(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0038501
(43) 공개일자 2025년03월19일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G16H 50/50 (2018.01) *G06N 3/0464* (2023.01)
G06T 7/00 (2017.01) *G06V 10/46* (2022.01)
G06V 10/77 (2022.01) *G06V 10/82* (2022.01)
G16H 10/60 (2018.01) *G16H 30/20* (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)
(52) CPC특허분류
G16H 50/50 (2018.01)
G06N 3/0464 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0121293
(22) 출원일자 2023년09월12일
심사청구일자 2023년09월12일

(71) 출원인
한림대학교 산학협력단
강원도 춘천시 한림대학길 1, 한림대학교(옥천동)
(72) 발명자
김유섭
강원특별자치도 춘천시 후석로 325, 104동 108호
김기연
강원특별자치도 춘천시 교동길 70-7 (교동)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인본

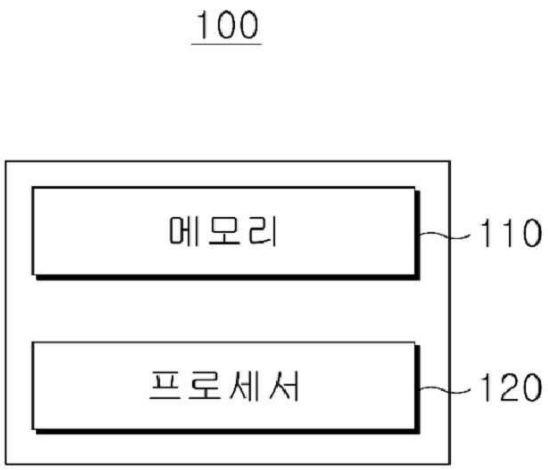
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 **3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치, 방법 및 프로그램**

(57) 요 약

본 발명에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치는 뇌 이미지에서 특징 벡터를 추출하도록 학습되고, 상기 특징 벡터에 기초하여 상기 뇌 이미지가 나타내는 뇌에 뇌질환이 발생했는지 여부인 뇌질환 여부 정보를 결정하도록 학습된 3D 분류 인공지능 모델 및 동일한 뇌를 촬영하여 생성된 복수의 뇌 이미지로 구성되는 뇌 이미지 세트로부터 상기 3D 분류 인공지능 모델을 통해 추출된 특징 벡터에 기초하여 상기 뇌질환에 대한 판독문인 판독문 정보를 생성하도록 학습된 언어 인공지능 모델을 저장하는 메모리; 및 상기 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 상기 복수의 뇌 이미지로부터 추출된 상기 특징 벡터를 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고, 상기 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 판독문 정보를 출력받는 프로세서;를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06T 7/0012 (2013.01)
G06V 10/46 (2023.08)
G06V 10/7715 (2023.08)
G06V 10/82 (2022.01)
G16H 10/60 (2021.08)
G16H 30/20 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)
G06T 2207/30016 (2013.01)
G06V 2201/03 (2022.01)

(72) 발명자
오병두
서울특별시 성북구 고려대로 22-13, 3층 (안암동2가)
김철호
강원특별자치도 춘천시 서부대성로 34, 104동 804호

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711172968
과제번호	2022R1A5A8019303
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	집단연구지원
연구과제명	뇌혈관질환 전주기 관리를 위한 인공지능 디지털 헬스 플랫폼
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한림대학교
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.28

명 세 서

청구범위

청구항 1

동일한 뇌를 촬영하여 생성된 복수의 뇌 이미지로 구성되는 뇌 이미지 세트로부터 특징 벡터를 추출하도록 학습된 3D 분류 인공지능 모델 및 추출된 상기 특징 벡터에 기초하여 상기 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 판독문 정보를 생성하도록 학습된 언어 인공지능 모델을 저장하는 메모리; 및

상기 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 상기 복수의 뇌 이미지에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고, 상기 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 판독문 정보를 출력받는 프로세서;를 포함하는 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 프로세서는

복수의 훈련용 뇌 이미지로 구성된 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 및 상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 각각에 대응하여 의료진에 의해 작성된 상기 뇌질환에 대한 판독문인 복수의 훈련용 판독문 정보를 매핑시켜 훈련 데이터로 구성하고,

상기 훈련 데이터를 이용하여 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 프로세서는

상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 각각을 구성하는 복수의 훈련용 뇌 이미지에서 추출된 훈련용 특징 벡터를 복수로 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고,

상기 복수의 훈련용 판독문 정보로부터 복수의 판독문 벡터를 생성하고,

복수의 상기 훈련용 특징 벡터 및 상기 복수의 판독문 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 프로세서는

상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 중 하나 이상의 훈련용 뇌 이미지 세트로부터 각각 추출된 상기 훈련용 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 하나 이상의 훈련용 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 예측 판독문 정보를 출력받고,

상기 예측 판독문 정보와 상기 훈련용 판독문 정보를 손실 함수에 입력하여 손실값을 출력받고, 옵티마이저를 이용하여 상기 손실값이 줄어들도록 상기 3D 분류 인공지능 모델의 제1 가중치 및 상기 언어 인공지능 모델의 제2 가중치를 보정하되,

뇌질환이 있음을 나타내는 상기 훈련용 판독문 정보와 뇌질환이 없음을 나타내는 상기 예측 판독문 정보가 입력되는 제1 경우에, 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 훈련용 판독문 정보와 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 예측 판독문 정보가 입력되는 제2 경우 대비, 기준 패널티값 만큼 더 높은 상기 손실값을 출력하도록 설정된 상기 손실 함수에 상기 예측 판독문 정보와 상기 훈련용 판독문 정보를 입력하여 상기 손실값을 출력받는 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 뇌질환은

뇌내 출혈(Intracerebral Hemorrhage; ICH)이고,

상기 뇌 이미지는

뇌를 촬영한 단층 촬영(Computer Tomography; CT) 이미지이고,

상기 3D 분류 인공지능 모델은

합성곱신경망(Convolution Neural Network; CNN) 모델이고,

상기 언어 인공지능 모델은

생성형 사전훈련 트랜스포머(Generative Pre-trained Transformer; GPT) 언어 모델인 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치.

청구항 6

프로세서가 동일한 뇌를 촬영하여 생성된 복수의 뇌 이미지로 구성되는 뇌 이미지 세트로부터 특징 벡터를 추출하도록 학습된 3D 분류 인공지능 모델 및 추출된 상기 특징 벡터에 기초하여 상기 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 판독문 정보를 생성하도록 학습된 언어 인공지능 모델을 세팅하는 단계;

상기 프로세서가 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 단계; 및

상기 프로세서가 상기 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 상기 복수의 뇌 이미지에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고, 상기 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 판독문 정보를 출력받는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 단계는

상기 프로세서가 복수의 훈련용 뇌 이미지로 구성된 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 및 상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 각각에 대응하여 의료진에 의해 작성된 상기 뇌질환에 대한 판독문인 복수의 훈련용 판독문 정보를 매핑시켜 훈련 데이터로 구성하는 단계; 및

상기 훈련 데이터를 이용하여 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 단계는

상기 프로세서가 상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 각각을 구성하는 복수의 훈련용 뇌 이미지에서 추출된 훈련용 특징 벡터를 복수로 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고, 하는 단계;

상기 프로세서가 상기 복수의 훈련용 판독문 정보로부터 복수의 판독문 벡터를 생성하는 단계; 및

상기 프로세서가 복수의 상기 훈련용 특징 벡터 및 상기 복수의 판독문 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 단계는

상기 프로세서가 상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 중 하나 이상의 훈련용 뇌 이미지 세트로부터 각각 추출된 상기 훈련용 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 하나 이상의 훈련용 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 예측 판독문 정보를 출력받는 단계;

상기 프로세서가 상기 예측 판독문 정보와 상기 훈련용 판독문 정보를 손실 함수에 입력하여 손실값을 출력받고, 옵티마이저를 이용하여 상기 손실값이 줄어들도록 상기 3D 분류 인공지능 모델의 제1 가중치 및 상기 언어 인공지능 모델의 제2 가중치를 보정하는 단계; 및

상기 프로세서가 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 훈련용 판독문 정보와 뇌질환이 없음을 나타내는 상기 예측 판독문 정보가 입력되는 제1 경우에, 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 훈련용 판독문 정보와 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 예측 판독문 정보가 입력되는 제2 경우 대비, 기준 패널티값 만큼 더 높은 상기 손실값을 출력하도록 설정된 상기 손실 함수에 상기 예측 판독문 정보와 상기 훈련용 판독문 정보를 입력하여 상기 손실값을 출력받는 하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 방법.

청구항 10

제6항에 있어서,

상기 뇌질환은

뇌내 출혈(Intracerebral Hemorrhage; ICH)이고,

상기 뇌 이미지는

뇌를 촬영한 단층 촬영(Computer Tomography; CT) 이미지이고,

상기 3D 분류 인공지능 모델은

합성곱신경망(Convolution Neural Network; CNN) 모델이고,

상기 언어 인공지능 모델은

생성형 사전훈련 트랜스포머(Generative Pre-trained Transformer; GPT) 언어 모델인 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 방법.

청구항 11

하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 제6항 내지 제10항 중 어느 한 항에 따른 방법을 수행할 수 있도록 컴퓨터에서 독출가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 12

동일한 뇌를 촬영하여 생성된 복수의 뇌 이미지로 구성되는 뇌 이미지 세트로부터 특징 벡터를 추출하도록 학습된 3D 분류 인공지능 모델 및 추출된 상기 특징 벡터에 기초하여 상기 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 판독문 정보를 생성하도록 학습된 언어 인공지능 모델을 세팅하는 프로세서;를 포함하고,

상기 프로세서는

상기 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 상기 복수의 뇌 이미지에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고, 상기 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 판독문 정보를 출력받는 것을 특징으로 하는

3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치, 방법 및 프로그램에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 3D 분류 인공지능 모델에 복수의 뇌 이미지로 구성된 뇌 이미지 세트를 입력하여 복수의 뇌 이미지로부터 특징 벡터를 출력받고, 특징 벡터를 언어 인공지능 모델에 입력하여 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문 정보를 출력받을 수 있는, 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치, 방법 및 프로그램에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 뇌내 출혈(Intracerebral Hemorrhage; ICH)은 3분의 1의 환자가 한달 이내에 사망하고 생존하더라도 신경학적 합병증을 가질 수 있는 치료 가능성이 낮으며 심각한 뇌출혈의 형태이다. 그럼에도 불구하고 빠른 진단과 의료 처치의 시행은 환자의 예후에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다. 하지만 진단과 의료 처치를 시행할 수 있는 임상의는 한정적이며 또 사람이기에 가지는 물리적인 한계를 가지고 있다. 이를 보완하기 위해 임상의의 진단 단계를 보조하는 것에 초점을 맞춘 의료 이미지 캡셔닝에 대한 연구가 꾸준히 이루어져 왔다.

[0004] 이러한 종래의 연구들은 단일 의료 이미지 캡셔닝에 대해 성과를 냈지만, 3D 이미지를 연속적인 2D 이미지로 표현하는 CT Scan이 주로 활용되는 뇌내 출혈과 같은 뇌질환에 대해서는 적용하기 어렵다는 제한점이 존재한다. 이는 CT Scan이 가진 특성들에 의한 것인데, CT Scan은 3차원 공간을 분산하여 활영했기에 연속적인 2D 이미지로 표현되고 또, 그 형태적 불안정성이 높기 때문이다. 하지만 CT Scan은 대부분의 상황에서 빠르게 촬영할 수 있도록 준비되어있을 뿐 아니라 환자의 과거 정보가 부족할 때 뇌내 출혈에 대한 주요 원인을 찾는데 도움이 되는 단서를 제공할 수 있다. 그러므로 CT Scan에 대한 캡셔닝을 할 수 있는 기술이 필요하다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 한국등록특허 제10-2532394호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명의 목적은, 3D 분류 인공지능 모델에 복수의 뇌 이미지로 구성된 뇌 이미지 세트를 입력하여 복수의 뇌 이미지로부터 특징 벡터를 출력받고, 특징 벡터를 언어 인공지능 모델에 입력하여 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문 정보를 출력받을 수 있는, 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치, 방법 및 프로그램을 제공함에 있다.

[0008] 본 발명의 목적들은 이상에서 언급한 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있고, 본 발명의 실시예에 의해 보다 분명하게 이해될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 특허 청구 범위에 나타낸 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 쉽게 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0010] 본 발명에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치는 동일한 뇌를 촬영하여 생성된 복수의 뇌 이미지로 구성되는 뇌 이미지 세트로부터 특징 벡터를 추출하도록 학습된 3D 분류 인공지능 모델 및 추출된 상기 특징 벡터에 기초하여 상기 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 판독문 정보를 생성하도록 학습된 언어 인공지능 모델을 저장하는 메모리; 및 상기 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 상기 복수의 뇌 이미지에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고, 상기 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 판독문 정보를 출력받는 프로세서;를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 프로세서는 복수의 훈련용 뇌 이미지로 구성된 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 및 상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 각각에 대응하여 의료진에 의해 작성된 상기 뇌질환에 대한 판독문인 복수의 훈련용 판독문 정보를 매핑시켜 훈련 데이터로 구성하고, 상기 훈련 데이터를 이용하여 상기 언어 인공지능 모델을 학습시킬 수 있다.

[0012] 상기 프로세서는 상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 각각을 구성하는 복수의 훈련용 뇌 이미지에서 추출된 훈련용 특징 벡터를 복수로 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고, 상기 복수의 훈련용 판독문 정보로부터 복수의 판독문 벡터를 생성하고, 복수의 상기 훈련용 특징 벡터 및 상기 복수의 판독문 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 언어 인공지능 모델을 학습시킬 수 있다.

[0013] 상기 프로세서는 상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 중 하나 이상의 훈련용 뇌 이미지 세트로부터 각각 추출된 상기 훈련용 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 하나 이상의 훈련용 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 예측 판독문 정보를 출력받고, 상기 예측 판독문 정보와 상기 훈련용 판독문 정보를 손실 함수에 입력하여 손실값을 출력받고, 옵티마이저를 이용하여 상기 손실값이 줄어들도록 상기 3D 분류 인공지능 모델의 제1 가중치 및 상기 언어 인공지능 모델의 제2 가중치를 보정하되, 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 훈련용 판독문 정보와 뇌질환이 없음을 나타내는 상기 예측 판독문 정보가 입력되는 제1 경우에, 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 훈련용 판독문 정보와 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 예측 판독문 정보가 입력되는 제2 경우 대비, 기준 패널티값 만큼 더 높은 상기 손실값을 출력하도록 설정된 상기 손실 함수에 상기 예측 판독문 정보와 상기 훈련용 판독문 정보를 입력하여 상기 손실값을 출력받을 수 있다.

[0014] 상기 뇌질환은 뇌내 출혈(Intracerebral Hemorrhage; ICH)이고, 상기 뇌 이미지는 뇌를 촬영한 단층 촬영(Computer Tomography; CT) 이미지이고, 상기 3D 분류 인공지능 모델은 합성곱신경망(Convolution Neural Network; CNN) 모델이고, 상기 언어 인공지능 모델은 생성형 사전훈련 트랜스포머(Generative Pre-trained Transformer; GPT) 언어 모델일 수 있다.

[0015] 본 발명에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 방법은 프로세서가 동일한 뇌를 촬영하여 생성된 복수의 뇌 이미지로 구성되는 뇌 이미지 세트로부터 특징 벡터를 추출하도록 학습된 3D 분류 인공지능 모델 및 추출된 상기 특징 벡터에 기초하여 상기 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 판독문 정보를 생성하도록 학습된 언어 인공지능 모델을 세팅하는 단계; 상기 프로세서가 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 단계; 및 상기 프로세서가 상기 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 상기 복수의 뇌 이미지에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고, 상기 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 판독문 정보를 출력받는 단계;를 포함할 수 있다.

[0016] 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 단계는 상기 프로세서가 복수의 훈련용 뇌 이미지로 구성된 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 및 상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 각각에 대응하여 의료진에 의해 작성된 상기 뇌질환에 대한 판독문인 복수의 훈련용 판독문 정보를 매핑시켜 훈련 데이터로 구성하는 단계; 및 상기 훈련 데이터를 이용하여 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 단계;를 포함할 수 있다.

[0017] 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 단계는 상기 프로세서가 상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 각각을 구성하는 복수의 훈련용 뇌 이미지에서 추출된 훈련용 특징 벡터를 복수로 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고, 하는 단계; 상기 프로세서가 상기 복수의 훈련용 판독문 정보로부터 복수의 판독문 벡터를 생성하는 단계; 및 상기 프로세서가 복수의 상기 훈련용 특징 벡터 및 상기 복수의 판독문 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0018] 상기 언어 인공지능 모델을 학습시키는 단계는 상기 프로세서가 상기 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트 중 하나 이상의 훈련용 뇌 이미지 세트로부터 각각 추출된 상기 훈련용 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 하나 이상의 훈련용 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 예측 판독문 정보를 출력받는 단계; 상기 프로세서가 상기 예측 판독문 정보와 상기 훈련용 판독문 정보를 손실 함수에 입력하여 손실값을 출력받고, 옵티마이저를 이용하여 상기 손실값이 줄어들도록 상기 3D 분류 인공지능 모델의 제1 가중치 및 상기 언어 인공지능 모델의 제2 가중치를 보정하는 단계; 및 상기 프로세서가 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 훈련용 판독문 정보와 뇌질환이 없음을 나타내는 상기 예측 판독문 정보가 입력되는 제1 경우에, 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 훈련용 판독문 정보와 뇌질환이 있음을 나타내는 상기 예측 판독문 정보가 입력되는 제2 경우 대비, 기준 패널티값 만큼 더 높은 상기 손실값을 출력하도록 설정된 상기 손실 함수에 상기 예측 판독문 정보와 상기 훈련용 판독문 정보를 입력하여 상기 손실값을 출력받는 하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

[0019] 상기 뇌질환은 뇌내 출혈(Intracerebral Hemorrhage; ICH)이고, 상기 뇌 이미지는 뇌를 촬영한 단층 촬영(Computer Tomography; CT) 이미지이고, 상기 3D 분류 인공지능 모델은 합성곱신경망(Convolution Neural Network; CNN) 모델이고, 상기 언어 인공지능 모델은 생성형 사전훈련 트랜스포머(Generative Pre-trained Transformer; GPT) 언어 모델일 수 있다.

[0020] 본 발명에 따른 컴퓨터 프로그램은 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어, 상술된 본 발명에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 방법을 수행할 수 있도록 컴퓨터에서 독출가능한 기록매체에 저장될 수 있다.

[0021] 본 발명에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치는 동일한 뇌를 촬영하여 생성된 복수의 뇌 이미지로 구성되는 뇌 이미지 세트로부터 특징 벡터를 추출하도록 학습된 3D 분류 인공지능 모델 및 추출된 상기 특징 벡터에 기초하여 상기 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 판독문 정보를 생성하도록 학습된 언어 인공지능 모델을 세팅하는 프로세서;를 포함하고, 상기 프로세서는 상기 뇌 이미지 세트를 상기 3D 분류 인공지능 모델에 입력하여 상기 복수의 뇌 이미지에서 추출된 상기 특징 벡터를 상기 3D 분류 인공지능 모델로부터 출력받고, 상기 특징 벡터를 상기 언어 인공지능 모델에 입력하여 상기 판독문 정보를 출력받을 수 있다.

발명의 효과

[0023] 본 발명에 따르면, 3D 분류 인공지능 모델에 복수의 뇌 이미지로 구성된 뇌 이미지 세트를 입력하여 복수의 뇌 이미지로부터 특징 벡터를 출력받고, 특징 벡터를 언어 인공지능 모델에 입력하여 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문 정보를 출력받음으로써, 뇌 이미지로부터 정확한 판독문을 신속하게 제공할 수

있다.

도면의 간단한 설명

[0025] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치의 구성도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치에 포함된 메모리의 구성도이다.

도 3은 통신부와 입출력부를 더 포함하는 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치의 구성도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 방법의 순서도이다.

도 5 및 도 6은 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치에 의해 언어 인공지능 모델이 학습되는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치가 판독문 정보를 출력받는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 이하, 본 발명의 다양한 실시 예가 첨부된 도면을 참조하여 기재된다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 실시 예의 다양한 변경(modification), 균등물(equivalent), 및/또는 대체물(alternative)을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 도면의 설명과 관련하여, 유사한 구성요소에 대해서는 유사한 참조 부호가 사용될 수 있다.

[0027] 본 문서에서, "가진다", "가질 수 있다", "포함한다", 또는 "포함할 수 있다" 등의 표현은 해당 특징(예: 수치, 기능, 동작, 또는 부품 등의 구성요소)의 존재를 가리키며, 추가적인 특징의 존재를 배제하지 않는다.

[0028] 본 문서에서, "A 또는 B", "A 또는/및 B 중 적어도 하나", 또는 "A 또는/및 B 중 하나 또는 그 이상" 등의 표현은 함께 나열된 항목들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다. 예를 들면, "A 또는 B", "A 및 B 중 적어도 하나", 또는 "A 또는 B 중 적어도 하나"는 (1) 적어도 하나의 A를 포함, (2) 적어도 하나의 B를 포함, 또는 (3) 적어도 하나의 A 및 적어도 하나의 B 모두를 포함하는 경우를 모두 지칭할 수 있다.

[0029] 본 문서에서 사용된 "제1", "제2", "첫째", 또는 "둘째" 등의 표현들은 다양한 구성요소들을, 순서 및/또는 중요도에 상관없이 수식할 수 있고, 한 구성요소를 다른 구성요소와 구분하기 위해 사용될 뿐 해당 구성요소들을 한정하지 않는다. 예를 들면, 제1 사용자 기기와 제2 사용자 기기는 순서 또는 중요도와 무관하게, 서로 다른 사용자 기기를 나타낼 수 있다. 예를 들면, 본 문서에 기재된 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 바꾸어 명명될 수 있다.

[0030] 어떤 구성요소(예: 제1 구성요소)가 다른 구성요소(예: 제2 구성요소)에 "(기능적으로 또는 통신적으로) 연결되어((operatively or communicatively) coupled with/to)" 있다거나 "접속되어(connected to)" 있다고 언급된 때에는 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나, 다른 구성요소(예: 제3 구성요소)를 통하여 연결될 수 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소(예: 제1 구성요소)가 다른 구성 요소(예: 제2 구성요소)에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는 상기 어떤 구성요소와 상기 다른 구성요소 사이에 다른 구성요소(예: 제3 구성요소)가 존재하지 않는 것으로 이해될 수 있다.

[0031] 본 문서에서 사용된 표현 "~하도록 구성된(또는 설정된)(configured to)"은 상황에 따라, 예를 들면, "~에 적합한(suitable for)", "~하는 능력을 가지는(having the capacity to)", "~하도록 설계된(designed to)", "~하도록 변경된(adapted to)", "~하도록 만들어진(made to)", 또는 "~를 할 수 있는(capable of)"과 바꾸어 사용될 수 있다. 용어 "~하도록 구성(또는 설정)된"은 하드웨어적으로 "특별히 설계된(specifically designed to)"것만을 반드시 의미하지 않을 수 있다. 대신, 어떤 상황에서, "~하도록 구성된 장치"라는 표현은, 그 장치가 다른 장치 또는 부품들과 함께 "~할 수 있는" 것을 의미할 수 있다. 예를 들면, 문구 "A, B, 및 C를 수행하도록 구성(또는 설정)된 제어부"는 해당 동작을 수행하기 위한 전용 프로세서(예: 임베디드 프로세서), 또는 메모리에 저

장된 하나 이상의 소프트웨어 프로그램들을 실행함으로써, 해당 동작들을 수행할 수 있는 범용 프로세서(generic-purpose processor)(예: CPU 또는 application processor)를 의미할 수 있다.

[0032] 특히, 본 명세서에서, "~장치"는 중앙처리장치(Central Processing Unit (CPU)), 애플리케이션 프로세서(Application Processor (AP)) 및 커뮤니케이션 프로세서(Communication Processor (CP)) 중 하나 이상을 포함할 수 있다.

[0033] 본 명세서에서, "~장치"는 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, "~장치"는 스마트폰, 태블릿 PC, 데스크톱, 노트북 및 각 장치에서 구동되는 사용자 클라이언트 및 애플리케이션을 모두 포함하는 의미로서 이해될 수 있으며, 또한 이에 제한되는 것은 아니다.

[0034] 본 문서에서 사용된 용어들은 단지 특정한 실시 예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 다른 실시 예의 범위를 한정하려는 의도가 아닐 수 있다. 단수의 표현은 컨텍스트 상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다. 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 용어들은 본 문서에 기재된 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가질 수 있다. 본 문서에 사용된 용어들 중 일반적인 사전에 정의된 용어들은 관련 기술의 컨텍스트 상 가지는 의미와 동일 또는 유사한 의미로 해석될 수 있으며, 본 문서에서 명백하게 정의되지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다. 경우에 따라서, 본 문서에서 정의된 용어일지라도 본 문서의 실시 예들을 배제하도록 해석될 수 없다.

[0035] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치의 구성도이고, 도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치에 포함된 메모리의 구성도이다.

[0036] 도 1 및 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치(100)는 메모리(110)와 프로세서(120)를 포함할 수 있다.

[0037] 메모리(110)는 동일한 뇌를 촬영하여 생성된 복수의 뇌 이미지로 구성되는 뇌 이미지 세트로부터 특징 벡터를 추출하도록 학습된 3D 분류 인공지능 모델(CNN) 및 추출된 특징 벡터에 기초하여 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 판독문 정보를 생성하도록 학습된 언어 인공지능 모델(GPT)을 저장할 수 있다.

[0038] 프로세서(120)는 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치(100)의 전반적인 동작을 제어한다.

[0039] 프로세서(120)는 메모리(110)와 연결되어 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치(100)의 전반적인 동작을 제어한다.

[0040] 일 실시예로, 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치(100)는, 서버, 스마트폰(smartphone), 태블릿 PC(tablet personal computer), 이동 전화기(mobile phone), 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) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

[0041] 한편, 메모리(110)는 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치(100)의 동작에 필요한 각종 프로그램 및 데이터를 저장할 수 있다. 메모리(110)는 비휘발성 메모리, 휘발성 메모리, 플래시메모리(flash-memory), 하드디스크 드라이브(HDD) 또는 솔리드 스테이트 드라이브(SSD) 등으로 구현될 수 있다.

[0042] 프로세서(120)는 메모리(110)에 저장된 각종 프로그램을 이용하여 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 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.

[0043] RAM은 O/S 및 어플리케이션 프로그램을 저장한다. 구체적으로, 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치(100)가 부팅되면 O/S가 RAM에 저장되고, 사용자가 선택한 각종 어플리케이션 데이터가 RAM에 저장될 수 있다.

[0044] 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.

[0045] 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.

[0046] 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.

[0047] 제1 내지 n 인터페이스는 상술한 각종 구성요소들과 연결된다. 제1 내지 n 인터페이스 중 하나는 네트워크를 통해 외부 장치와 연결되는 네트워크 인터페이스가 될 수도 있다.

[0048] 한편, 나아가, 프로세서(120)는 인공지능 모델을 제어할 수 있다. 이 경우, 프로세서는 인공지능 모델을 제어하기 위한 그래픽 전용 프로세서(예: GPU)를 포함할 수 있음은 물론이다.

[0049] 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.

[0050] 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.

[0051] 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.

[0052] 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.

[0053] 이때, 심층 신경망의 구조는 퍼셉트론(perceptron)으로 구성될 수 있다. 퍼셉트론은 여러 개의 입력 값(input)과 하나의 프로세서(processor), 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.

[0054] 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.

[0055] 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.

[0056] 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.

[0057] 본 발명에 따른 인공지능 모델은 입력값(예를 들어, 텍스트, 문장)을 기반으로 통계학적으로 가장 적절한 출력값을 출력하도록 학습된 언어모델일 수 있다.

[0058] 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.

[0059] 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.

[0060] 일 실시예에 따른 프로세서(120)는 메모리(110)에 저장된 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써, 본 발명과 관련하여 설명된 방법을 수행한다.

[0061] 예를 들어, 프로세서(120)는 메모리(110)에 저장된 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써 신규 훈련용 데이터를 획득하고, 학습된 모델을 이용하여, 획득된 신규 훈련용 데이터에 대한 테스트를 수행하고, 테스트 결과, 라벨링된 정보가 소정의 제1 기준값 이상의 정확도로 획득되는 제1 훈련용 데이터를 추출하고, 추출된 제1 훈련용 데이터를 신규 훈련용 데이터로부터 삭제하고, 추출된 훈련용 데이터가 삭제된 신규 훈련용 데이터를 이용하여 학습된 모델을 다시 학습시킬 수 있다.

[0062] 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.

[0063] 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.

[0064] 도 3은 통신부와 입출력부를 더 포함하는 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치의 구성도이다.

[0065] 도 3을 참조하면, 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치(100)는 통신부(130)와 입출력부(140)를 더 포함할 수 있다.

[0066] 통신부(130)는 적어도 하나의 외부 장치와 통신하여, 다양한 정보를 송수신할 수 있다.

[0067] 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.

[0068] 입출력부(140)는 훈련 데이터를 획득하고, 적어도 하나의 정보를 사용자에게 제공할 수 있다.

[0069] 입출력부(140)는 외부장치 연결 포트, 스캔장치, 카메라, 디스플레이, 마우스, 키보드, 리모컨 등을 포함하여, 정보와 데이터를 획득하고, 정보를 출력하여 사용자에게 가시화된 정보를 제공할 수 있다.

[0070] 이를 위해, 입출력부(140)는 디스플레이를 구비할 수 있고, 디스플레이는 다양한 정보를 시각적으로 출력하기 위한 구성이다.

[0071] 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.

[0073] 도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 방법의 순서도이다.

[0074] 도 4를 참조하면, 프로세서(120)는 3D 분류 인공지능 모델(CNN) 및 언어 인공지능 모델(GPT)을 세팅할 수 있다(S1).

[0075] 이때, 프로세서(120)는 3D 분류 인공지능 모델(CNN)을 ResNet-50 모델, ConvNeXt-S 모델 중 하나로 세팅할 수 있다. 이때, 프로세서(120)는 2D CNN 모델의 구조를 3D CNN으로 변환한 3D augumentations를 활용할 수 있다. 한편, 프로세서(120)는 언어 인공지능 모델(GPT)을 distilGPT2 모델로 세팅할 수 있다.

[0076] 또한, 프로세서(120)는 3D 분류 인공지능 모델(CNN)을 인코더로 세팅하고, 언어 인공지능 모델(GPT)을 디코더로 세팅할 수 있다.

[0077] 이를 위해, 프로세서(120)는 3D 분류 인공지능 모델(CNN)의 출력단과 언어 인공지능 모델(GPT)의 입력단을 연결시킬 수 있다.

[0079] 이후, 프로세서(120)는 언어 인공지능 모델(GPT)을 학습시킬 수 있다(S2).

[0080] 이하, 언어 인공지능 모델(GPT)을 학습시키는 과정에 대해 구체적으로 설명하도록 한다.

[0081] 도 5 및 도 6은 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치에 의해 언어 인공지능 모델이 학습되는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0082] 도 5 및 도 6을 더 참조하면, 프로세서(120)는 복수의 훈련용 뇌 이미지(TI)로 구성된 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS) 및 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS) 각각에 대응하여 의료진에 의해 작성된 뇌질환에 대한 판독문인 복수의 훈련용 판독문 정보(TR)를 매핑시켜 훈련 데이터로 구성할 수 있다.

[0083] 여기서, 훈련용 판독문 정보(TR)는 텍스트 형식의 정보일 수 있다.

[0084] 여기서, 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS) 중에서 어느 하나의 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS)를 구성하는 복수의 훈련용 뇌 이미지(TI)들은 동일한 뇌에 대해 순차적으로 촬영되어 생성된 뇌 이미지들일 수 있다.

[0085] 또한, 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS) 중에서 일부 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS)는 뇌질환이 있는 뇌를 촬영한 복수의 훈련용 뇌 이미지(TI)들로 구성되고 나머지 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS)는 뇌질환이 없는 뇌를 촬영한 복수의 훈련용 뇌 이미지(TI)들로 구성될 수 있다.

[0086] 본 발명에서 “~ 뇌 이미지”는 뇌를 촬영한 단층 촬영(Computer Tomography; CT) 이미지이다.

[0087] 또한, 본 발명에서 뇌질환은 뇌내 출혈(Intracerebral Hemorrhage; ICH)이다.

[0088] 프로세서(120)는 훈련 데이터를 이용하여 언어 인공지능 모델(GPT)을 학습시킬 수 있다.

[0089] 구체적으로, 프로세서(120)는 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS)를 3D 분류 인공지능 모델(CNN)에 입력하여 복수의 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS) 각각을 구성하는 복수의 훈련용 뇌 이미지(TI)로부터 추출되는 훈련용 특징 벡터(TFV)를 출력받을 수 있다.

[0090] 예를 들어, 어느 하나의 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS)가 첫번째 훈련용 뇌 이미지(TI), 두번째 훈련용 뇌 이미지(TI), 세번째 훈련용 뇌 이미지(TI)로 구성된 경우, 어느 하나의 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS)가 3D 분류 인공지능 모델(CNN)에 입력되면 첫번째 훈련용 뇌 이미지(TI), 두번째 훈련용 뇌 이미지(TI), 세번째 훈련용 뇌 이미지(TI)로부터 하나의 훈련용 특징 벡터(TFV)가 추출되어 출력될 수 있다.

[0091] 한편, 프로세서(120)는 복수의 훈련용 판독문 정보(TR)로부터 복수의 판독문 벡터(CV)를 생성할 수 있다.

[0092] 이때, 프로세서(120)는 토크나이저(Tok)를 이용하여 복수의 훈련용 판독문 정보(TR)로부터 복수의 판독문 벡터(CV)를 생성할 수 있다.

[0093] 이후, 프로세서(120)는 복수의 훈련용 특징 벡터(TFV) 및 복수의 판독문 벡터(CV)를 언어 인공지능 모델(GPT)에

입력하여 언어 인공지능 모델(GPT)을 학습시킬 수 있다.

[0094] 여기서, 프로세서(120)는 훈련 데이터를 이용하여 언어 인공지능 모델(GPT)을 학습시키고 복수의 훈련용 특징 벡터(TFV) 및 복수의 판독문 벡터(CV)를 언어 인공지능 모델(GPT)에 입력하기 위해, 복수의 훈련용 뇌 이미지(TI)를 전처리하고, 복수의 훈련용 판독문 정보(TR)를 전처리할 수 있다.

[0096] 이어서, 프로세서(120)는 훈련용 특징 벡터(TFV)를 언어 인공지능 모델(GPT)에 입력하여 하나 이상의 훈련용 뇌 이미지 세트(TIS)가 나타내는 뇌의 뇌질환에 대한 판독문인 예측 판독문 정보(PTR)를 출력받을 수 있다.

[0097] 이후, 프로세서(120)는 손실 함수(f)를 이용하여 3D 분류 인공지능 모델(CNN)의 제1 가중치 및 언어 인공지능 모델(GPT)의 제2 가중치를 보정하여 최적화시킬 수 있다(S3).

[0098] 이를 위해, 프로세서(120)는 예측 판독문 정보(PTR)와 훈련용 판독문 정보(TR)를 손실 함수(f)에 입력하여 손실값을 출력받고, 옵티마이저를 이용하여 손실값이 줄어들도록 3D 분류 인공지능 모델(CNN)의 제1 가중치 및 언어 인공지능 모델(GPT)의 제2 가중치를 보정할 수 있다.

[0099] 이때, 프로세서(120)는 예측 판독문 정보(PTR)가 나타내는 뇌질환에 대한 정보와 훈련용 판독문 정보(TR)가 나타내는 뇌질환에 대한 정보 간의 일치 여부에 따라 손실 함수(f)가 손실값을 다르게 출력하도록 손실 함수(f)를 설정할 수 있다.

[0100] 구체적으로, 프로세서(120)는 뇌질환이 있음을 나타내는 훈련용 판독문 정보(TR)와 뇌질환이 없음을 나타내는 예측 판독문 정보(PTR)가 입력되는 제1 경우에, 뇌질환이 있음을 나타내는 훈련용 판독문 정보(TR)와 뇌질환이 있음을 나타내는 예측 판독문 정보(PTR)가 입력되는 제2 경우 대비, 기준 패널티값 만큼 더 높은 손실값을 출력하도록 손실 함수(f)를 설정할 수 있다.

[0101] 프로세서(120)는 하기의 수학식 1 및 수학식 2에 따른 손실 함수(f)를 이용하여 손실값을 산출할 수 있다.

[0102] <수학식 1>

[0103] $$L_c = -\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{c} t_{ij}\log(y_{ij})$$

[0105] 여기서, L_c 은 최초 손실값, n 은 훈련 데이터의 개수, c는 클래스 개수, y는 예측 판독문 정보에 따른 모델 예측 값, t는 훈련용 판독문 정보에 따른 실제 값이다.

[0106] <수학식 2>

[0107] $$L = \begin{cases} L_{ci} + p, & if\ r_i = 1 \\ L_{ci}, & if\ r_i = 0 \end{cases}$$

[0108] 여기서, L 은 (최종) 손실값 L_{ci}는 수학식 2를 통해 산출된 i번째 최초 손실값이고, p 는 기준 패널티값이고(1 또는 10으로 설정될 수 있음), r_i는 i번째에 입력된 훈련용 판독문 정보(TR)가 뇌질환이 있음을 나타내고 예측 판독문 정보(PTR)가 뇌질환이 없음을 나타내는 상술된 제1 경우 “1”이고, i번째에 입력된 훈련용 판독문 정보(TR)가 뇌질환이 있음을 나타내고 예측 판독문 정보(PTR)가 뇌질환이 있음을 나타내는 상술된 제2 경우 “0”일 수 있다.

[0110] 이를 통해, 프로세서(120)는 뇌질환이 있음을 나타내는 훈련용 판독문 정보(TR)와 뇌질환이 없음을 나타내는 예측 판독문 정보(PTR)가 입력되는 제1 경우에 수학식 1을 통해 산출되는 최초 손실값에 기준 패널티값을 가산하여 손실값을 산출함으로써, 상술된 제1 경우의 발생 빈도를 감소시킬 수 있다.

[0112] 이후, 프로세서(120)는 3D 분류 인공지능 모델(CNN)에 뇌 이미지 세트를 입력 후, 언어 인공지능 모델(GPT)로부

터 뇌 이미지 세트에 대응되는 뇌질환에 대한 판독문 정보를 획득할 수 있다(S4).

[0113] 이하, 판독문 정보를 획득하는 과정에 대해 구체적으로 설명하도록 한다.

[0114] 도 7은 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치가 판독문 정보를 출력받는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0115] 도 7을 더 참조하면, 프로세서(120)는 뇌질환이 있는 뇌를 촬영하여 생성되었는지가 미지인 뇌 이미지 세트(IS)를 3D 분류 인공지능 모델(CNN)에 입력하고, 뇌 이미지 세트(IS)를 구성하는 복수의 뇌 이미지(I)로부터 추출된 특징 벡터(FV)를 3D 분류 인공지능 모델(CNN)로부터 출력받을 수 있다.

[0116] 이후, 프로세서(120)는 출력된 특징 벡터(FV)를 언어 인공지능 모델(GPT)에 입력하여 판독문 정보(R)를 출력받을 수 있다.

[0117] 프로세서(120)는 모델 언어 형식의 판독문 정보(R)를 Greedy Search 방식, Beam Search 방식, Top-k Sampling 방식을 이용하여 사용자가 해석 가능한 텍스트 형식으로 변환시킬 수 있다.

[0118] 한편, 다른 실시 예에 따른 프로세서(120)는 미리 설정된 주기 마다 인공지능 모델(CNN)에 뇌질환이 있는 뇌로부터 생성된 검증용 뇌 이미지 세트를 입력 후, 언어 인공지능 모델(GPT)로부터 검증용 뇌 이미지 세트에 대응되는 뇌질환에 대한 판독문 정보인 검증용 판독문 정보를 획득할 수 있다.

[0119] 여기서, 미리 설정된 주기는 언어 인공지능 모델(GPT)이 판독문 정보를 미리 설정된 횟수만큼 출력하는 매 시점일 수 있다.

[0120] 예를 들어, 미리 설정된 횟수가 10회인 경우, 언어 인공지능 모델(GPT)이 판독문 정보를 출력한 누적횟수가 10의 배수가 되는 시점 마다가 미리 설정된 주기일 수 있다.

[0121] 이때, 다른 실시 예에 따른 프로세서(120)는 검증용 판독문 정보가 검증용 뇌 이미지 세트가 나타내는 뇌에 뇌질환이 없음을 나타내는 경우, 미리 설정된 재학습 기간 동안 상술된 3D 분류 인공지능 모델(CNN)의 학습과 언어 인공지능 모델(GPT)의 학습을 재수행할 수 있다.

[0122] 또한, 다른 실시 예에 따른 프로세서(120)는 미리 설정된 재학습 기간 동안 새로운 뇌 이미지 세트에 대한 판독문 정보의 생성이 요청되어 새로운 뇌 이미지 세트가 입력되면 새로운 뇌 이미지 세트를 3D 분류 인공지능 모델(CNN)에 입력하고 3D 분류 인공지능 모델(CNN)로부터 뇌질환 여부 정보를 출력받을 수 있다.

[0123] 즉, 다른 실시 예에 따른 프로세서(120)는 미리 설정된 재학습 기간 동안에는 3D 분류 인공지능 모델(CNN)로부터 특징 벡터를 추출하여 언어 인공지능 모델(GPT)에 입력 후 판독문 정보를 출력받는 것이 아니라, 3D 분류 인공지능 모델(CNN)에 새로운 뇌 이미지 세트를 입력하여 뇌질환 여부 정보만을 출력받을 수 있다.

[0124] 이후, 다른 실시 예에 따른 프로세서(120)는 뇌질환 여부 정보를 외부로 출력할 수 있다. 이를 위해, 다른 실시 예에 따른 프로세서(120)는 통신부를 제어할 수 있다.

[0126] 한편, 언어 인공지능 모델(GPT)이 출력하는 판독문 정보(R)의 성능은 아래의 표 1와 같다.

표 1

[0127]

Loss Function	Models	BLEU[a]	METEOR	ROUGUE-L
L_{CE}	ResNet-50 + Greedy	0.26	0.19	0.51
	ResNet-50 + Beam Search	0.31	0.21	0.54
	ResNet-50 + Top-k Sampling	0.08	0.06	0.13
	ConvNeXt-S + Greedy	0.26	0.19	0.51
	ConvNeXt-S + Beam Search	0.25	0.19	0.51
	ConvNeXt-S + Top-k Sampling	0.06	0.05	0.12

w/ value 1	ResNet-50 + Greedy	0.29	0.19	0.51
	ResNet-50 + Beam Search	0.33	0.22	0.54
	ResNet-50 + Top-k Sampling	0.07	0.06	0.12
	ConvNeXt-S + Greedy	0.26	0.19	0.51
	ConvNeXt-S + Beam Search	0.25	0.19	0.51
	ConvNeXt-S + Top-k Sampling	0.06	0.05	0.11
w/ value 10	ResNet-50 + Greedy	0.28	0.2	0.52
	ResNet-50 + Beam Search	0.31	0.22	0.54
	ResNet-50 + Top-k Sampling	0.08	0.07	0.14
	ConvNeXt-S + Greedy	0.06	0.1	0.16
	ConvNeXt-S + Beam Search	0.06	0.11	0.14
	ConvNeXt-S + Top-k Sampling	0.03	0.01	0.11

[0128] 한편, 본 발명은, 본 발명의 일 실시 예에 따른 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 방법을 수행할 수 있도록 컴퓨터에서 독출가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램을 포함한다.

[0129] 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.

[0130] 또한, 본 발명의 서로 다른 실시예들은 상호 보완되거나 결합될 수 있다.

[0131] 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.

[0132] 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

[0134] 100 : 3D 분류 인공지능 모델과 언어 인공지능 모델을 이용한 뇌질환의 판독문 생성 장치

110 : 메모리

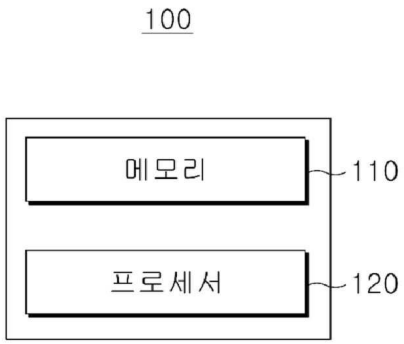
120 : 프로세서

130 : 통신부

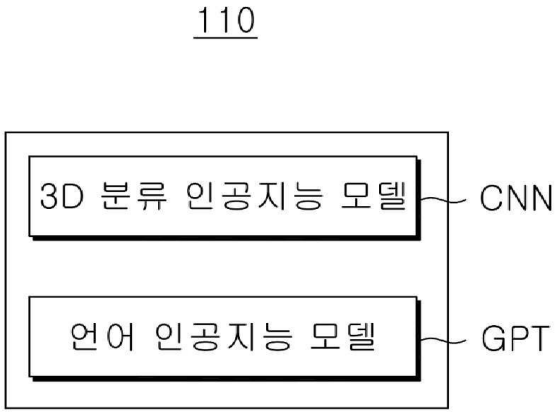
140 : 입출력부

도면

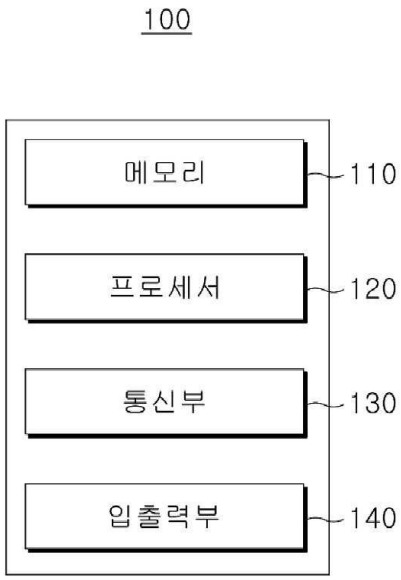
도면1



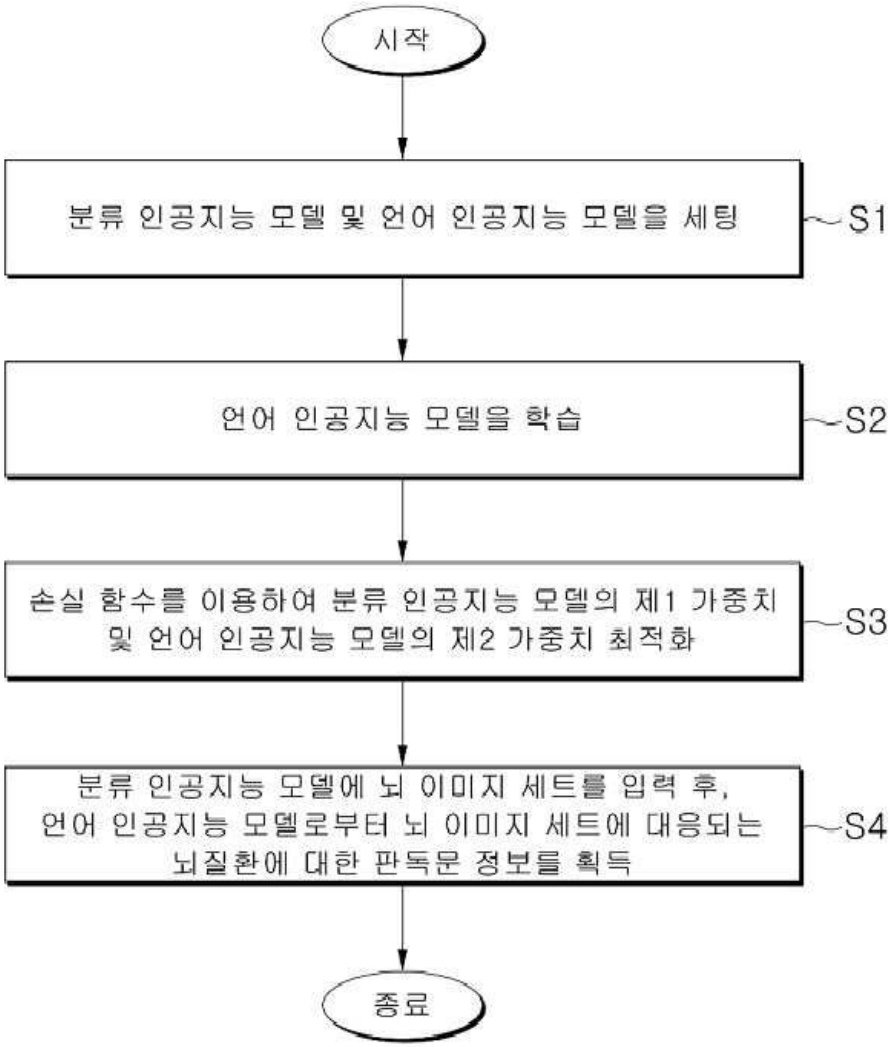
도면2



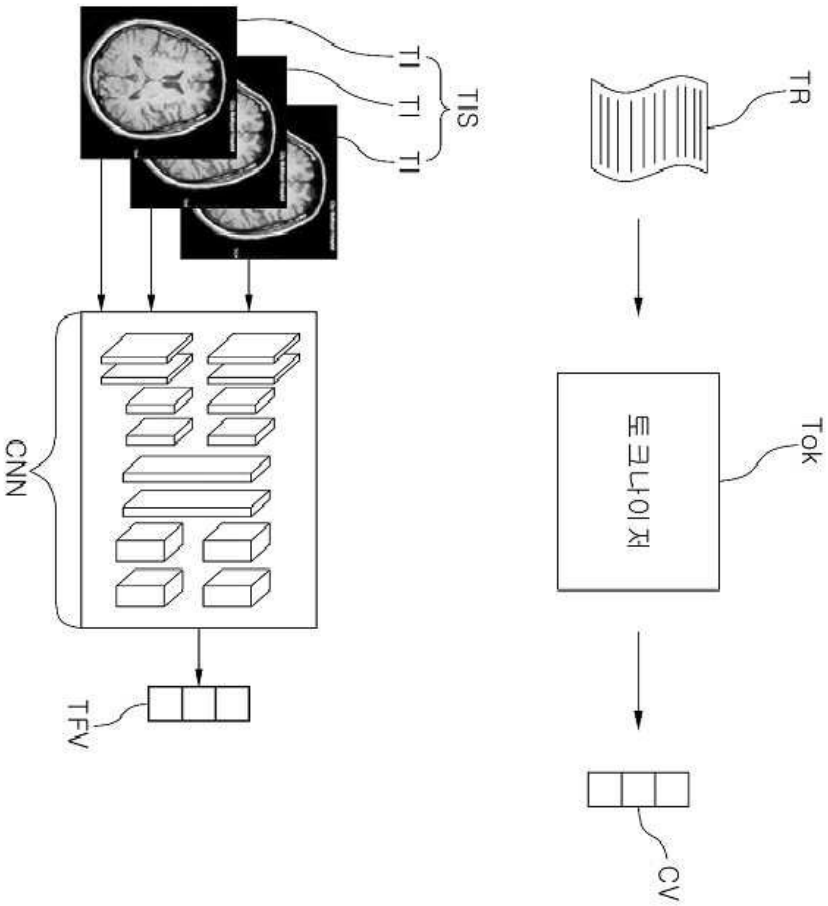
도면3



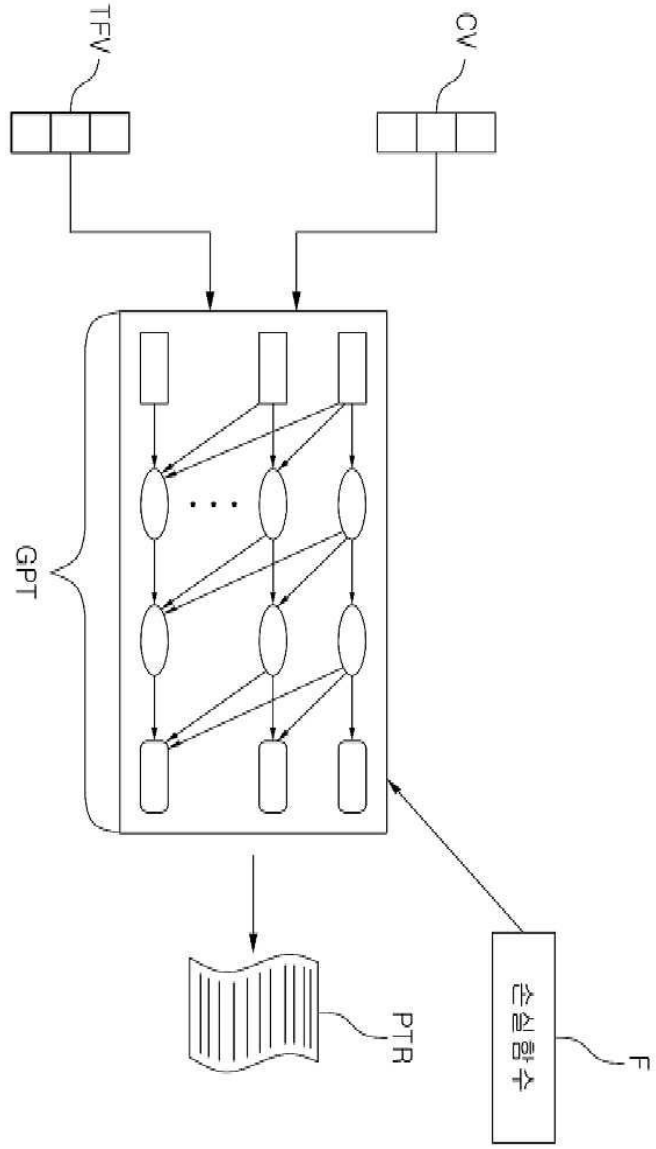
도면4


시작
분류 인공지능 모델 및 언어 인공지능 모델을 세팅
S1
언어 인공지능 모델을 학습
S2
손실 함수를 이용하여 분류 인공지능 모델의 제1 가중치 및 언어 인공지능 모델의 제2 가중치 최적화
S3
분류 인공지능 모델에 뇌 이미지 세트를 입력 후, 언어 인공지능 모델로부터 뇌 이미지 세트에 대응되는 뇌질환에 대한 판독문 정보를 획득
S4
종료

도면5



도면6



도면7

