장치는, 먼저 의료 영상 중 대표 프레임 영상으로 라벨링(labeling)한 프레임 영상을 포함하는 제1 트레이닝 데이터 세트(601)에 기초하여, 제2 기계 학습 모델(610)을 지도 학습시킬 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는 제2 기계 학습 모델(610)을 제1 트레이닝 데이터 세트(601)로 총 10 에포크(epoch) 동안 지도 학습시킬 수 있다. 참고로, 에포크(epoch)는 트레이닝 데이터 세트를 기계 학습 모델에 입력한 횟수를 나타낼 수 있다. 예를 들어, 트레이닝 데이터 세트를 5회 입력하여, 기계 학습 모델을 트레이닝 시킨 경우, 5 에포크(epoch) 동안 기계 학습 모델을 트레이닝 시킨 것으로 볼 수 있다.

[0057] 혈관 치료법 추천 장치는 제1 트레이닝 데이터 세트(601)에 제2 기계 학습 모델(610)을 적용하여, 제1 예측 결과(620)를 출력할 수 있다. 예를 들어, 제1 예측 결과(620)는 10 에포크 동안 지도 학습시킨 제2 기계 학습 모델(610)이 제1 트레이닝 데이터 세트(601)를 입력 받아 출력한 대표 프레임 영상으로 예측되는 프레임 영상에 대응할 수 있다. 제1 예측 결과(620)는 대표 프레임 영상에 대한 라벨링을 포함하지 않는 트레이닝 데이터 세트로 사용될 수 있다.

[0058] 혈관 치료법 추천 장치는, 목표 혈관 영상에 포함된 복수의 프레임들 중 미리 결정된 비율의 프레임들에 대하여 대표 프레임 영상으로 슈도 라벨링(pseudo-labeling)한 프레임 영상(630)을 포함하는 제2 트레이닝 데이터 세트(예: $D_t + D_s^l$)에 기초하여, 제2 기계 학습 모델(640)을 추가로 트레이닝 시킬 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는, 대표 프레임 영상에 대한 라벨링을 포함하지 않는 제1 예측 결과(620) 중 일부 프레임 영상을 대표 프레임 영상으로 슈도 라벨링(pseudo-labeling)할 수 있다. 슈도 라벨링(pseudo-labeling)이란, 참값(ground truth)에 대한 라벨링이 없는 데이터에 대해 기계 학습 모델을 통해 예측 결과를 생성하고, 생성된 예측 결과에 대하여 참값(ground truth)이라고 모델이 가짜 라벨링을 부여하는 기법을 나타낼 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는 제1 예측 결과(620)에 포함된 프레임 영상들 중 미리 결정된 비율의 프레임 영상들을 참값으로 슈도 라벨링할 수 있다. 구체적으로, 혈관 치료법 추천 장치는 제1 예측 결과(620)에 포함된 프레임 영상들 중 $(t \times k)\%$ 만큼의 프레임 영상들을 참값으로 슈도 라벨링할 수 있다. 이때, t 와 k 는 1이상의 정수를 나타낼 수 있다. 구체적으로, k 는 20으로 설정되고, t 는 대표 프레임 영상에 대한 라벨링을 포함하지 않는 트레이닝 데이터 세트(예: 제1 예측 결과(620))가 슈도 라벨링에 의해 완전히 사용될 때까지 5세대 마다 1씩 증가할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 슈도 라벨링한 프레임한 프레임 영상들(630) 및 제1 트레이닝 데이

터 세트(601)를 포함하는 제2 트레이닝 데이터 세트(예: $D_L + D_S^t$)에 기초하여, 제2 기계 학습 모델(640)을 추가로 트레이닝 시킬 수 있다.

[0059] 혈관 치료법 추천 장치는, 제2 트레이닝 데이터 세트(예: $D_L + D_S^t$)에 기초하여 제2 기계 학습 모델(640)을 추가로 트레이닝 시킨 후, 미리 결정된 비율을 증가시킴으로써, 제2 트레이닝 데이터 세트(예: $D_L + D_S^{t+1}$) 보다 슈도 라벨링된 프레임 영상을 더 많이 포함하는 제3 트레이닝 데이터 세트(예: $D_L + D_S^{t+1}$)를 생성할 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는 커리큘럼 학습(curriculum learning) 방식을 통해 제2 기계 학습 모델(610, 640, 670)을 트레이닝 시킬 수 있다. 다시 말해, 혈관 치료법 추천 장치는, 쉬운 샘플을 사용하고 점점 어려운 샘플들을 사용하여 제2 기계 학습 모델(610, 640, 670)을 트레이닝 시킬 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는 제1 예측 결과(620)에 포함된 복수의 프레임 영상들 중 $(t \times k)\%$ 만큼의 프레임 영상들을 슈도 라벨링하여 제2 트레이닝 데이터 세트를 생성할 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는 k 가 20이고, t 가 1인 경우, 100개의 프레임 영상들을 포함하는 제1 예측 결과(620)에서, 대표 프레임에 대응할 확률이 높은 프레임 영상부터 확률이 낮아지는 순으로 20개의 프레임 영상을 슈도 라벨링할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 20개의 슈도 라벨링 한 프레임 영상(630)을 포함하는 제2 트레이닝 데이터 세트에 기초하여 제2 기계 학습 모델(640)을 추가로 트레이닝 시킬 수 있다.

[0060] 혈관 치료법 추천 장치는 제2 기계 학습 모델(640)에 기초하여, 제2 예측 결과(650)를 출력할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 제2 예측 결과(650)에 포함된 복수의 프레임 영상들 중 $((t+1) \times k)\%$ 만큼의 프레임 영상들을 슈도 라벨링하여 제3 트레이닝 세트(예: $D_L + D_S^{t+1}$)를 생성할 수 있다. 다시 말해, 혈관 치료법 추천 장치는, 트레이닝을 반복하면서 미리 결정된 비율을 $(t \times k)\%$, $((t+1) \times k)\%$, $((t+2) \times k)\%$ 순으로 증가시킬 수 있다. 따라서, 제1 예측 결과(620)에서 슈도 라벨링 한 프레임 영상(630) 개수 보다, 제2 예측 결과(650)에서 슈도 라벨링 한 프레임 영상(660) 개수가 더 많을 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 제3 트레이닝 데이터 세트(예: $D_L + D_S^{t+1}$)에 기초하여, 제2 기계 학습 모델(670)을 트레이닝 시킬 수 있다.

[0062] 도 7은 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치가, 입력 데이터를 생성하고, 입력 데이터에 기계 학습 모델을 적용하여 치료 가이드 정보를 추천하는 것을 구체적으로 설명하기 위한 도면이다.

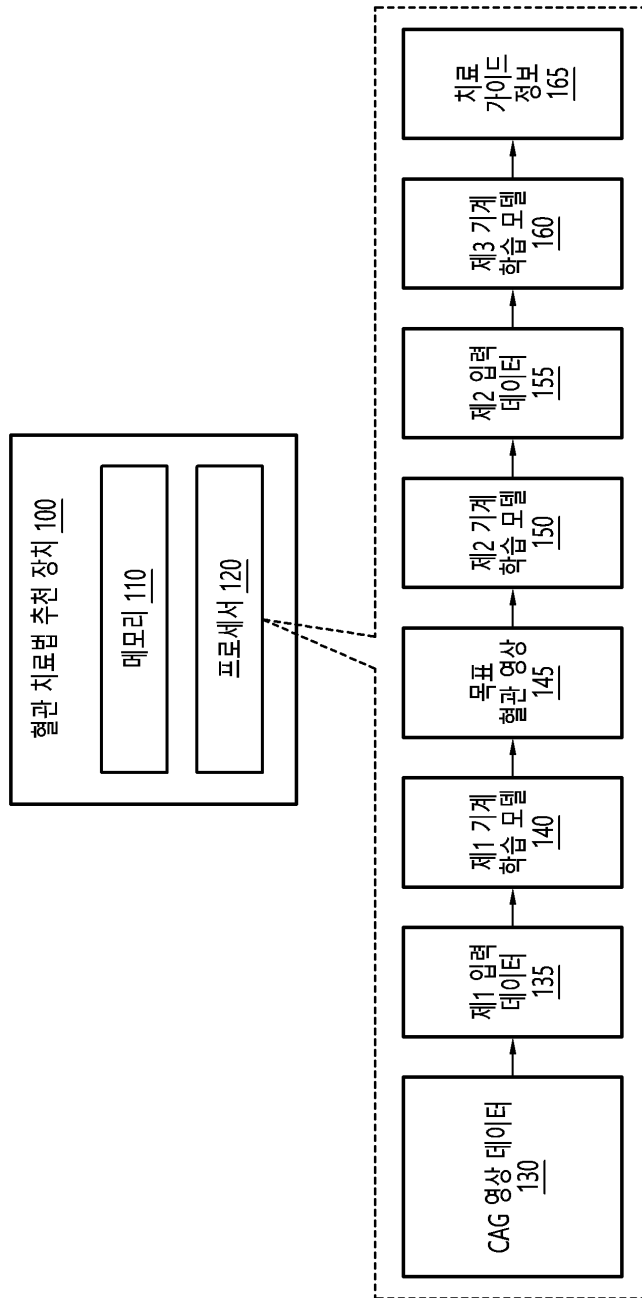
[0063] 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치는 대표 프레임 영상(710), 대표 프레임 영상의 이전 프레임 및 대표 프레임의 후속 프레임을 촬영 시간 순으로 스택(stack)함으로써 시계열 정보를 포함하는 입력 데이터(720)를 생성할 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는 목표 혈관 영상에 포함된 프레임 영상들 중 대상 혈관이 선명하게 드러난 프레임 영상들을 대표 프레임 영상(710)으로 결정할 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는 목표 혈관 영상에 포함된 프레임 영상들 각각에 나타난 혈관이 대상 혈관에 대응할 확률 값에 기초하여, 대표 프레임 영상 후보들(510)을 추출할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 목표 혈관 영상에 포함된 프레임 영상들 각각에 나타난 혈관이 대상 혈관에 대응할 확률 값이 예를 들어, 0.95 이상인 프레임 영상들을 대표 프레임 영상 후보들(510)로 추출할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 대표 프레임 영상 후보들(510) 중 가장 확률 값이 높은 프레임 영상을 대표 프레임 영상(710)으로 선택할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 대표 프레임 영상(710)과 목표 혈관 영상에 포함된 프레임 영상 중 가장 첫 프레임 영상(701) 및 가장 마지막 프레임 영상(702)을 시간 순으로 스택함으로써, 입력 데이터(720)를 생성할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 가장 첫 프레임 영상(701) - 대표 프레임 영상(710) - 가장 마지막 프레임 영상(702) 순으로 스택한 입력 데이터(720)를 생성함으로써, 목표 혈관 영상의 전체 프레임 영상을 모두 제3 기계 학습 모델(730)에 입력하지 않고도 시간에 따라 변하는 대상 혈관의 시계열 정보를 고려할 수 있다. 다시 말해, 혈관 치료법 추천 장치는, 가장 첫 프레임 영상(701), 대표 프레임 영상(710), 및 가장 마지막 프레임 영상(702)을 스택한 3채널 텐서 형태의 입력 데이터(720)를 생성할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 입력 데이터(720)에 제3 기계 학습 모델(730)을 적용함으로써, 후보 치료 가이드 정보 중 대상 혈관에 대한 치료 가이드 정보(740)를 추천할 수 있다.

[0065] 도 8은 일 실시예에 따른 혈관 치료법 추천 장치가 의료 영상을 통해 치료 가이드 정보를 추천하도록 기계 학습 모델을 트레이닝 시키는 것을 도시한다.

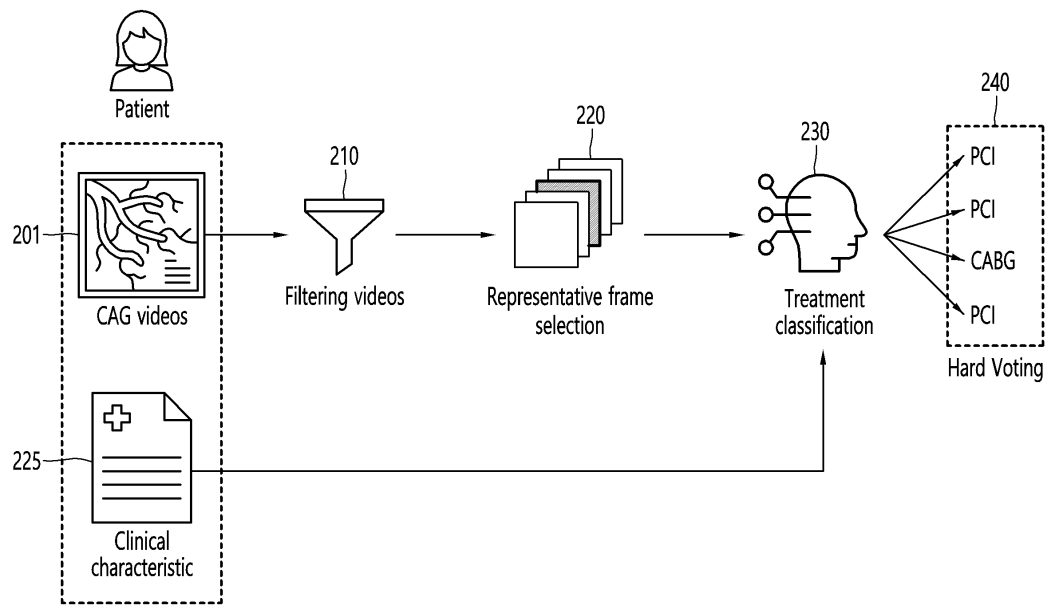
- [0066] 일 예로서, 혈관 치료법 추천 장치는, 목표 혈관 영상(예: CAG videos)에 포함된 복수의 프레임 영상들 중, 가장 첫 프레임 영상(801), 대표 프레임 영상(810), 및 가장 마지막 프레임 영상(802)을 스택함으로써, 입력 데이터(820)를 생성할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 3개의 프레임 영상들(801, 810, 802)을 스택한 3채널 텐서 형태의 입력 데이터(820)를 제3 기계 학습 모델(830)에 입력할 수 있다. 예를 들어, 혈관 치료법 추천 장치는 입력 데이터(820)를 ResNet-50 백본 모델을 포함하는 제3 기계 학습 모델(830)에 입력할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 단계(840)에서, 제3 기계 학습 모델(830)에 포함된 ResNet-50 백본 모델의 입력 데이터(820)에 기초한 중간 출력 데이터와 대상 환자의 식별 정보(예: clinical characteristic)를 결합(예: concat)한 결합 데이터를 생성할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는 중간 출력 데이터와 대상 환자의 식별 정보를 결합함으로써, 대상 환자에 대한 의료 영상 뿐만 아니라, 환자의 임상 특성(예: 키, 나이, 몸무게, 성별 등)까지 종합적으로 고려할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 결합 데이터를 제3 기계 학습 모델(830)에 포함된 분류기 레이어(예: classifier layer)에 입력함으로써, 의료 영상 및 대상 환자의 개인적 특성을 고려한 치료 가이드 정보를 추천할 수 있다. 혈관 치료법 추천 장치는, 추천된 치료 가이드 정보와 전문가(예: 의사)를 통해 라벨링된 치료 가이드 정보 간의 오차를 제3 기계 학습 모델(830)로 역전파 함으로써, 제3 기계 학습 모델(830)의 손실 함수가 최소가 되는 방향으로 제3 기계 학습 모델 파라미터들을 업데이트할 수 있다. 이상 제3 기계 학습 모델(830)을 트레이닝 하는 방법에 관하여 지도 학습 방법을 예로 들어서 설명하였으나, 일 예시에 불과하며, 이에 제한되는 것은 아니다.
- [0068] 본 문서에서, "A 또는 B", "A 및 B 중 적어도 하나", "A 또는 B 중 적어도 하나", "A, B 또는 C", "A, B 및 C 중 적어도 하나", 및 "A, B, 또는 C 중 적어도 하나"와 같은 문구들 각각은 그 문구들 중 해당하는 문구에 함께 나열된 항목들 중 어느 하나, 또는 그들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다.
- [0069] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.
- [0070] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

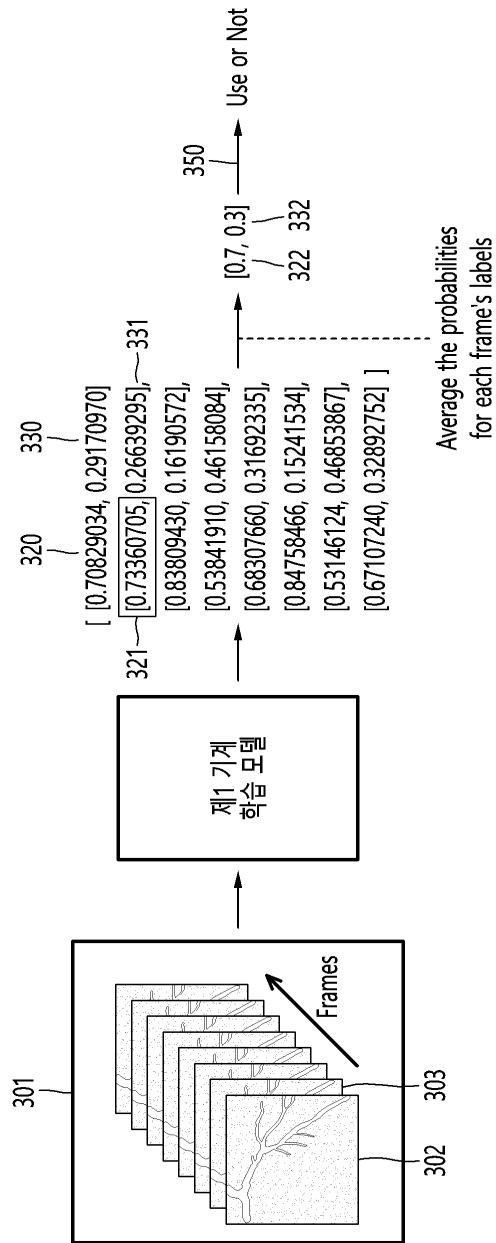
도면1



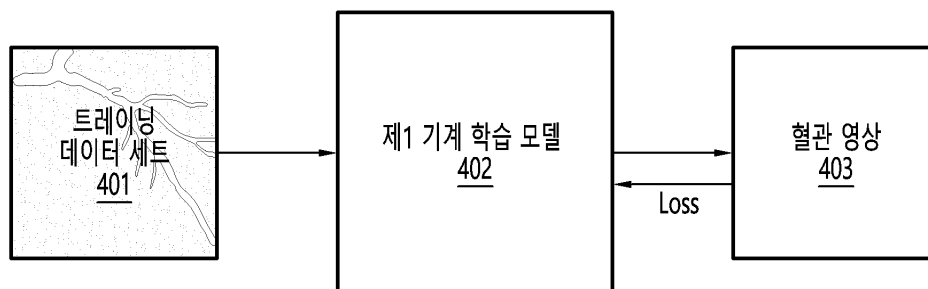
도면2



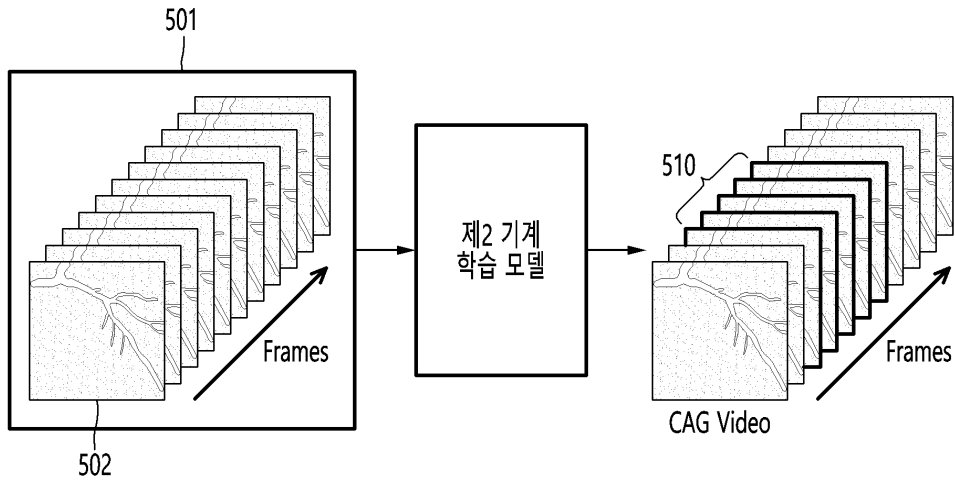
도면3



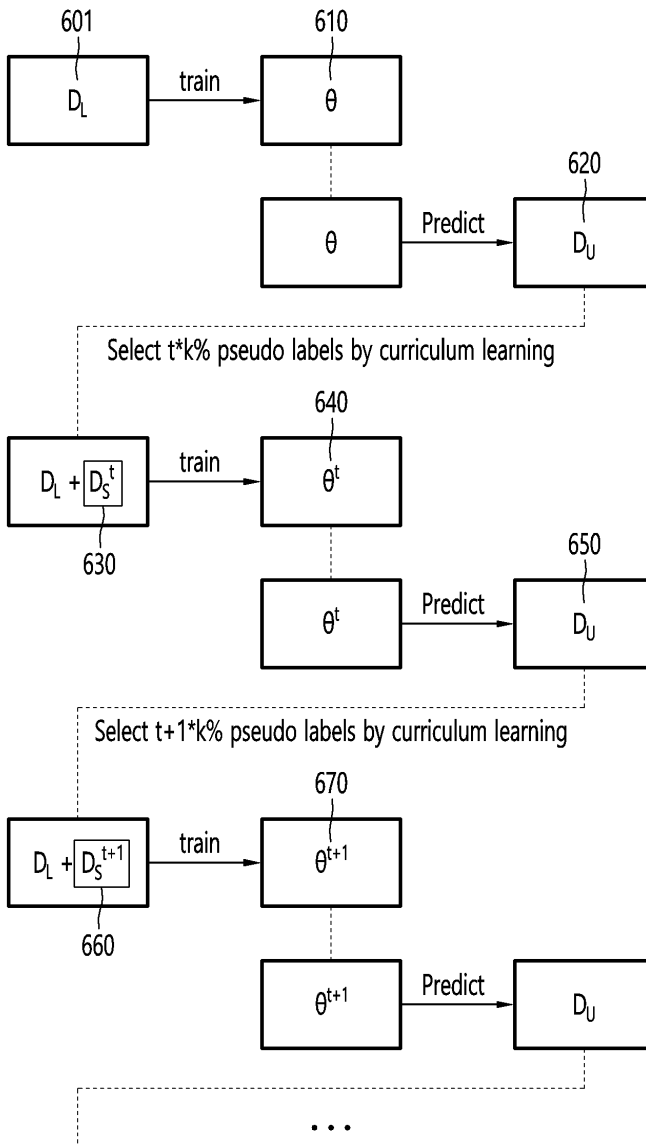
도면4



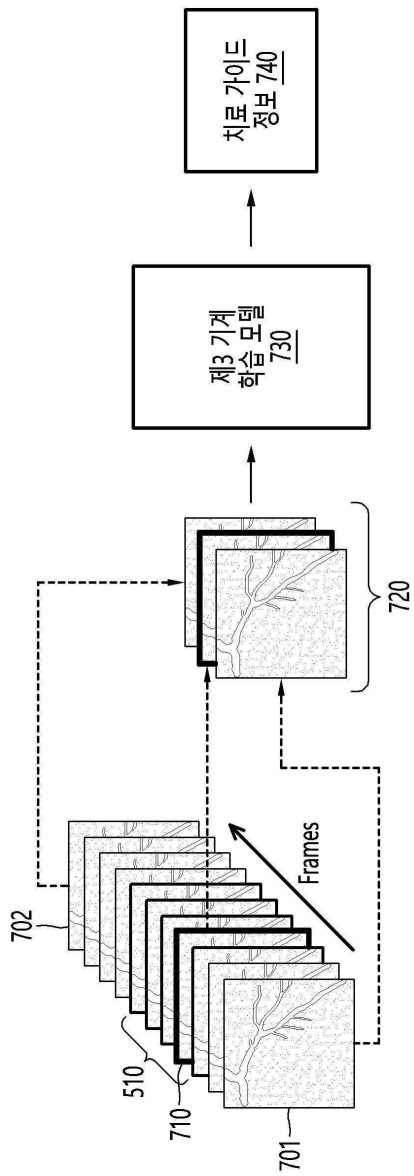
도면5



도면6



도면7



도면8

