



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0036746
(43) 공개일자 2025년03월14일

- | | |
|--|---|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 <i>A61B 5/00</i> (2021.01) <i>A61B 5/055</i> (2006.01)
 <i>G16H 30/20</i> (2018.01) <i>G16H 30/40</i> (2018.01)
 <i>G16H 50/20</i> (2018.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
 <i>A61B 5/4064</i> (2025.01)
 <i>A61B 5/0042</i> (2013.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2025-0020816(분할)
 (22) 출원일자 2025년02월18일
 심사청구일자 2025년02월18일
 (62) 원출원 특허 10-2022-0087128
 원출원일자 2022년07월14일
 심사청구일자 2022년07월14일</p> | <p>(71) 출원인
 이화여자대학교 산학협력단
 서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)</p> <p>순천향대학교 산학협력단
 충청남도 아산시 신창면 순천향로 22, 순천향대학교내</p> <p>(72) 발명자
 류인균
 서울특별시 서초구 신반포로 9, 94동 309호 (반포동, 반포아파트)</p> <p>윤수정
 서울특별시 송파구 올림픽로4길 15, 9동 301호 (잠실동, 아시아선수촌아파트)
 (뒷면에 계속)</p> <p>(74) 대리인
 특허법인 무한</p> |
|--|---|

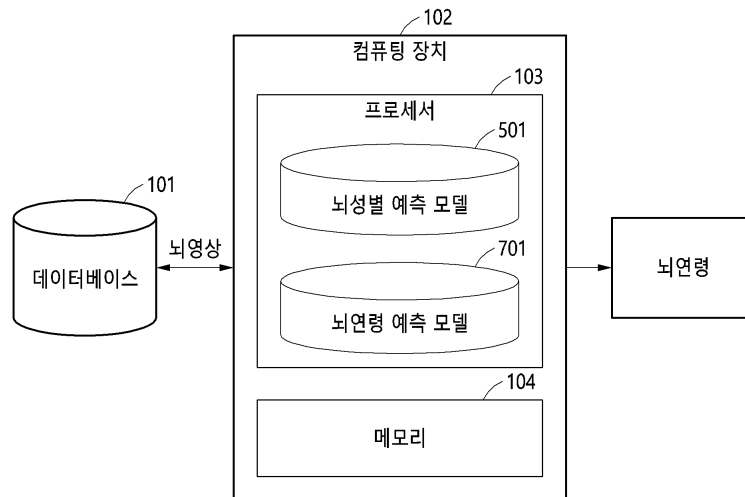
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 **뇌영상으로부터 뇌성별 및 뇌연령을 예측하는 방법 및 장치**

(57) 요약

뇌영상으로부터 뇌성별 및 뇌연령을 예측하는 방법 및 장치가 개시된다. 본 발명의 일실시예에 따른 뇌성별 및 뇌연령 예측 방법에 있어서, 데이터베이스로부터 뇌영상을 식별하는 단계; 상기 뇌영상을 뇌성별 예측 모델 및 뇌연령 예측 모델이 식별할 수 있도록 전처리하는 단계; 상기 뇌성별 예측 모델이 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별을 판단하는데 사용되는 뇌성별 특징을 예측하는 단계; 및 상기 뇌연령 예측 모델이 상기 전처리된 뇌영상 및 예측된 뇌성별 특징으로부터 상기 뇌성별 특징에 기초한 뇌연령을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/055 (2022.01)
G16H 30/20 (2018.01)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)

황재욱

서울특별시 성북구 성북로4길 52, 110동 108호(돈암동, 한신한진아파트)

(72) 발명자

주윤지

서울특별시 강남구 압구정로11길 17, 3동 908호 (압구정동, 미성아파트)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345347338
과제번호	2020R1A6A1A03043528
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공학학술연구기반구축
연구과제명	이화여자대학교 뇌융합과학연구원
기 여 율	1/2
과제수행기관명	이화여자대학교
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711155790
과제번호	2020M3E5D9080555
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	뇌질환극복연구사업
연구과제명	스트레스 모델 바이오타입 기반의 다층모형 자살행동 진단-예측 시스템 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	이화여자대학교
연구기간	2022.01.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

컴퓨팅 장치가 수행하는 동작 방법에 있어서,
 데이터베이스로부터 뇌영상을 식별하는 단계;
 상기 뇌영상을 뇌성별 예측 모델이 식별할 수 있도록 전처리하는 단계;
 상기 전처리된 뇌영상을 상기 뇌성별 예측 모델에 입력하는 단계; 및
 상기 뇌성별 예측 모델이 상기 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별을 판단하는데 사용되는 뇌성별 특징을 예측하는 단계
 를 포함하는,
 동작 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,
 상기 전처리하는 단계는,
 상기 뇌영상의 복셀 크기 및 복셀 부피를 표준 템플릿에 일치시키는 단계; 및
 일치된 뇌영상을 상기 표준 템플릿에 비선형적으로 정합하는 단계
 를 포함하는,
 동작 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,
 상기 뇌성별 특징을 예측하는 단계는,
 상기 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별과 관련된 특징인 제1 성별 특징을 추출하는 단계;
 상기 제1 성별 특징으로부터 뇌성별 예측에 기여하는 특징인 제2 성별 특징을 추출하는 단계;
 상기 제2 성별 특징의 가중치를 분석하는 단계; 및
 상기 제2 성별 특징 중에서 제1 가중치가 임계값 이상인 특징을 뇌성별 특징으로 예측하는 단계
 를 포함하는,
 동작 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,
 상기 제2 성별 특징을 추출하는 단계는,
 상기 제1 성별 특징에 대해 제2 가중치를 적용하여 뇌성별 특징 지도를 생성하고, 상기 뇌성별 특징 지도로부터

상기 제2 성별 특징을 추출하는,
동작 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,
상기 뇌성별 특징은,
상기 뇌영상에 포함된 뇌가 남성의 뇌 또는 여성의 뇌 중에서 어디에 가까운지 백분위로 나타내는 정보인,
동작 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,
상기 뇌영상은,
뇌의 방향 정보를 포함하고, 두개골 및 뇌 부위 전체를 포함하는,
동작 방법.

청구항 7

컴퓨팅 장치에 있어서,
데이터베이스로부터 뇌영상을 식별하고,
상기 뇌영상을 뇌성별 예측 모델이 식별할 수 있도록 전처리하고,
상기 전처리된 뇌영상을 상기 뇌성별 예측 모델에 입력하고,
상기 뇌성별 예측 모델이 상기 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별을 판단하는데 사용되는 뇌성별 특징을 예측하는
프로세서
를 포함하는,
컴퓨팅 장치.

청구항 8

제7항에 있어서,
상기 프로세서는,
상기 뇌영상의 복셀 크기 및 복셀 부피를 표준 템플릿에 일치시키고, 일치된 뇌영상을 상기 표준 템플릿에 비선
형적으로 정합하는,
컴퓨팅 장치.

청구항 9

제7항에 있어서,
상기 프로세서는,

상기 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별과 관련된 특징인 제1 성별 특징을 추출하고,
 상기 제1 성별 특징으로부터 뇌성별 예측에 기여하는 특징인 제2 성별 특징을 추출하고,
 상기 제2 성별 특징의 가중치를 분석하고,
 상기 제2 성별 특징 중에서 제1 가중치가 임계값 이상인 특징을 뇌성별 특징으로 예측하는,
 컴퓨팅 장치.

청구항 10

제9항에 있어서,
 상기 프로세서는,
 상기 제1 성별 특징에 대해 제2 가중치를 적용하여 뇌성별 특징 지도를 생성하고, 상기 뇌성별 특징 지도로부터
 상기 제2 성별 특징을 추출하는,
 컴퓨팅 장치.

청구항 11

제7항에 있어서,
 상기 뇌성별 특징은,
 상기 뇌영상에 포함된 뇌가 남성의 뇌 또는 여성의 뇌 중에서 어디에 가까운지 백분위로 나타내는 정보인,
 컴퓨팅 장치.

청구항 12

제7항에 있어서,
 상기 뇌영상은,
 뇌의 방향 정보를 포함하고, 두개골 및 뇌 부위 전체를 포함하는,
 컴퓨팅 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 뇌영상으로부터 뇌성별 및 뇌연령을 예측하는 방법 및 장치에 관한 것이다. 본 발명은 뇌성별 예측 모델 및 뇌연령 예측 모델을 학습하는 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근 한 사람의 뇌에서 양쪽 성별의 특징이 동시에 발견된다는 '인간 뇌 모자이크' 이론이 제시되었다. 따라서 뇌 신경계가 가지고 있는 성별 특징의 정량화의 중요성이 커지고 있다. 특히, 중추신경계에서 성별에 따른 구조적 특징은 그 기능과 직결되어 있을 뿐 아니라, 정신적, 신경적 질환의 발병 가능성, 발병 연령 및 증상 등에서 성별 간 차이를 발생시킬 수 있다. 그러므로, 뇌성별 특징을 파악하는 것이 중요하다.

[0003] 또한, 사람들의 뇌 노화는 그 양상을 공유하지만, 세부적인 양상에는 개인적인 차이가 존재한다. 이를 근거로, 뇌 노화 양상이 동일 연령대의 평균적인 뇌 노화 양상에서 벗어난 정도를 정량화하여 개인의 뇌연령을 산출하면 뇌 건강을 판단할 수 있다. 그리고, 개인의 뇌연령은 뇌 노화 및 관련 질병의 잠재적인 위험성을 평가하기 위한 바이오 마커(biomarker)로 활용될 수 있다.

[0004] 더욱이, 뇌 노화를 포함한 생물학적인 노화 양상에 성별 간 차이가 존재하고, 노화와 관련된 정신적, 신경적 질환의 발병에도 성별이 주요한 위험 요인으로 작용하는 것으로 알려져 있는 것으로 알려졌다. 이와 같이 뇌 노화 양상에는 성별 간 차이가 존재하므로, 뇌성별 특징을 반영한 뇌연령을 예측할 필요가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) KR 10-2022-0046058 A (공고일: 2022.04.14, 발명의 명칭: 딥러닝 모델을 이용한 병변 영역 추출 기반의 뇌경색 예측 방법 및 그를 위한 장치)

(특허문헌 0002) KR 10-2097738 B1 (공고일: 2020.04.06, 발명의 명칭: 인공지능 기반 파킨슨 병 진단 장치 및 방법)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 합성곱 신경망 모델과 다층 퍼셉트론 모델을 결합한 하이브리드 딥러닝 모델인 뇌연령 예측 모델을 이용하여 최소한의 전처리 과정을 거친 구조적 뇌영상과 뇌성별 특징으로부터 대상자의 뇌연령을 결정하는 방법 및 장치를 제공한다. 또한, 본 발명은 뇌영상을 이용해 대상자의 뇌연령을 결정하는 뇌연령 예측 모델을 학습하는 방법을 제공한다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명의 일실시예에 따른 뇌성별 및 뇌연령 예측 방법에 있어서, 데이터베이스로부터 뇌영상을 식별하는 단계; 상기 뇌영상을 뇌성별 예측 모델 및 뇌연령 예측 모델이 식별할 수 있도록 전처리하는 단계; 상기 뇌성별 예측 모델이 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별을 판단하는데 사용되는 뇌성별 특징을 예측하는 단계; 및 상기 뇌연령 예측 모델이 상기 전처리된 뇌영상 및 예측된 뇌성별 특징으로부터 상기 뇌성별 특징에 기초한 뇌연령을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0008] 상기 전처리하는 단계는, 상기 뇌영상의 복셀 크기 및 복셀 부피를 표준 템플릿에 일치시키는 단계; 및 일치된 뇌영상을 상기 표준 템플릿에 비선형적으로 정합하는 단계를 포함할 수 있다.

[0009] 상기 뇌성별 특징을 예측하는 단계는, 상기 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별과 관련된 특징인 제1 성별 특징을 추출하는 단계; 상기 제1 성별 특징으로부터 뇌성별 예측에 기여하는 특징인 제2 성별 특징을 추출하는 단계; 상기 제2 성별 특징의 가중치를 분석하는 단계; 및 상기 제2 성별 특징 중에서 가중치가 임계값 이상인 특징을 뇌성별 특징으로 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0010] 상기 뇌성별에 기초한 뇌연령을 예측하는 단계는, 상기 전처리된 뇌영상을 상기 뇌연령 예측 모델의 합성곱 신경망 모델에 입력하여 뇌연령 예측에 기여하는 뇌영상의 특징인 제1 연령 특징을 추출하는 단계; 상기 예측된 뇌성별 특징을 상기 뇌연령 예측 모델의 다층 퍼셉트론 모델에 입력하여 뇌연령 예측에 기여하는 특징인 제2 연령 특징을 추출하는 단계; 및 제1 연령 특징 및 제2 연령 특징에 기초하여 상기 뇌성별에 기초한 뇌연령을 예측하는 단계를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 뇌영상은, 뇌의 방향 정보를 포함하고, 두개골 및 뇌 부위 전체를 포함할 수 있다.

[0012] 본 발명의 일실시예에 따른 뇌성별 및 뇌연령 예측 방법을 수행하는 컴퓨팅 장치에 있어서, 상기 컴퓨팅 장치는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, 데이터베이스로부터 뇌영상을 식별하고, 상기 뇌영상을 뇌성별 예측 모델 및 뇌연령 예측 모델이 식별할 수 있도록 전처리하고, 상기 뇌성별 예측 모델이 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별을 판단하는데 사용되는 뇌성별 특징을 예측하고, 상기 뇌연령 예측 모델이 상기 전처리된 뇌영상 및 예측된 뇌성별 특징으로부터 상기 뇌성별 특징에 기초한 뇌연령을 예측할 수 있다.

[0013] 상기 프로세서는, 상기 뇌영상의 복셀 크기 및 복셀 부피를 표준 템플릿에 일치시키고, 일치된 뇌영상을 상기 표준 템플릿에 비선형적으로 정합할 수 있다.

[0014] 상기 프로세서는, 상기 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별과 관련된 특징인 제1 성별 특징을 추출하고, 상기 제1

성별 특징으로부터 뇌성별 예측에 기여하는 특징인 제2 성별 특징을 추출하고, 상기 제2 성별 특징의 가중치를 분석하고, 상기 제2 성별 특징 중에서 가중치가 임계값 이상인 특징을 뇌성별 특징으로 예측할 수 있다.

[0015] 상기 프로세서는, 상기 전처리된 뇌영상을 상기 뇌연령 예측 모델의 합성곱 신경망 모델에 입력하여 뇌연령 예측에 기여하는 뇌영상의 특징인 제1 연령 특징을 추출하고, 상기 예측된 뇌성별 특징을 상기 뇌연령 예측 모델의 다층 퍼셉트론 모델에 입력하여 뇌연령 예측에 기여하는 특징인 제2 연령 특징을 추출하고, 제1 연령 특징 및 제2 연령 특징에 기초하여 상기 뇌성별에 기초한 뇌연령을 예측할 수 있다.

[0016] 상기 뇌영상은, 뇌의 방향 정보를 포함하고, 두개골 및 뇌 부위 전체를 포함할 수 있다.

[0017] 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령 예측 모델 학습 방법에 있어서, 데이터베이스로부터 뇌영상, 성별 및 연령을 포함하는 데이터 세트를 식별하는 단계; 상기 데이터 세트 중에서 뇌연령 예측모델을 학습할 학습 데이터 세트 및 뇌연령 예측 모델을 검증할 테스트 데이터 세트를 결정하는 단계; 상기 학습 데이터 세트를 이용하여 뇌연령 예측 모델이 뇌영상 및 뇌성별 특징을 입력 받으면 뇌연령을 예측하도록 학습하는 단계; 및 상기 테스트 데이터 세트를 이용하여 학습된 뇌연령 예측 모델의 뇌연령을 예측하는 정확도를 검증하는 단계를 포함할 수 있다.

[0018] 상기 데이터 세트 중에서 뇌연령 예측모델을 학습할 학습 데이터 세트 및 뇌연령 예측 모델을 검증할 테스트 데이터 세트를 결정하는 단계는, 상기 데이터 세트에 포함되는 연령에 따라서 연령 분포를 나누어 무작위로 상기 학습 데이터 세트 및 상기 테스트 데이터 세트를 결정할 수 있다.

[0019] 상기 데이터 세트에 포함된 뇌영상을 학습하는 뇌연령 예측 모델이 식별할 수 있도록 전처리하는 단계를 더 포함하고, 상기 전처리하는 단계는, 상기 뇌영상의 복셀 크기 및 복셀 부피를 표준 템플릿에 일치시키는 단계; 및 일치된 뇌영상을 상기 표준 템플릿에 비선형적으로 정합하는 단계를 포함할 수 있다.

[0020] 상기 뇌영상은, 뇌의 방향 정보를 포함하고, 두개골 및 뇌 부위 전체를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0021] 본 발명의 일 실시예에 따르면 합성곱 신경망 모델과 다층 퍼셉트론 모델을 결합한 하이브리드 딥러닝 모델인 뇌연령 예측 모델을 이용하여 대상자의 뇌연령을 결정할 수 있다. 결정된 뇌연령과 실제 연령의 차이(BrainAGE)를 계산하여 개인별 뇌 노화 상태를 파악하고, 변화를 추적 관찰하여 뇌 건강 상태를 모니터링할 수 있다. 그리고, 결정된 뇌연령과 실제 연령의 차이 정보인 BrainAGE 정보를 이용하여 개인별 맞춤 뇌 건강 관리 프로토콜을 제공할 수 있다.

[0022] 또한, 본 발명의 일 실시예에 따르면 뇌영상을 이용해 대상자의 뇌연령을 결정하는 뇌연령 예측 모델을 학습할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0023] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령을 예측할 수 있는 컴퓨팅 장치를 도시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령을 예측하는 방법을 설명하기 위한 플로우 차트이다.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌영상을 전처리하는 방법을 설명하기 위한 플로우 차트이다.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌성별 특징을 예측하는 방법을 설명하기 위한 플로우 차트이다.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌성별 특징을 예측하는 뇌성별 예측 모델을 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령을 예측하는 방법을 설명하기 위한 플로우 차트이다.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령을 예측하는 뇌연령 예측 모델을 설명하기 위한 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌연령 예측 모델을 학습하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령 예측 모델을 검증하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0024] 이하, 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다. 그러나, 특허출원의 범위가 이러한 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일한 참조 부호는 동일한 부재를 나타낸다.

- [0025] 아래 설명하는 실시예들에는 다양한 변경이 가해질 수 있다. 아래 설명하는 실시예들은 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 이들에 대한 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0026] 제1 또는 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 이해되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.
- [0027] 실시예에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 실시예를 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수 개의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서 상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성 요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성 요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0028] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 실시예가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0029] 또한, 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 실시예를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 실시예의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.
- [0030] 이하, 본 발명의 실시예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0032] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령을 예측할 수 있는 컴퓨팅 장치를 도시한 도면이다.
- [0033] 도 1을 참조하면, 데이터베이스(101) 및 컴퓨팅 장치(102)가 도시된다.
- [0034] 데이터베이스(101)는 오픈 소스로부터 사람의 뇌영상을 수집할 수 있다. 데이터베이스(101)는 오픈 소스로부터 수집한 사람의 뇌영상을 저장할 수 있다. 데이터베이스(101)는 사람의 뇌영상 뿐만 아니라 사람의 뇌영상과 매칭되는 해당 뇌영상을 찍은 대상자의 성별 및 실제 연령 정보를 수집하고 저장할 수 있다. 데이터베이스(101)는 사람의 뇌영상 중에서 추후 전처리가 어려운 영상, 뇌의 일부가 잘린 뇌영상 및 두개골이 제거되어 있는 영상을 제거하여 데이터를 정제할 수 있다. 데이터베이스(101)는 저장한 뇌영상을 컴퓨팅 장치로 전송할 수 있다.
- [0035] 컴퓨팅 장치(102)는 프로세서(103) 및 메모리(104)를 포함할 수 있다.
- [0036] 컴퓨팅 장치(102)는 데이터베이스(101)로부터 뇌영상을 전송받아서 뇌연령을 예측할 수 있다. 구체적으로는 컴퓨팅 장치(102)에 포함되는 프로세서(103)가 뇌영상을 식별하여 대상자의 뇌연령을 예측할 수 있다.
- [0037] 프로세서(103)는 데이터베이스(101)로부터 전송된 뇌영상을 식별할 수 있다. 프로세서(103)는 전송된 뇌영상을 뇌성별 예측 모델(501) 및 뇌연령 예측 모델(701)에 입력하기 전에 전처리 할 수 있다. 프로세서(103)가 전처리된 뇌영상을 뇌성별 예측 모델(501) 및 뇌연령 예측 모델(701)에 입력하면 뇌연령이 예측될 수 있다. 뇌성별 예측 모델(501)에 대하여는 도 4 내지 도 5에서 설명하도록 하겠다. 뇌연령 예측 모델(701)에 대하여는 도 7 내지 도 8에서 설명하도록 하겠다.
- [0038] 메모리(104)는 뇌연령을 예측하는 과정에서 생성된 데이터를 저장할 수 있다. 예를 들어, 메모리(104)는 학습된 뇌성별 예측 모델(501) 및 뇌연령 예측 모델(701)을 저장하고 있다가 프로세서(103)가 뇌연령을 예측할 때 제공할 수 있다.
- [0039] 이하에서는 프로세서(103)가 뇌연령을 예측하는 과정을 설명하겠다.
- [0041] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령을 예측하는 방법을 설명하기 위한 플로우 차트이다.
- [0042] 도 2를 참조하면, 컴퓨팅 장치(102)는 프로세서(103), 뇌성별 예측 모델(501) 및 뇌연령 예측 모델(701)을 이용하여 뇌연령을 예측할 수 있다. 뇌성별 예측 모델(501)은 도 5에 도시되어 있다. 뇌연령 예측 모델(701)은 도

7에 도시되어 있다.

- [0043] 구체적으로, 컴퓨팅 장치(102)에 포함되는 프로세서(103)가 뇌성별 예측 모델(501) 및 뇌연령 예측 모델(701)을 이용하여 뇌연령을 예측할 수 있다. 뇌성별 예측 모델(501) 및 뇌연령 예측 모델(701)은 각각 뇌성별 특징 및 뇌연령을 예측하도록 학습된 모델일 수 있다.
- [0044] 단계(201)에서, 프로세서(103)는 데이터베이스(101)로부터 뇌영상을 수신할 수 있다.
- [0045] 단계(202)에서, 프로세서(103)는 컴퓨팅 장치(102)가 수신한 뇌영상을 식별할 수 있다.
- [0046] 뇌영상은 데이터베이스(101)가 수집한 영상일 수 있다. 뇌영상은 오픈 소스로부터 수집된 만 18세 이상의 건강한 사람의 뇌영상일 수 있다. 뇌영상은 MRI 영상으로 T1 강조 영상일 수 있다.
- [0047] 데이터베이스(101)는 뇌영상을 정제할 수 있다. 데이터베이스(101)는 뇌영상의 질이 낮은 경우 및 뇌영상이 방향 정보를 포함하고 있지 않은 경우와 같이 이후에 전처리가 어려운 뇌영상을 데이터베이스(101)로부터 삭제할 수 있다. 뇌영상의 방향 정보는 3차원 x 축, y 축 및 z 축에 대한 정보일 수 있다. 구체적으로, 뇌영상의 방향 정보는 뇌의 좌뇌와 우뇌에 해당하는 좌/우 정보, 뇌의 앞과 뒤에 대한 전/후(anterior-posterior) 정보 및 뇌의 위와 아래에 대한 상/하(superior-inferior) 정보를 포함할 수 있다. 또한, 데이터베이스(101)는 두개골이 제거된 뇌영상 및 뇌의 일부가 제거된 뇌영상을 데이터베이스(101)로부터 삭제하여 뇌영상을 정제할 수 있다.
- [0048] 따라서, 프로세서(103)가 식별하는 뇌영상은 만 18세 이상의 T1 강조 영상이고, 뇌영상에 포함되는 뇌는 일부가 잘리지 않은 온전한 형태의 뇌이며, 두개골을 포함하는 영상일 수 있다.
- [0049] 단계(203)에서, 프로세서(103)는 식별한 뇌영상을 전처리할 수 있다.
- [0050] 프로세서(103)가 식별한 뇌영상은 데이터베이스(101)에서 정제된 뇌영상이지만, MR 스캐너 및 영상 촬영 기법 등이 다양하므로 뇌영상을 뇌성별 예측 모델(501) 및 뇌연령 예측 모델(701)에 입력하기 전에 전처리할 필요가 있다.
- [0051] 뇌영상을 전처리하는 방법에 대하여는 도 3에서 설명하도록 하겠다.
- [0052] 단계(204)에서, 프로세서(103)는 뇌영상을 증강하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0053] 신경망 기반의 딥러닝 과정에서 편향 및 분산의 가능성을 낮추고 특정 뇌영상 데이터에 대해서 딥러닝 모델이 과적합(over-fitting)되는 것을 방지하기 위해서 뇌영상의 증강이 필요할 수 있다.
- [0054] 프로세서(103)는 성별 및 연령대에 따른 데이터의 분포 양상을 파악하여 보강이 필요한 대상자군에 대하여 뇌영상 데이터를 증강할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(103)는 성별 및 연령대를 기초로 세부 대상자군별로 뇌영상 템플릿을 구축하고, 데이터 증강 기법인 이동(shifting), 회전(rotation) 및 뒤집기(fliping) 등을 적용하여 성별 및 연령 특성을 잘 반영하도록 뇌영상을 증강할 수 있다.
- [0055] 단계(205)에서, 프로세서(103)는 전처리된 뇌영상을 뇌성별 예측 모델(501) 및 뇌연령 예측 모델(701)에 입력할 수 있다.
- [0056] 단계(206)에서, 뇌성별 예측 모델(501)은 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별 특징을 예측할 수 있다.
- [0057] 뇌성별 예측 모델(501)은 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별 특징을 예측하도록 학습된 모델일 수 있다. 구체적으로 뇌성별 예측 모델(501)은 합성곱 신경망(convolution neural network, CNN)일 수 있다.
- [0058] 뇌성별 예측 모델(501)이 뇌성별 특징을 예측하는 방법에 대해서는 도 4에서 더 설명하겠다.
- [0059] 단계(207)에서, 뇌성별 예측 모델(501)은 예측한 뇌성별 특징을 뇌연령 예측 모델(701)로 입력할 수 있다.
- [0060] 단계(208)에서, 뇌연령 예측 모델(701)은 뇌성별 예측 모델(501)로부터 입력 받은 뇌성별 특징 및 프로세서(103)로부터 입력 받은 전처리된 뇌영상으로부터 뇌연령을 예측할 수 있다.
- [0061] 뇌연령 예측 모델(701)은 전처리된 뇌영상 및 뇌성별 특징을 이용하여 뇌성별 특징에 기초한 뇌연령을 예측하도록 학습된 모델일 수 있다. 구체적으로, 뇌연령 예측 모델(701)은 합성곱 신경망 모델 및 다층 퍼셉트론 모델을 결합한 학습 모델일 수 있다. 즉, 뇌연령 예측 모델(701)은 하이브리드 딥러닝 기반의 모델일 수 있다.
- [0062] 뇌연령 예측 모델(701)이 뇌연령을 예측하는 방법에 대해서는 도 6에서 더 설명하도록 하겠다.

- [0064] 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌영상을 전처리하는 방법을 설명하기 위한 플로우 차트이다.
- [0065] 단계(301)에서, 프로세서(103)는 뇌영상의 복셀 크기 및 복셀 부피를 표준 템플릿에 일치시킬 수 있다.
- [0066] 뇌영상은 데이터베이스가 수집한 뇌영상으로 촬영에 사용한 MR 스캐너 및 촬영 기법이 다양하므로 이를 정규화할 필요가 있다. 따라서, 최소한의 전처리 과정을 거친 뇌영상을 입력 데이터로 활용하기 위해서 프로세서는 MATLAB 기반의 SPM12 프로그램을 이용하여 영상의 복셀 크기 및 복셀 부피를 통일할 수 있다.
- [0067] 단계(302)에서, 프로세서(103)는 일치된 뇌영상을 표준 템플릿에 비선형적으로 정합할 수 있다.
- [0068] 즉, 프로세서(103)는 일치된 뇌영상을 회전, 확대 및 축소 등과 같은 영상의 단순 변환만을 수행하는 선형적 정합뿐만 아니라, 추가적으로, 일치된 뇌영상의 국소적인 부분의 변형을 통해 뇌영상의 세부구조를 정확히 일치시킬 수 있는 비선형적 정합을 수행할 수 있다.
- [0069] 프로세서(103)는 MNI152 표준 템플릿에 비선형적으로 뇌영상을 정합하여 개별 뇌영상 데이터들을 정규화할 수 있다.
- [0070] 추가적으로, 프로세서(103)는 합성곱 신경망 모델에서 뇌영상을 사용하기 위해 파이썬(python) NiBabel 패키지로 NifTI 형식의 뇌영상 파일들을 로딩한 후 넘파이(numpy) 배열로 배열할 수 있다. 프로세서(103)는 넘파이 배열의 구성값에 대해 개별 값을 최대값으로 나누어 최대-최소 정규화를 수행할 수 있다.
- [0071] 이하에서는 정규화된 뇌영상을 이용하여 뇌성별 예측 모델(501)이 뇌성별 특징을 예측하는 방법을 설명하겠다.
- [0073] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌성별 특징을 예측하는 방법을 설명하기 위한 플로우 차트이다.
- [0074] 프로세서(103)는 뇌성별 예측 모델(501)을 이용하여 뇌성별 특징을 예측할 수 있다. 뇌성별 예측 모델은 학습된 CNN 모델일 수 있다.
- [0075] 단계(401)에서, 뇌성별 예측 모델(501)은 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별과 관련된 특징인 제1 성별 특징을 추출할 수 있다.
- [0076] 뇌성별 예측 모델(501)은 전처리된 T1 강조 뇌영상을 입력 데이터로 하여, 3차원 뇌영상이 가진 뇌성별과 관련된 특징을 추출할 수 있다. 그리고, 뇌성별 예측 모델(501)은 뇌성별과 관련된 특징에 대해 가중치를 적용하여 뇌성별 특징 지도를 생성할 수 있다.
- [0077] 단계(402)에서, 뇌성별 예측 모델(501)은 제1 성별 특징으로부터 뇌성별 예측에 기여하는 특징인 제2 성별 특징을 추출할 수 있다.
- [0078] 뇌성별 예측에 기여하는 특징인 제2 성별 특징은 뇌성별과 관련된 특징인 제1 성별 특징에 포함될 수 있다. 구조적 뇌영상에는 뇌성별과 관련된 특징이 포함될 수 있다. 그러나, 모든 뇌성별과 관련된 특징이 뇌성별을 예측하는데 도움이 되는 것은 아니다. 그러므로, 뇌성별 특징을 예측하기 위해 뇌성별과 관련된 특징 중에서 뇌성별 예측에 기여하는 특징을 추출할 필요가 있다. 따라서, 뇌성별 예측 모델(501)은 뇌성별과 관련된 특징에 대해 가중치를 적용하여 생성된 뇌성별 특징 지도로부터 주요 특징인 제2 성별 특징을 추출할 수 있다.
- [0079] 단계(403)에서, 뇌성별 예측 모델(501)은 제2 성별 특징의 가중치를 분석할 수 있다.
- [0080] 뇌성별 예측 모델(501)은 추출된 제2 성별 특징의 가중치를 분석하여 특정 임계값을 기준으로 분류할 수 있다.
- [0081] 단계(404)에서, 뇌성별 예측 모델(501)은 제2 성별 특징을 기초로 시그모이드 활성화 함수(sigmoid activation function)를 적용하여 임계값을 기준으로 뇌성별 특징을 예측할 수 있다.
- [0082] 뇌성별 예측 모델(501)은 특정 임계값을 기준으로 분류된 제2 성별 특징에 대하여 특정 임계값 이상은 남성성으로, 특정 임계값 미만은 여성성으로 결정할 수 있다. 따라서, 뇌성별 예측 모델(501)은 특정 임계값을 기준으로 남성성 및 여성성으로 결정된 제2 성별 특징을 기초로 뇌성별 특징을 예측할 수 있다.
- [0083] 뇌성별 특징은 뇌영상에 포함된 뇌의 성별을 남성의 뇌 또는 여성의 뇌 중에서 어디에 가까운지 백분위로 표시한 정보일 수 있다. 예를 들어, 뇌성별 특징은 남성성 60%, 여성성 40%과 같이 표시될 수 있다.
- [0084] 이하에서는, 뇌성별 예측 모델(501)의 구조를 설명하겠다.

- [0086] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌성별 특징을 예측하는 뇌성별 예측 모델을 설명하기 위한 도면이다.
- [0087] 도 5를 참조하면, 뇌성별 예측 모델(501)은 전처리된 뇌영상으로부터 뇌성별 특징을 예측할 수 있다. 뇌성별 예측 모델(501)은 제1 블록(502), 제2 블록(503), 제3 블록(504), 제4 블록(505), 제5 블록(506), 최대 풀링층(507), 평탄화층(508), 제6 블록(509) 및 로지스틱 회귀분석부(510)을 포함할 수 있다. 이때, 뇌성별 예측 모델(501)은 제1 블록을 2번 반복할 수 있다.
- [0088] 제1 블록(502) 및 제3 블록(504)은 3차원 합성곱층, ReLu 함수층, 최대 풀링층 및 배치정규화층을 포함할 수 있다. 제2 블록(503), 제4 블록(505) 및 제5 블록(506)은 3차원 합성곱층 및 ReLu 함수층을 포함할 수 있다. 제6 블록(509)은 밀집층 및 선형 함수층을 포함할 수 있다.
- [0089] 3차원 합성곱층은 전처리된 뇌영상을 입력 데이터로 하여 3차원 뇌영상이 가진 뇌성별과 관련된 특징을 추출할 수 있다. 그리고, 3차원 합성곱층은 뇌성별과 관련된 특징에 가중치를 적용하여 뇌성별 특징 지도를 구성할 수 있다.
- [0090] 최대 풀링층은 3차원 합성곱층에서 구성된 뇌성별 특징 지도로부터 주요한 특징을 서브 샘플링하여 출력 데이터를 추출할 수 있다.
- [0091] 평탄화층(507)은 3차원 뇌영상이 지닌 뇌성별과 관련된 특징을 1차원 배열로 변환할 수 있다.
- [0092] 제6 블록(509)의 밀집층은 완전히 연결된 형식일 수 있다. 밀집층은 뇌성별과 관련된 특징 중에서 뇌성별 특징의 예측에 기여하는 특징을 추출할 수 있다.
- [0093] 배치정규화층은 배치 단위로 진행되는 학습 과정에서의 출력 데이터를 정규화하여 전체 딥러닝 과정을 안정화할 수 있다.
- [0094] 로지스틱 회귀분석부(510)은 밀집층에서 추출된 뇌성별 특징의 예측에 기여하는 특징의 가중치를 분석할 수 있다. 로지스틱 회귀분석부(510)는 시그모이드 활성화 함수(sigmoid activation function)를 적용하여 뇌성별 특징을 예측할 수 있다.
- [0095] 이하에서는 뇌성별 특징과 전처리된 뇌영상을 이용해 뇌연령을 예측하는 방법을 설명하겠다.
- [0097] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령을 예측하는 방법을 설명하기 위한 플로우 차트이다.
- [0098] 프로세서(103)는 뇌연령 예측 모델(701)을 이용하여 뇌연령을 예측할 수 있다. 뇌연령 예측 모델(701)은 전처리된 뇌영상 및 뇌성별 특징으로부터 뇌연령을 예측할 수 있다. 뇌연령 예측 모델(701)은 합성곱 신경망 모델 및 다층 퍼셉트론 모델이 결합된 모델일 수 있다. 즉, 뇌연령 예측 모델(701)은 하이브리드 딥러닝 모델일 수 있다.
- [0099] 단계(601)에서, 뇌연령 예측 모델(701)은 전처리된 뇌영상을 뇌연령 예측 모델의 합성곱 신경망 모델에 입력하여 뇌연령 예측에 기여하는 뇌영상의 특징인 제1 연령 특징을 추출할 수 있다.
- [0100] 전처리된 뇌영상은 전처리된 T1 강조 영상일 수 있다. 전처리된 뇌영상은 앞서 뇌성별 예측 모델(501)에 입력된 전처리된 뇌영상과 동일한 영상일 수 있다. 제1 연령 특징은 전처리된 뇌영상에서 추출된 뇌연령을 예측하는데 기여하는 특징일 수 있다.
- [0101] 단계(602)에서, 뇌연령 예측 모델(701)은 예측된 뇌성별 특징을 뇌연령 예측 모델의 다층 퍼셉트론 모델에 입력하여 뇌연령 예측에 기여하는 특징인 제2 연령 특징을 추출할 수 있다.
- [0102] 예측된 뇌성별 특징은 뇌성별 예측 모델(501)이 전처리된 뇌영상을 입력으로 받아 출력한 특징일 수 있다. 제2 연령 특징은 뇌성별 특징으로부터 추출된 뇌연령을 예측하는데 기여하는 특징일 수 있다.
- [0103] 단계(603)에서, 뇌연령 예측 모델(701)은 제1 연령 특징 및 제2 연령 특징에 기초하여 뇌성별에 기초한 뇌연령을 예측할 수 있다.
- [0104] 뇌 발달 및 노화과정에서 성별사이의 뚜렷한 차이가 있으므로, 뇌성별에 기초한 뇌연령을 예측함으로써 범주형 특성(예: 남자 또는 여자)이 아닌 정량화된 뇌성별 특성(예: 남성성 60%, 여성성 40%)을 반영한 뇌연령을 예측할 수 있다.

- [0105] 이하에서는 뇌연령 예측 모델(701)의 구조를 설명하겠다.
- [0107] 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령을 예측하는 뇌연령 예측 모델을 설명하기 위한 도면이다.
- [0108] 도 7을 참조하면, 뇌연령 예측 모델(701)은 합성곱 신경망 모델(702) 및 다층 퍼셉트론 모델(703)을 포함할 수 있다. 구체적으로, 합성곱 신경망 모델(702)은 전처리된 뇌영상을 입력 받아 뇌연령을 예측하는데 기여하는 특징을 추출할 수 있다. 다층 퍼셉트론 모델(703)은 뇌성별 예측 모델(501)로부터 예측된 뇌성별 특징을 입력 받아 뇌연령을 예측하는데 기여하는 특징을 추출할 수 있다.
- [0109] 먼저 제1 연령 특징을 추출하는 합성곱 신경망 모델(702)의 구조에 대해 설명하겠다.
- [0110] 합성곱 신경망 모델(702)은 3차원 합성곱층 및 ReLu 함수층을 포함하는 제1 블록, 3차원 합성곱층, 배치정규화층 및 ReLu 함수층을 포함하는 제2 블록 및 최대 풀링층을 포함하는 제3 블록을 포함하는 블록(704)을 포함할 수 있다. 합성곱 신경망 모델(702)은 위 블록(704)을 5회 반복할 수 있다. 블록(704)을 반복하면, 채널은 8, 16, 32, 64, 128로 높아질 수 있다. 채널이 높아지면, 뇌영상이 갖는 복합적인 특성이 구현될 수 있다.
- [0111] 그 후에, 합성곱 신경망 모델(702)은 블록(704) 다음에 평탄화층(705)을 배치하여 3차원 데이터를 1차원으로 변환할 수 있다. 합성곱 신경망 모델(702)은 평탄화층(705) 다음에 밀집층 및 ReLu 함수층을 포함하는 층(706)을 배치할 수 있다. 밀집층 및 ReLu 함수층을 포함하는 층(706)에서 밀집 층은 64개의 노드를 포함할 수 있다. ReLu 함수층은 활성화 함수를 적용할 수 있다.
- [0112] 이어서, 합성곱 신경망 모델(702)은 배치정규화층(707)을 배치하여 데이터를 안정화할 수 있다. 그 후에, 합성곱 신경망 모델(702)은 드롭아웃층(drop out layer)(708)을 배치하여 과적합(over-fitting)을 방지할 수 있다.
- [0113] 추가적으로 드롭아웃층(708) 다음에 밀집층 및 ReLu 함수층을 포함하는 층을 다시 배치할 수 있다. 이때, 밀집 층은 16개의 노드를 가질 수 있다.
- [0114] 합성곱 신경망 모델의 구조 중에서 복수의 풀링층에서는 생성된 뇌연령 특징 지도로부터 주요 특징을 서브샘플링하여 출력 데이터를 추출할 수 있다.
- [0115] 배치정규화층은 배치 단위로 진행되는 학습 과정에서의 출력 데이터를 정규화하여 전체 딥러닝 과정을 안정화할 수 있다.
- [0116] 평탄화층은 3차원 뇌영상이 지닌 뇌연령 특징을 1차원 배열로 변환할 수 있다.
- [0117] 그리고, 밀집층은 뇌연령 예측에 기여하는 특징인 제1 연령 특징을 출력할 수 있다.
- [0118] 다음으로 제2 연령 특징을 추출하는 다층 퍼셉트론 모델(703)의 구조에 대해 설명하겠다.
- [0119] 다층 퍼셉트론 모델(703)은 밀집층 및 ReLu 함수층을 결합한 층을 반복하여 배치할 수 있다.
- [0120] 처음으로 오는 밀집층은 512개의 노드를 포함할 수 있다. 그 다음으로 오는 밀집층은 4개의 노드를 포함할 수 있다.
- [0121] 다층 퍼셉트론 모델(703)의 밀집층은 뇌성별 예측 모델(501)에서 예측된 뇌성별 특징을 입력으로 받을 수 있다. 그 후, 밀집층은 뇌성별 특징 중에서 뇌연령 예측에 기여하는 특징인 제2 연령 특징을 출력할 수 있다.
- [0122] 마지막으로 하이브리드 딥러닝 모델을 위한 구조를 설명하겠다.
- [0123] 뇌연령 예측 모델(701)은 합성곱 신경망 모델(702)과 다층 퍼셉트론 모델(703)의 출력 값이 병렬적으로 입력될 수 있도록 결합층을 배치할 수 있다. 결합층은 합성곱 신경망 모델(702)과 다층 퍼셉트론 모델(703)을 거치며 출력된 특징인 제1 연령 특징 및 제2 연령 특징을 결합할 수 있다.
- [0124] 그 다음, 뇌연령 예측 모델(701)은 4개의 노드를 가진 밀집층을 배치할 수 있다. 뇌연령 예측 모델(701)은 밀집 층 다음에 ReLu 함수층을 배치하여 ReLu 활성화 함수를 적용할 수 있다.
- [0125] 마지막으로, 뇌연령 예측 모델(701)은 1개의 노드를 지닌 밀집층을 배치한 후 선형 함수층을 배치하여 선형 활성화 함수를 적용해 뇌연령을 예측할 수 있다. 밀집층에서는 뇌연령 예측에 기여하는 특징의 가중치를 분석할 수 있다. 그 다음, 선형함수층에서는 선형 활성화 함수를 적용하여 뇌연령을 예측할 수 있다.

- [0126] 이하에서는 뇌연령 예측 모델(701)을 학습하는 방법에 대해서 설명하겠다.
- [0128] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 뇌연령 예측 모델을 학습하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.
- [0129] 단계(801)에서, 프로세서(103)는 데이터베이스로부터 뇌영상, 성별 및 연령을 포함하는 데이터 세트를 식별할 수 있다.
- [0130] 뇌영상, 성별 및 연령은 데이터베이스가 수집한 데이터일 수 있다. 뇌영상은 뇌영상의 방향 정보를 포함할 수 있다. 뇌영상에 포함되는 뇌는 일부가 잘리지 않은 온전한 뇌이고, 두개골이 포함될 수 있다. 성별 및 연령은 뇌영상을 촬영한 대상자의 실제 성별 및 실제 연령일 수 있다.
- [0131] 단계(802)에서, 프로세서(103)는 데이터 세트 중에서 뇌연령 예측 모델을 학습할 학습 데이터 세트 및 뇌연령 예측 모델을 검증할 테스트 데이터 세트를 결정할 수 있다.
- [0132] 프로세서(103)는 전체 데이터 세트를 일정 비율에 따라 무작위로 학습 데이터 세트와 테스트 데이터 세트로 추출할 수 있다. 예를 들어 전체 데이터 세트 중에서 학습 데이터 세트를 90%, 테스트 데이터 세트를 10%로 무작위로 결정할 수 있다.
- [0133] 이때, 프로세서(103)는 무작위로 추출된 각 세트가 전체 데이터 세트의 연령 분포를 반영할 수 있도록 특정 단위로 전체 데이터 세트를 나누고, 특정 단위로 나누어진 데이터 세트에서 무작위로 추출할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(103)는 5세 단위로 전체 데이터 세트를 나누고, 5세 단위로 나뉜 데이터 세트에서 무작위로 추출할 수 있다.
- [0134] 단계(803)에서, 프로세서(103)는 학습 데이터 세트를 이용하여 뇌연령 예측 모델이 뇌영상 및 뇌성별 특징을 입력 받으면 뇌연령을 예측하도록 학습할 수 있다.
- [0135] 뇌연령 예측 모델은 입력 받은 뇌영상의 구조적 특성에 따라서 뇌연령을 예측할 수 있다. 따라서, 뇌연령 예측 모델은 입력 받은 뇌영상이 동일한 연령대의 평균적인 수준보다 대뇌 피질의 두께가 크게 감소한 경우에 뇌연령을 더 높게 예측하도록 학습할 수 있다. 또한, 뇌연령 예측 모델은 입력 받은 뇌영상이 뇌실질이 위축된 경우, 뇌실의 확장이 큰 경우, 뇌실 주변 백질의 고강도 신호가 강한 경우 및 해마의 부피가 크게 감소한 경우 등에서 뇌연령을 높게 예측하도록 학습할 수 있다.
- [0136] 또한, 뇌연령 예측 모델은 입력 받은 뇌성별 특징에 기초하여 뇌연령을 예측하도록 학습할 수 있다. 따라서, 실제 남성의 뇌성별이 여성인 경우, 뇌연령 예측 모델은 실제 성별 정보인 남성에 기초한 경우보다 뇌성별 특징인 여성에 기초한 경우에 뇌연령을 더 낮게 예측하도록 학습할 수 있다. 또한, 실제 여성의 뇌성별이 남성인 경우, 뇌연령 예측 모델은 뇌성별 특징인 여성에 기초한 경우보다 실제 성별 정보인 여성에 기초한 경우 뇌연령을 더 높게 예측하도록 학습할 수 있다.
- [0137] 즉, 뇌연령 예측 모델은 뇌성별 예측 모델이 예측한 뇌성별에 기초하여 뇌연령을 예측할 수 있고, 뇌성별 예측 모델이 예측한 뇌성별이 실제 뇌성별과 일치하는 경우, 뇌연령 예측 모델은 뇌연령을 더 낮게 예측하도록 학습할 수 있다.
- [0138] 학습 데이터 세트는 뇌영상에 실제 성별과 실제 연령이 라벨링되어 있을 수 있다.
- [0139] 따라서, 뇌성별 예측 모델(501)은 학습 데이터 세트를 이용하여 뇌성별을 예측하도록 학습할 수 있다. 뇌연령 예측 모델(701)은 학습 데이터 세트를 이용하여 뇌연령을 예측하도록 학습할 수 있다.
- [0140] 단계(804)에서, 테스트 데이터 세트를 이용하여 학습된 뇌연령 예측 모델의 뇌연령을 예측하는 정확도를 검증할 수 있다.
- [0141] 뇌연령 예측 모델을 학습하는 방법은 데이터를 전처리하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0142] 따라서, 프로세서(103)는 데이터 세트에 포함된 뇌영상을 학습하는 뇌연령 예측 모델이 식별할 수 있도록 전처리하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0143] 이때, 뇌영상은 사용한 MR 스캐너, 촬영 기법 등이 달라서 다양한 형태일 수 있다. 따라서, 프로세서(103)는 뇌영상의 복셀 크기 및 복셀 부피를 표준 템플릿에 일치시키고, 일치된 뇌영상을 표준 템플릿에 비선형적으로 정합할 수 있다. 여기서 표준 템플릿은 MNI152 표준 템플릿일 수 있다.

- [0144] 또한, 프로세서(103)는 합성곱 신경망 모델에서 뇌영상을 사용하기 위해 파이썬(python) NiBabel 패키지로 NifTI 형식의 뇌영상 파일을 로딩한 후 넘파이(numpy) 배열로 변환할 수 있다. 넘파이 배열의 구성 정규화는 개별 값들을 최대 값으로 나눠 최대-최소 정규화를 진행할 수 있다.
- [0145] 프로세서(103)는 뇌영상뿐만 아니라 성별도 전처리 할 수 있다. 프로세서(103)는 원-핫 인코딩(one-hot encoding)을 통해 0 또는 1로 구성된 벡터 형식으로 변환할 수 있다. 따라서, 프로세서(103)는 성별 정보를 입력 데이터로 활용하기 위해서 남성은 'M'으로 여성을 'F'로 코딩하여 csv 파일 형식으로 저장할 수 있다. 또한, 프로세서(103)는 다층 퍼셉트론 모델에서 성별 정보를 사용하기 위해 csv 파일을 데이터프레임(dataframe)으로 로딩하고, 넘파이 배열로 변환할 수 있다. 넘파이 배열의 원-핫 인코딩은 사이킷런(scikit-learn) 라이브러리의 LabelBinarizer를 사용하여 벡터 형식으로 데이터를 변환할 수 있다.
- [0146] 또한, 뇌연령 예측 모델을 학습하는 방법은 전처리한 후 데이터를 증강하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0147] 신경망 기반의 딥러닝 과정에서 편향 및 분산의 가능성을 낮추고 특정 뇌영상 데이터에 대해서 딥러닝 모델이 과적합(over-fitting)되는 것을 방지하기 위해서 뇌영상의 증강이 필요할 수 있다.
- [0148] 프로세서(103)는 성별 및 연령대에 따른 데이터의 분포 양상을 파악하여 보강이 필요한 대상자군에 대하여 뇌영상 데이터를 증강할 수 있다. 구체적으로, 프로세서(103)는 성별 및 연령대를 기초로 세부 대상자군별로 뇌영상 템플릿을 구축하고, 데이터 증강 기법인 이동(shifting), 회전(rotation) 및 뒤집기(fliping) 등을 적용하여 성별 및 연령 특성을 잘 반영하도록 뇌영상을 증강할 수 있다.
- [0149] 뇌연령 예측 모델은 테스트 데이터 세트로 검증하기 전 학습 데이터 세트에 포함되는 검증 데이터 세트로 검증하는 단계를 더 포함할 수 있다. 이하에서는 검증 데이터 세트로 검증하는 방법에 대해서 설명하겠다.
- [0151] 도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌연령 예측 모델을 검증하는 방법을 설명하기 위한 도면이다.
- [0152] 전체 데이터 세트(901)는 학습 데이터 세트(902)와 테스트 데이터 세트(903)로 나뉘질 수 있다. 학습 데이터 세트(902)는 뇌연령 예측 모델(701)을 학습하는데 이용되고, 테스트 데이터 세트(903)는 학습이 완료된 뇌연령 예측 모델(701)을 검증하는데 이용될 수 있다.
- [0153] 이하에서는 데이터의 편향 및 분산 가능성을 낮추면서 효율적으로 모델을 검증하기 위한 k 겹 교차 검증(k-fold cross validation)을 설명하겠다.
- [0154] 학습 데이터 세트는 학습 데이터 세트와 검증 데이터 세트로 나누어질 수 있다. 이때, 학습 데이터 세트(902)는 k 개의 폴드(fold)로 나누어질 수 있다. 본 명세서에서 뇌연령 학습 모델은 k가 10이지만, k 겹 교차 검증의 설명을 위해 k는 5로 가정하여 설명하겠다.
- [0155] 학습 데이터 세트(902)는 5개의 폴드로 나누어지고, 검증 데이터 세트가 겹치지 않는 총 5개의 스플릿이 결정될 수 있다. 스플릿 1(904) 내지 스플릿 5(908)는 서로 다른 검증 데이터 세트를 갖는 스플릿(split)이다.
- [0156] 뇌연령 학습 모델은 각각의 스플릿에 포함되는 학습 데이터 세트를 이용해 학습할 수 있다. 즉, 5개의 스플릿에 의해서 5개의 학습된 뇌연령 학습 모델이 생성될 수 있다. 학습된 뇌연령 학습 모델은 각각의 스플릿에 포함되는 검증 데이터 세트를 이용하여 검증될 수 있다. 이때, 검증 결과인 결과 1 내지 결과 5의 평균이 전체 모델의 성능으로 결정될 수 있다.
- [0157] 전체 모델의 성능 중에서 손실 함수 값이 가장 작은 모델이 최적의 성능을 가진 모델로 결정될 수 있다. 따라서, 동일한 학습 데이터 세트를 이용해 학습된 복수의 모델 중에서 손실 함수 값이 가장 작은 모델이 최적의 성능을 지닌 모델로 결정될 수 있다.
- [0158] 그리고, 결정된 모델은 전체 학습 데이터 세트를 이용하여 최종적으로 모델을 학습될 수 있다.
- [0159] 최종적으로 학습된 모델은 테스트 데이터 세트(903)를 통해 뇌연령 예측 정확도를 확인함으로써 뇌연령 예측 모델의 성능을 검증할 수 있다.
- [0160] 또한, k 겹 교차 검증에 따른 개별 결과들의 평균과 표준편차를 이용하여 최적의 하이퍼파라미터(hyperparameter)를 더 결정할 수 있다.
- [0161] 이를 위해서, 본 발명에서 k는 10이므로 하이퍼파라미터는 다음과 같이 설정될 수 있다. 데이터 세트의 크기와

학습 속도를 고려하여 에포크(epoch)는 100회로, 배치크기는 16으로 설정될 수 있다. 손실 함수(loss function)는 평균 절대 오차(mean absolute error)로 설정하여 학습 과정을 모니터링할 수 있다. 학습률(learning rate)은 0.01로, 학습 감소 값(learning rate decay)은 0.003으로 설정될 수 있다. 또한, 옵티마이저(optimizer)는 Adam(adaptive moment estimation)으로 결정될 수 있다.

[0163] 한편, 본 발명에 따른 방법은 컴퓨터에서 실행될 수 있는 프로그램으로 작성되어 마그네틱 저장매체, 광학적 판독매체, 디지털 저장매체 등 다양한 기록 매체로도 구현될 수 있다.

[0164] 본 명세서에 설명된 각종 기술들의 구현들은 디지털 전자 회로조직으로, 또는 컴퓨터 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어로, 또는 그들의 조합들로 구현될 수 있다. 구현들은 데이터 처리 장치, 예를 들어 프로그램가능 프로세서, 컴퓨터, 또는 다수의 컴퓨터들의 동작에 의한 처리를 위해, 또는 이 동작을 제어하기 위해, 컴퓨터 프로그램 제품, 즉 정보 캐리어, 예를 들어 기계 판독가능 저장 장치(컴퓨터 판독가능 매체) 또는 전파 신호에서 유형적으로 구체화된 컴퓨터 프로그램으로서 구현될 수 있다. 상술한 컴퓨터 프로그램(들)과 같은 컴퓨터 프로그램은 컴파일된 또는 인터프리트된 언어들을 포함하는 임의의 형태의 프로그래밍 언어로 기록될 수 있고, 독립형 프로그램으로서 또는 모듈, 구성요소, 서브루틴, 또는 컴퓨팅 환경에서의 사용에 적절한 다른 유닛으로서 포함하는 임의의 형태로 전개될 수 있다. 컴퓨터 프로그램은 하나의 사이트에서 하나의 컴퓨터 또는 다수의 컴퓨터들 상에서 처리되도록 또는 다수의 사이트들에 걸쳐 분배되고 통신 네트워크에 의해 상호 연결되도록 전개될 수 있다.

[0165] 컴퓨터 프로그램의 처리에 적절한 프로세서들은 예로서, 범용 및 특수 목적 마이크로프로세서들 둘 다, 및 임의의 종류의 디지털 컴퓨터의 임의의 하나 이상의 프로세서들을 포함한다. 일반적으로, 프로세서는 판독 전용 메모리 또는 랜덤 액세스 메모리 또는 둘 다로부터 명령어들과 데이터를 수신할 것이다. 컴퓨터의 요소들은 명령어들을 실행하는 적어도 하나의 프로세서 및 명령어들과 데이터를 저장하는 하나 이상의 메모리 장치들을 포함할 수 있다. 일반적으로, 컴퓨터는 데이터를 저장하는 하나 이상의 대량 저장 장치들, 예를 들어 자기, 자기-광 디스크들, 또는 광 디스크들을 포함할 수 있거나, 이것들로부터 데이터를 수신하거나 이것들에 데이터를 송신하거나 또는 양쪽으로 되도록 결합될 수도 있다. 컴퓨터 프로그램 명령어들과 데이터를 구체화하는데 적절한 정보 캐리어들은 예로서 반도체 메모리 장치들, 예를 들어, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(Magnetic Media), CD-ROM(Compact Disk Read Only Memory), DVD(Digital Video Disk)와 같은 광 기록 매체(Optical Media), 플롭티컬 디스크(Floptical Disk)와 같은 자기-광 매체(Magneto-Optical Media), 롬(ROM, Read Only Memory), 램(RAM, Random Access Memory), 플래시 메모리, EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM) 등을 포함한다. 프로세서 및 메모리는 특수 목적 논리 회로조직에 의해 보충되거나, 이에 포함될 수 있다.

[0166] 또한, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용매체일 수 있고, 컴퓨터 저장매체 및 전송매체를 모두 포함할 수 있다.

[0167] 본 명세서는 다수의 특정한 구현물의 세부사항들을 포함하지만, 이들은 어떠한 발명이나 청구 가능한 것의 범위에 대해서도 제한적인 것으로서 이해되어서는 안되며, 오히려 특정한 발명의 특정한 실시형태에 특유할 수 있는 특징들에 대한 설명으로서 이해되어야 한다. 개별적인 실시형태의 문맥에서 본 명세서에 기술된 특정한 특징들은 단일 실시형태에서 조합하여 구현될 수도 있다. 반대로, 단일 실시형태의 문맥에서 기술한 다양한 특징들 역시 개별적으로 혹은 어떠한 적절한 하위 조합으로도 복수의 실시형태에서 구현 가능하다. 나아가, 특징들이 특정한 조합으로 동작하고 초기에 그와 같이 청구된 바와 같이 묘사될 수 있지만, 청구된 조합으로부터의 하나 이상의 특징들은 일부 경우에 그 조합으로부터 배제될 수 있으며, 그 청구된 조합은 하위 조합이나 하위 조합의 변형물로 변경될 수 있다.

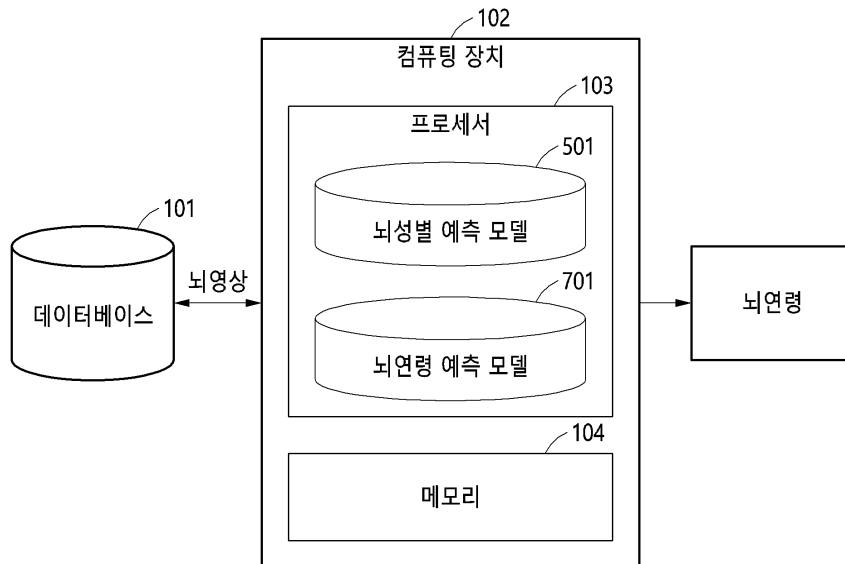
[0168] 마찬가지로, 특정한 순서로 도면에서 동작들을 묘사하고 있지만, 이는 바람직한 결과를 얻기 위하여 도시된 그 특정한 순서나 순차적인 순서대로 그러한 동작들을 수행하여야 한다거나 모든 도시된 동작들이 수행되어야 하는 것으로 이해되어서는 안 된다. 특정한 경우, 멀티태스킹과 병렬 프로세싱이 유리할 수 있다. 또한, 상술한 실시형태의 다양한 장치 컴포넌트의 분리는 그러한 분리를 모든 실시형태에서 요구하는 것으로 이해되어서는 안되며, 설명한 프로그램 컴포넌트와 장치들은 일반적으로 단일의 소프트웨어 제품으로 함께 통합되거나 다중 소프트웨어 제품에 패키징 될 수 있다는 점을 이해하여야 한다.

[0169] 한편, 본 명세서와 도면에 개시된 본 발명의 실시 예들은 이해를 돕기 위해 특정 예를 제시한 것에 지나지 않으며, 본 발명의 범위를 한정하고자 하는 것은 아니다. 여기에 개시된 실시 예들 이외에도 본 발명의 기술적 사상

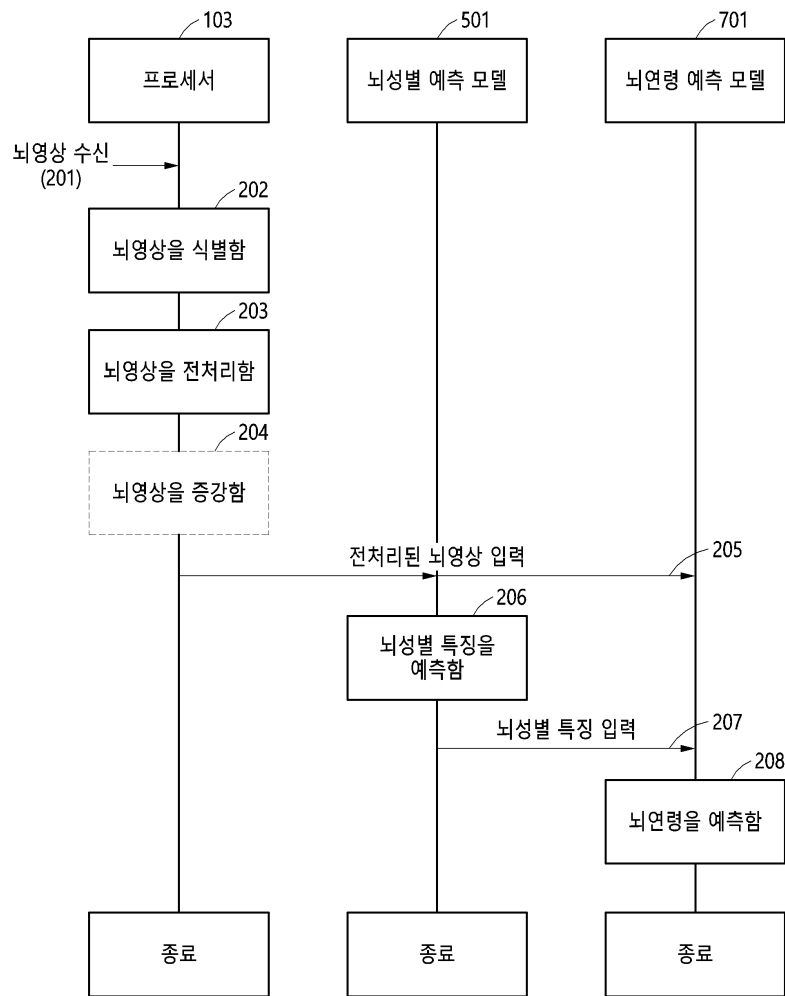
에 바탕을 둔 다른 변형 예들이 실시 가능하다는 것은, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 자명한 것이다.

도면

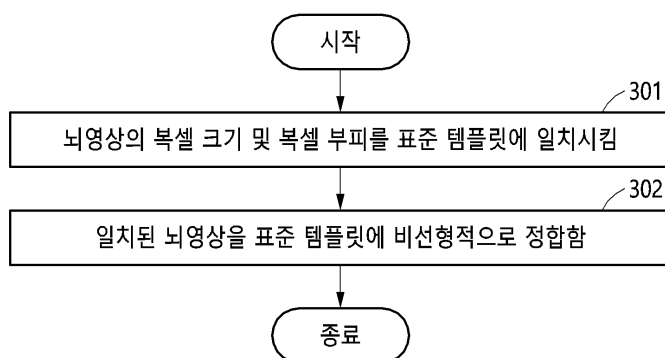
도면1



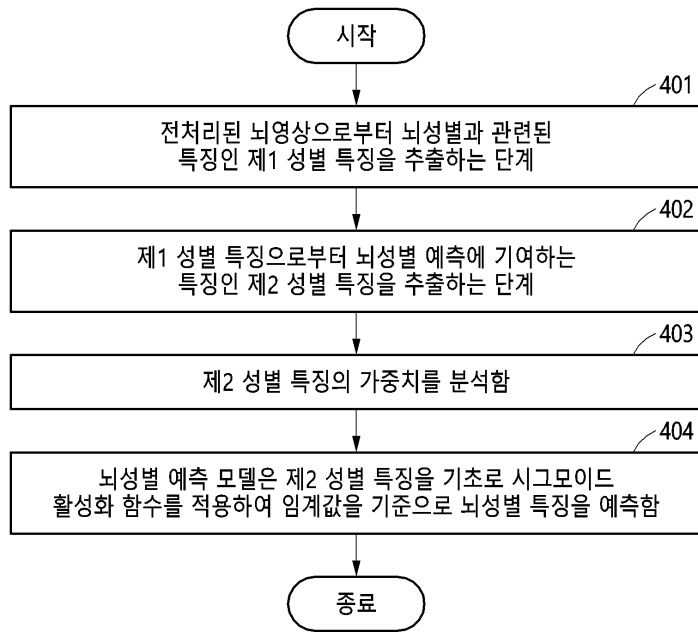
도면2



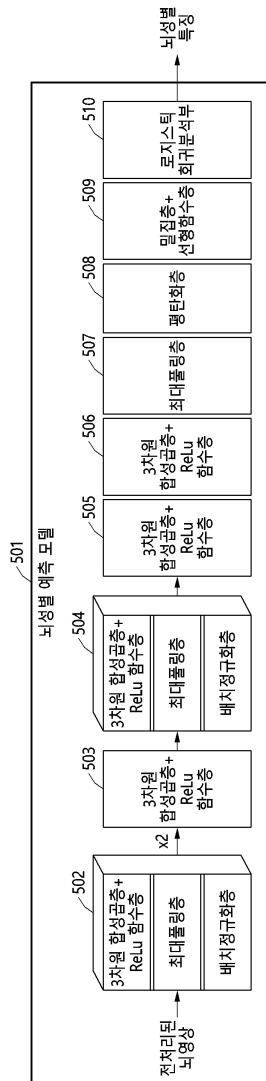
도면3



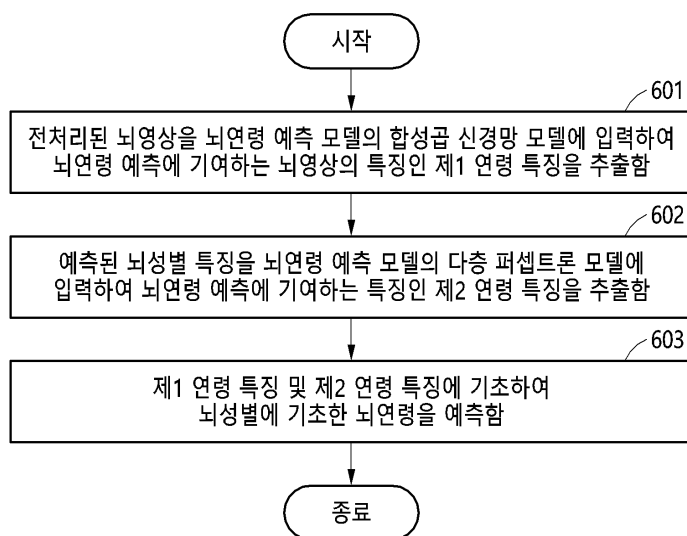
도면4



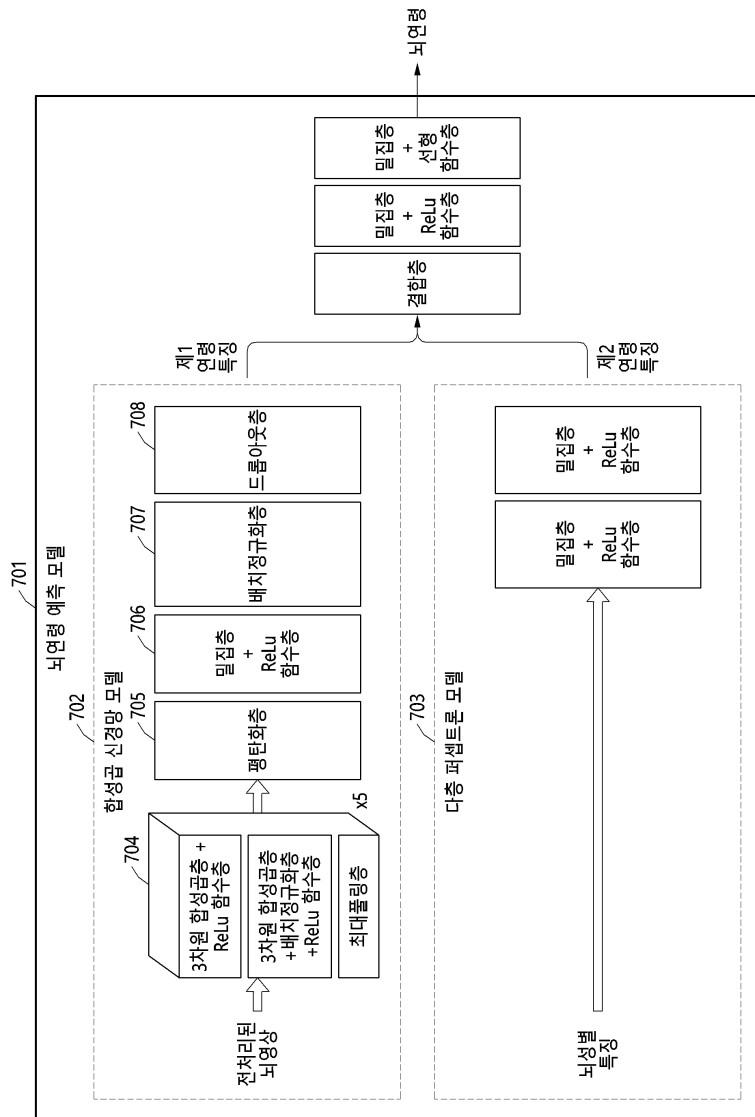
도면5



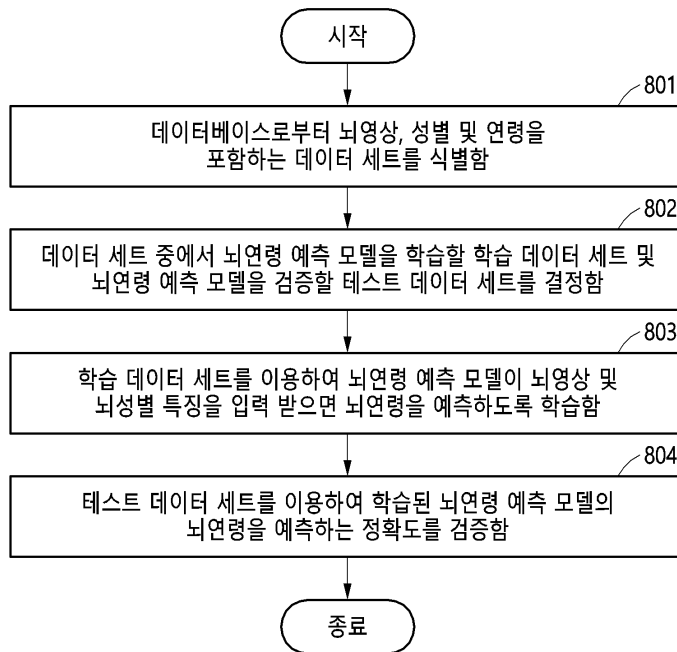
도면6



도면7



도면8



도면9

