



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0110510
(43) 공개일자 2024년07월15일

- | | |
|--|---|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 <i>G16H 50/20</i> (2018.01) <i>A61B 5/00</i> (2021.01)
 <i>G06N 3/04</i> (2023.01) <i>G06N 3/044</i> (2023.01)
 <i>G06N 3/045</i> (2023.01) <i>G16H 10/60</i> (2018.01)
 <i>G16H 30/00</i> (2024.01) <i>G16H 50/70</i> (2018.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
 <i>G16H 50/20</i> (2018.01)
 <i>A61B 5/4088</i> (2013.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2024-0002359
 (22) 출원일자 2024년01월05일
 심사청구일자 2024년01월05일
 (30) 우선권주장 1020230002423 2023년01월06일 대한민국(KR)</p> | <p>(71) 출원인
 고려대학교 산학협력단
 서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)</p> <p>(72) 발명자
 성준경
 서울특별시 강남구 선릉로 221 도곡렉슬아파트 404동 1203호
 강소현
 서울특별시 중구 난계로 169, 1412호</p> <p>(74) 대리인
 특허법인에스알비</p> |
|--|---|

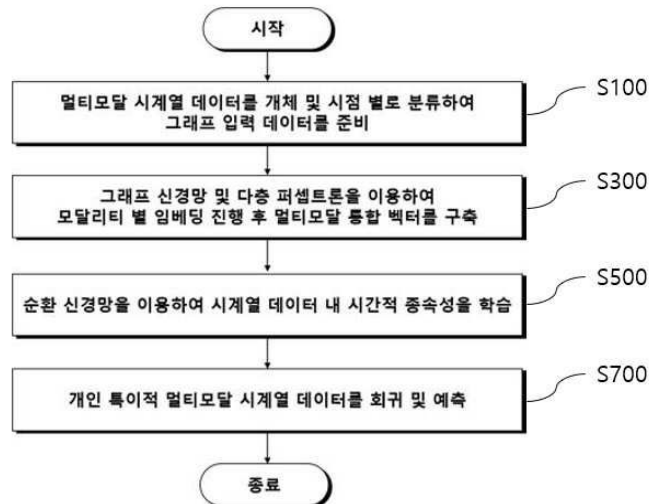
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 **신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법, 장치, 및 컴퓨터 프로그램**

(57) 요약

본 발명은, 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법에 있어서, 시계열적으로 구성된, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥티브 정보, 인지 점수, 및 진단명 중 적어도 어느 하나를 입력받는 단계; 상기 입력받는 단계에서 입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 제1 신경망과 제2 신경망에 나누어 임베딩하고, 상기 제1 신경망과 제2 신경망의 출력값 및 이전 은닉 상태(hidden state)를 통합(concatenation)하여 통합 벡터를 구축하는 단계; 및 상기 통합 벡터를 일정한 시간 간격을 가지는 부분 벡터로 나누고, 상기 부분 벡터를 시계열 순서에 따라 차례대로 제3 신경망에 입력하여 상기 제3 신경망을 학습시키는 단계;를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/044 (2023.01)
 G06N 3/045 (2023.01)
 G06N 3/049 (2023.01)
 G16H 10/60 (2021.08)
 G16H 30/00 (2024.01)
 G16H 50/70 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711172861
과제번호	2022R1A4A1033856
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	집단연구지원
연구과제명	인과관계 XAI 기반 Bio-Socio 복잡계 데이터 분석 및 추론 연구실
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2022.06.01 ~ 2023.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193973
과제번호	2019-0-00079-005
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	인공지능대학원지원(고려대학교)
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법에 있어서,

시계열적으로 구성된, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥텀 정보, 인지 점수, 및 진단명 중 적어도 어느 하나를 입력받는 단계;

상기 입력받는 단계에서 입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 제1 신경망과 제2 신경망에 나누어 임베딩하고, 상기 제1 신경망과 제2 신경망의 출력값 및 이전 은닉 상태(hidden state)를 통합(concatenation)하여 통합 벡터를 구축하는 단계; 및

상기 통합 벡터를 일정한 시간 간격을 가지는 부분 벡터로 나누고, 상기 부분 벡터를 시계열 순서에 따라 차례대로 제3 신경망에 입력하여 상기 제3 신경망을 학습시키는 단계;

를 포함하는, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 입력받는 단계는,

상기 개인별 대뇌 피질 두께를 T1 강조 자기 공명 영상으로부터 추출하고, 상기 뇌 커넥텀 정보를 확산 텐서 영상 및 기능적 자기 공명 영상으로부터 추출된 연결성(connectivity) 행렬(matrix)을 통해 획득하는 것인, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 입력받는 단계는,

상기 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적 정보, 및 멀티 뇌 커넥텀 정보를 제1 시계열 데이터로 구분하고, 상기 인지 점수 및 진단명을 제2 시계열 데이터로 구분하는 것인, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 입력받는 단계는,

상기 제1 시계열 데이터를, 시계열의 각 시점에서, 뇌의 각 영역의 대뇌 피질 두께를 나타내는 노드 특성 벡터, 뇌의 각 영역 간 연결 유무를 나타내는 인접행렬, 및 뇌의 각 영역 간 연결성 수치를 나타내는 간선 특성 벡터로 보정하는 것인, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 5

제3항에 있어서,

상기 통합 벡터를 구축하는 단계는,

상기 제1 신경망에 상기 제1 시계열 데이터를 임베딩하고, 상기 제2 신경망에 상기 제2 시계열 데이터를 임베딩하는 것인, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 통합 벡터를 구축하는 단계는,

상기 제1 신경망으로 그래프 신경망(Graph Neural Network, GNN)을 이용하고, 상기 제2 신경망으로 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron, MLP)을 이용하는 것인, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 제3 신경망을 학습시키는 단계는,

상기 제3 신경망으로 순환 신경망(Recurrent neural network, RNN)을 이용하는 것인, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

학습된 상기 제1 신경망 내지 제3 신경망으로 구성된 동시 예측 모델에 피험자의 과거 또는 현재 시점의 시계열 데이터를 입력하여 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계;

를 더 포함하는 것인, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계는,

완전 연결 층과 평균 제곱 오차(mean squared error)을 이용하여 다층 퍼셉트론 기반으로 손실함수가 작아지는 방향의 회귀를 통해 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 제1 예측단계를 포함하는 것인, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 제1 예측단계는,

연속변수(continuous variable)의 시계열 데이터를 예측하는 것인, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 11

제8항에 있어서,

상기 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계는,

완전 연결 층과 교차 엔트로피(cross-entropy)를 이용하여 다층 퍼셉트론 기반으로 손실함수가 작아지는 방향의 예측을 통해 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 제2 예측단계를 포함하는 것인, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 제2 예측단계는,

범주형 변수(categorical variable)의 시계열 데이터를 예측하는 것인, 방법.

청구항 13

신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 장치로서,

하나 이상의 코어를 포함하는 프로세서; 및

메모리;

를 포함하고,

상기 프로세서는,

시계열적으로 구성된, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥텀 정보, 인지 점수, 및 진단명 중 적어도 어느 하나를 입력받고,

입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 제1 신경망과 제2 신경망에 나누어 임베딩하고, 상기 제1 신경망과 제2 신경망의 출력값 및 이전 은닉 상태(hidden state)를 통합(concatenation)하여 통합 벡터를 구축하고,

상기 통합 벡터를 일정한 시간 간격을 가지는 부분 벡터로 나누고, 상기 부분 벡터를 시계열 순서에 따라 차례대로 제3 신경망에 입력하여 상기 제3 신경망을 학습시키고, 그리고

학습된 상기 제1 신경망 내지 제3 신경망으로 구성된 동시 예측 모델에 피험자의 과거 또는 현재 시점의 시계열 데이터를 입력하여 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는, 그래프 순환 심층 신경망 기반 장치.

청구항 14

컴퓨터 판독가능 저장매체에 저장되어 컴퓨터로 하여금 이하의 동작들을 수행하도록 하는 명령들을 포함하는 컴퓨터 프로그램으로서, 상기 동작들은:

시계열적으로 구성되고 과거 또는 현재 데이터인, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥텀 정보, 인지 점수, 및 진단명 중 적어도 어느 하나를 입력받는 동작;

입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 학습된 제1 신경망과 제2 신경망에 나누어 임베딩하고, 상기 제1 신경망과 제2 신경망의 출력값 및 이전 은닉 상태(hidden state)를 통합(concatenation)하여 통합 벡터를 구축하는 동작; 및

상기 통합 벡터를 일정한 시간 간격을 가지는 부분 벡터로 나누고, 상기 부분 벡터를 시계열 순서에 따라 차례대로 학습된 제3 신경망에 입력하여 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 동작;을 포함하는, 컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법, 장치 및 컴퓨터 프로그램에 관한 것으로서, 특히 알츠하이머 병의 주요 징후인 신경 퇴행 및 인지 기능 저하 관련 멀티모달 시계열 데이터를 개인별 뇌 커넥텀 정보를 활용하는 그래프 순환 신경망 기반 심층 학습(deep learning) 모델을 이용하여 예측하는 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법, 장치 및 컴퓨터 프로그램에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 알츠하이머 병(Alzheimer's disease, AD)은 신경퇴행성질환(neurodegenerative disease)의 일종으로 질병 진행 상태 추정하기 위해 미래의 대뇌 피질 두께를 파악하는 것은 필수적이다.

[0003] 기존에는 T1 강조 영상의 종적 데이터 수가 매우 부족하였기 때문에 여러 시점의 대뇌 피질의 두께를 직접 예측하여 질병 진행 상태를 추정하기는 어려웠다. 주로 2개 시점의 대뇌 피질 두께 데이터를 활용하여 대뇌 피질 두께의 변화를 예측하였는데, 이는 그보다 훨씬 긴 질병 주기 동안 발생할 수 있는 대뇌 피질 두께의 시간 종속적 변화 특성을 고려할 수 없게 한다.

[0004] 최근 의료영상 데이터의 축적으로 대용량 대뇌 피질 두께 시계열 데이터 기반 예측 모델을 발명할 필요가 있다. 다만, 대뇌 피질 두께의 변화 특성은 시간에 따라서 다를 뿐 아니라 개인별로도 이질성이 크기 때문에 예측에 어려움이 있는 실정이다.

[0005] 이와 관련하여, 한국공개특허 제10-2022-0120345호는 시계열 데이터에 기반한 알츠하이머병 진행감지를 위한 멀티모드 멀티테스크 딥 러닝 모델을 개시하고 있다. 상기 선행문헌은 그래프 데이터와 Graph-LSTM 네트워크를 사

용하여 미래의 한 시점의 알츠하이머병 진행을 감지할 수 있다.

[0006] 또한, 한국등록특허 제10-2250954호는 뇌 MRI 영상의 뇌 영역별 분할을 통한 치매 예측 장치 및 방법을 개시하고 있다. 상기 선행문헌은 어느 한 시점의 영역별 치매 가능성 및 치매에 걸릴 시기를 예측할 수 있다.

[0007] 그러나, 상기 선행문헌들은 뇌 영역별 대뇌 피질 두께를 예측하는 것이 아니며, 다수 시계열 데이터 예측을 수행할 수 없다는 한계점이 존재한다. 따라서, 환 신경망을 통해 긴 질병 주기 내의 시간 종속적 변화 패턴을 인식하고 그래프 신경망을 통해 뇌의 신경망을 따라 진행되는 개인 특이적 신경 퇴행을 고려함으로써 대뇌 피질 두께 예측의 성능을 높일 수 있는 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법, 장치 및 컴퓨터 프로그램이 요구되고 있는 실정이다.

[0008] 이 배경기술 분야에 기재된 사항은 발명의 배경에 대한 이해를 증진하기 위하여 작성된 것으로서, 이 기술이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 이미 알려진 종래기술이 아닌 사항을 포함할 수 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0009] (특허문헌 0001) 한국공개특허 제10-2022-0120345호

(특허문헌 0002) 한국등록특허 제10-2250954호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 발명은 그래프 신경망 및 순환 신경망을 활용해 T1 강조 자기 공명 영상으로부터 추출된 대뇌 피질 두께, 인지 점수, 진단명 등의 멀티모달 시계열 데이터를 예측하는 것을 목적으로 한다. 본 발명은 뇌 커넥텀을 따라 발생하는 개인별 신경 퇴행을 고려하고 긴 질병 주기 동안의 시간 종속성 패턴을 인식하여 예측의 성능을 높일 수 있는 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법, 장치 및 컴퓨터 프로그램을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0011] 상기 목적을 달성하기 위하여 본 발명은, 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법에 있어서, 시계열적으로 구성된, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥텀 정보, 인지 점수, 및 진단명 중 적어도 어느 하나를 입력받는 단계; 상기 입력받는 단계에서 입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 제1 신경망과 제2 신경망에 나누어 임베딩하고, 상기 제1 신경망과 제2 신경망의 출력값 및 이전 은닉 상태(hidden state)를 통합(concatenation)하여 통합 벡터를 구축하는 단계; 및 상기 통합 벡터를 일정한 시간 간격을 가지는 부분 벡터로 나누고, 상기 부분 벡터를 시계열 순서에 따라 차례대로 제3 신경망에 입력하여 상기 제3 신경망을 학습시키는 단계;를 포함하는 것을 일 특징으로 한다.

[0012] 바람직하게는, 상기 입력받는 단계는, 상기 개인별 대뇌 피질 두께를 T1 강조 자기 공명 영상으로부터 추출하고, 상기 뇌 커넥텀 정보를 확산 텐서 영상 및 기능적 자기 공명 영상으로부터 추출된 연결성(connectivity) 행렬(matrix)을 통해 획득할 수 있다.

[0013] 바람직하게는, 상기 입력받는 단계는, 상기 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적 정보, 및 멀티 뇌 커넥텀 정보를 제1 시계열 데이터로 구분하고, 상기 인지 점수 및 진단명을 제2 시계열 데이터로 구분할 수 있다.

[0014] 바람직하게는, 상기 입력받는 단계는, 상기 제1 시계열 데이터를, 시계열의 각 시점에서, 뇌의 각 영역의 대뇌 피질 두께를 나타내는 노드 특성 벡터, 뇌의 각 영역 간 연결 유무를 나타내는 인접행렬, 및 뇌의 각 영역 간 연결성 수치를 나타내는 간선 특성 벡터로 보정할 수 있다.

[0015] 바람직하게는, 상기 통합 벡터를 구축하는 단계는, 상기 제1 신경망에 상기 제1 시계열 데이터를 임베딩하고, 상기 제2 신경망에 상기 제2 시계열 데이터를 임베딩할 수 있다.

[0016] 바람직하게는, 상기 통합 벡터를 구축하는 단계는, 상기 제1 신경망으로 그래프 신경망(Graph Neural Network,

GNN)을 이용하고, 상기 제2 신경망으로 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron, MLP)을 이용할 수 있다.

- [0017] 바람직하게는, 상기 제3 신경망을 학습시키는 단계는, 상기 제3 신경망으로 순환 신경망(Recurrent neural network, RNN)을 이용할 수 있다.
- [0018] 바람직하게는, 학습된 상기 제1 신경망 내지 제3 신경망으로 구성된 동시 예측 모델에 피험자의 과거 또는 현재 시점의 시계열 데이터를 입력하여 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계;를 더 포함할 수 있다.
- [0019] 바람직하게는, 상기 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계는, 완전 연결 층과 평균 제곱 오차(mean squared error)을 이용하여 다층 퍼셉트론 기반으로 손실함수가 작아지는 방향의 회귀를 통해 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 제1 예측단계를 포함할 수 있다.
- [0020] 바람직하게는, 상기 제1 예측단계는, 연속변수(continuous variable)의 시계열 데이터를 예측할 수 있다.
- [0021] 바람직하게는, 상기 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계는, 완전 연결 층과 교차 엔트로피(cross-entropy)를 이용하여 다층 퍼셉트론 기반으로 손실함수가 작아지는 방향의 예측을 통해 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 제2 예측단계를 포함할 수 있다.
- [0022] 바람직하게는, 상기 제2 예측단계는, 범주형 변수(categorical variable)의 시계열 데이터를 예측할 수 있다.
- [0023] 또한 본 발명은, 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 장치로서, 하나 이상의 코어를 포함하는 프로세서; 및 메모리;를 포함하고, 상기 프로세서는, 시계열적으로 구성된, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥텀 정보, 인지 점수, 및 진단명 중 적어도 어느 하나를 입력받고, 입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 제1 신경망과 제2 신경망에 나누어 임베딩하고, 상기 제1 신경망과 제2 신경망의 출력값 및 이전 은닉 상태(hidden state)를 통합(concatenation)하여 통합 벡터를 구축하고, 상기 통합 벡터를 일정한 시간 간격을 가지는 부분 벡터로 나누고, 상기 부분 벡터를 시계열 순서에 따라 차례대로 제3 신경망에 입력하여 상기 제3 신경망을 학습시키고, 그리고 학습된 상기 제1 신경망 내지 제3 신경망으로 구성된 동시 예측 모델에 피험자의 과거 또는 현재 시점의 시계열 데이터를 입력하여 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 것을 다른 특징으로 한다.
- [0024] 또한 본 발명은, 컴퓨터 판독가능 저장매체에 저장되어 컴퓨터로 하여금 이하의 동작들을 수행하도록 하는 명령들을 포함하는 컴퓨터 프로그램으로서, 상기 동작들은: 시계열적으로 구성되고 과거 또는 현재 데이터인, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥텀 정보, 인지 점수, 및 진단명 중 적어도 어느 하나를 입력받는 동작; 입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 학습된 제1 신경망과 제2 신경망에 나누어 임베딩하고, 상기 제1 신경망과 제2 신경망의 출력값 및 이전 은닉 상태(hidden state)를 통합(concatenation)하여 통합 벡터를 구축하는 동작; 및 상기 통합 벡터를 일정한 시간 간격을 가지는 부분 벡터로 나누고, 상기 부분 벡터를 시계열 순서에 따라 차례대로 학습된 제3 신경망에 입력하여 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 동작;을 포함하는 것을 또 다른 특징으로 한다.

발명의 효과

- [0025] 본 발명은 한 시점에서의 데이터만으로 향후 여러 시점에서의 대뇌 피질 두께, 인지 기능, 그리고 진단명 등을 예측할 수 있어 자기 공명 영상 촬영으로 발생하는 환자의 경제적 부담을 줄일 수 있으며, 질병 진행 상태의 추적 관찰을 위해 드는 시간적 비용을 최소화할 수 있다.
- [0026] 또한, 본 발명은 경도인지장애 환자의 대뇌 피질 두께 예측을 통해 알츠하이머 병으로의 전환(conversion) 혹은 정상군으로의 회귀(reversion)을 예측할 수 있고, 이를 통해 알츠하이머 병의 조기 진단 및 예후 예측에 기여할 수 있다.
- [0027] 또한, 본 발명은 인지 기능 점수를 함께 예측함으로써 개인의 인지 기능 변화 정도 예측으로의 확장이 가능하며, 이를 통해 알츠하이머 병 내 신경퇴행정도와 인지기능저하 간의 역학관계를 밝히는데 도움이 될 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0028] 도 1은 본 발명의 한 실시예에 따른 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법의 흐름도를 나타낸다.
- 도 2는 본 발명의 한 실시예에 따른 본 발명의 한 실시예에 따른 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위

한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법 및 장치의 예를 도시한 도면이다.

도 3은 본 발명의 한 실시예에 따라 대뇌 피질 두께만을 예측한 실험에서의 R2 점수와 영역별 상관관계를 도시한 도면이다.

도 4는 본 발명의 한 실시예에 따라 대뇌 피질 두께와 진단명 정보를 함께 예측하는 실험에서의 R2 점수, 영역별 상관관계, 진단명 및 전환자 예측 정확도를 도시한 도면이다.

도 5는 본 발명의 한 실시예에 따라 대뇌 피질 두께와 인지 급속/저속 감소 군을 함께 예측하는 실험에서의 R2 점수, 영역별 상관관계, 감소 군 예측 정확도를 도시한 도면이다.

도 6은 본 발명의 한 실시예에 따라 대뇌 피질 두께와 인지 점수를 함께 예측하는 실험에서의 R2 점수, 영역별 상관관계, 인지 점수 예측 R2 점수 및 감소 군 예측 정확도를 도시한 도면이다.

도 7은 본 발명의 실시예에 따른 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 장치의 구성도를 나타낸다.

도 8는 본 발명의 실시예에 따른 컴퓨팅 환경의 개략도를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0029] 아래에서는 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.
- [0030] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "...기", "모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0031] 다양한 실시예들이 이제 도면을 참조하여 설명된다. 본 명세서에서, 다양한 설명들이 본 개시의 이해를 제공하기 위해서 제시된다. 그러나, 이러한 실시예들은 이러한 구체적인 설명 없이도 실행될 수 있음이 명백하다.
- [0032] 본 명세서에서 사용되는 용어 "컴포넌트", "모듈", "시스템" 등은 컴퓨터-관련 엔티티, 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어, 소프트웨어 및 하드웨어의 조합, 또는 소프트웨어의 실행을 지칭한다. 예를 들어, 컴포넌트는 프로세서 상에서 실행되는 처리과정(procedure), 프로세서, 객체, 실행 스레드, 프로그램, 및/또는 컴퓨터일 수 있지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 예를 들어, 컴퓨팅 장치에서 실행되는 애플리케이션 및 컴퓨팅 장치 모두 컴포넌트일 수 있다. 하나 이상의 컴포넌트는 프로세서 및/또는 실행 스레드 내에 상주할 수 있다. 일 컴포넌트는 하나의 컴퓨터 내에 로컬화 될 수 있다. 일 컴포넌트는 2개 이상의 컴퓨터들 사이에 분배될 수 있다. 또한, 이러한 컴포넌트들은 그 내부에 저장된 다양한 데이터 구조들을 갖는 다양한 컴퓨터 판독가능한 매체로부터 실행할 수 있다. 컴포넌트들은 예를 들어 하나 이상의 데이터 패킷들을 갖는 신호(예를 들면, 로컬 시스템, 분산 시스템에서 다른 컴포넌트와 상호작용하는 하나의 컴포넌트로부터의 데이터 및/또는 신호를 통해 다른 시스템과 인터넷과 같은 네트워크를 통해 전송되는 데이터)에 따라 로컬 및/또는 원격 처리들을 통해 통신할 수 있다.
- [0033] 더불어, 용어 "또는"은 배타적 "또는"이 아니라 내포적 "또는"을 의미하는 것으로 의도된다. 즉, 달리 특정되지 않거나 문맥상 명확하지 않은 경우에, "X는 A 또는 B를 이용한다"는 자연적인 내포적 치환 중 하나를 의미하는 것으로 의도된다. 즉, X가 A를 이용하거나; X가 B를 이용하거나; 또는 X가 A 및 B 모두를 이용하는 경우, "X는 A 또는 B를 이용한다"가 이들 경우들 어느 것으로도 적용될 수 있다. 또한, 본 명세서에 사용된 "및/또는"이라는 용어는 열거된 관련 아이템들 중 하나 이상의 아이템의 가능한 모든 조합을 지칭하고 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0034] 또한, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 해당 특징 및/또는 구성요소가 존재함을 의미하는 것으로 이해되어야 한다. 다만, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 하나 이상의 다른 특징, 구성요소 및/또는 이들의 그룹의 존재 또는 추가를 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다. 또한, 달리 특정되지 않거나 단수 형태를 지시하는 것으로 문맥상 명확하지 않은 경우에, 본 명세서와 청구범위에서 단수는 일반적으로 "하나 또는 그 이상"을 의미하는 것으로 해석되어야 한다.

- [0035] 그리고, "A 또는 B 중 적어도 하나"이라는 용어는, "A만을 포함하는 경우", "B 만을 포함하는 경우", "A와 B의 구성으로 조합된 경우"를 의미하는 것으로 해석되어야 한다.
- [0036] 당업자들은 추가적으로 여기서 개시된 실시예들과 관련되어 설명된 다양한 예시적 논리적 블록들, 구성들, 모듈들, 회로들, 수단들, 로직들, 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, 컴퓨터 소프트웨어, 또는 양쪽 모두의 조합들로 구현될 수 있음을 인식해야 한다. 하드웨어 및 소프트웨어의 상호교환성을 명백하게 예시하기 위해, 다양한 예시적 컴포넌트들, 블록들, 구성들, 수단들, 로직들, 모듈들, 회로들, 및 단계들은 그들의 기능성 측면에서 일반적으로 위에서 설명되었다. 그러한 기능성이 하드웨어로 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 전반적인 시스템에 부과된 특정 어플리케이션(application) 및 설계 제한들에 달려 있다. 숙련된 기술자들은 각각의 특정 어플리케이션들을 위해 다양한 방법들로 설명된 기능성을 구현할 수 있다. 다만, 그러한 구현의 결정들이 본 개시내용의 영역을 벗어나게 하는 것으로 해석되어서는 안된다.
- [0037] 제시된 실시예들에 대한 설명은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공한다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이다. 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 범위를 벗어나지 않고 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 발명은 여기에 제시된 실시예 들로 한정되는 것이 아니다. 본 발명은 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.
- [0038] 이제 도 1 내지 도 8을 참고하여 본 발명의 한 실시예에 따른 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법, 장치, 및 컴퓨터 프로그램에 대하여 상세하게 설명한다.
- [0039] 도 1은 본 발명의 한 실시예에 따른 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법의 흐름도를 나타낸다. 도 1을 참조하면, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법은 입력받는 단계(S100), 통합 벡터를 구축하는 단계(S300), 제3 신경망을 학습시키는 단계(S500), 및 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계(S700)를 포함할 수 있다.
- [0040] 공간적으로 가까이 위치한 영역뿐만 아니라 멀리 위치한 영역을 따라서도 신경 퇴행이 진행될 수 있으며, 개인별 신경퇴행의 이질성은 한 시점의 신경 퇴행 뿐만 아니라 개인의 뇌 신경망 차이에 의해 발생할 수 있으므로, 개인의 대뇌 피질 두께 변화를 예측할 때 뇌의 신경망을 고려할 필요가 있다. 또한, 뇌 신경망은 그 종류가 매우 다양하며 각 신경망이 의미하는 바가 상이하다고 알려져 있다. 따라서, 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법은 단일 신경망이 아닌 멀티 신경망을 활용하여 대뇌 피질 두께 변화를 예측할 수 있다.
- [0041] 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법은 신경 퇴행 및 인지 점수, 진단명 등의 멀티모달 시계열 데이터를 분석하기 위해 그래프 순환 신경망 기반 딥러닝 모델을 확립할 수 있고, 순환 신경망을 통해 긴 질병 주기 내의 시간 종속적 변화 패턴을 인식하고 그래프 신경망을 통해 뇌의 신경망을 따라 진행되는 개인 특이적 신경 퇴행을 고려함으로써 대뇌 피질 두께 예측의 성능을 높일 수 있다.
- [0042] 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법은 경도인지장애(MCI) 환자군의 대뇌 피질 두께를 추적 예측하여 알츠하이머병의 조기 진단 및 예방(prevention)에 기여하며, 추후 알츠하이머 병으로의 전환자 인지 비전환자인지를 함께 예측하여 정밀의료(precision medicine)에 이바지할 수 있다.
- [0043] 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법은 한 시점에서의 데이터만으로 향후 여러 시점에서의 대뇌 피질 두께, 인지 기능, 그리고 진단명 등을 예측할 수 있어 자기 공명 영상 촬영으로 발생하는 환자의 경제적 부담을 줄일 수 있으며, 질병 진행 상태의 추적 관찰을 위해 드는 시간적 비용을 최소화할 수 있다.
- [0044] 도 2는 본 발명의 한 실시예에 따른 본 발명의 한 실시예에 따른 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법 및 장치의 예를 도시한 도면이다. 이하에서는 도 2에서 나타난 본 발명에서 수행되는 일련의 학습 및 예측 과정을 상세히 설명한다.
- [0045] 입력받는 단계(S100)는 시계열적으로 구성된, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥텀 정보, 인지 점수, 및 진단명 중 적어도 어느 하나를 입력받을 수 있다. 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥텀 정보, 인지 점수, 및 진단명은 모두 시계열적으로 구성된 시계열 데이터일 수 있다. 본 발명은 시계열 데이터로 인공신경망을 학습시키므로, 예측값 역시 시계열 데이터로 출력할 수 있어, 긴 질병 주기 내의 시간 종속적 변화 패턴을 인식하고 그래프 신경망을 통해 뇌의 신경망을 따라 진행되는 개인 특이적 신경 퇴행을 고려할 수 있다.
- [0046] 인구통계학적 정보는 나이, 성별, 교육년수 등을 포함할 수 있으며, 인지 점수로는 CDRSB(임상치매척도) 점수가

사용될 수 있으나, 이는 일 실시예일 뿐이므로 이에 한정되지 않는다. 진단명은 무증상, 경도, 중증도, 고도 등의 진행정도에 따라 명명될 수 있으나, 이는 일 실시예일 뿐이므로 이에 한정되지 않는다.

- [0047] 입력받는 단계(S100)는 개인별 대뇌 피질 두께를 T1 강조 자기 공명 영상으로부터 추출하고, 뇌 커넥텀 정보를 확산 텐서 영상 및 기능적 자기 공명 영상으로부터 추출된 연결성(connectivity) 행렬(matrix)을 통해 획득할 수 있다. T1 강조 자기 공명 영상은 짧은 TR과 짧은 TE를 사용하여 짧은 TR로 조직 간의 T1 대조도를 증강시키고, 짧은 TE로 T2 대조도를 억제시키는 기법으로 촬영된 영상을 의미할 수 있다.
- [0048] 뇌 커넥텀(connectome)은 뇌를 구성하는 신경세포들의 연결을 종합적으로 표현한 뇌 회로도를 의미할 수 있다. 뇌 커넥텀(connectome)은 구조적 커넥텀 또는 기능적 커넥텀일 수 있다. 구조적 커넥텀은 확산 텐서 자기공명영상과 같은 뇌 이미징 방법에 의해 파생된, 이러한 연결의 추정된 강도가 있거나 없는 뇌 영역 사이의 추정된 신경 연결 세트이며, 뇌 영역들 사이의 물리적(예: 축삭) 연결을 결정하기 위해 고안된 것이다. 기능적 커넥텀은 '뇌가 쉬는 상태(resting-state)' 또는 '뇌가 작업에 집중하지 않는 상태(task-free)' 기능적 자기공명영상과 같은 뇌 이미징 방법에 의해 파생된, 이러한 연결의 추정된 강도가 있거나 없는 뇌 영역 사이의 추정된 신경 연결 세트이며, 뇌 영역들 사이의 기능적 연결(상관 활동 신호들에 기초함)을 결정하기 위해 고안된 것이다.
- [0049] 입력받는 단계(S100)는 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적 정보, 및 멀티 뇌 커넥텀 정보를 제1 시계열 데이터로 구분하고, 인지 점수 및 진단명을 제2 시계열 데이터로 구분할 수 있다. 입력받는 단계(S100)는 제1 신경망과 제2 신경망에 시계열 데이터가 임베딩(embedding)되기 전, 각 신경망에 입력될 데이터를 정리하기 위해 제1 시계열 데이터와 제2 시계열 데이터로 구분할 수 있다. 제1 시계열 데이터는 제1 신경망에 입력되고, 제2 시계열 데이터는 제2 신경망에 입력되게 할 수 있다. 즉, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적 정보, 및 멀티 뇌 커넥텀 정보 등의 시계열 데이터는 그래프 신경망인 제1 신경망에 임베딩될 수 있고, 인지 점수, 진단명 등의 시계열 데이터는 다층 퍼셉트론인 제2 신경망에 임베딩될 수 있다.
- [0050] 입력받는 단계(S100)는 제1 시계열 데이터를, 시계열의 각 시점에서, 뇌의 각 영역의 대뇌 피질 두께를 나타내는 노드 특성 벡터, 뇌의 각 영역 간 연결 유무를 나타내는 인접행렬, 및 뇌의 각 영역 간 연결성 수치를 나타내는 간선 특성 벡터로 보정할 수 있다. 입력받는 단계(S100)는 제1 시계열 데이터를 보정하여 그래프 신경망인 제1 신경망에 임베딩할 그래프 데이터를 구축할 수 있다. 그래프 데이터는 하기 관계식 1과 같이 표현될 수 있다.
- [0051] [관계식 1]
- [0052] $G = (N, X_n, A, X_e)$
- [0053] 여기에서 G는 그래프 데이터를 의미하고, X_n 은 노드 특성 벡터를 의미하고, A는 인접행렬을 의미하고, X_e 는 간선 특성 벡터를 의미한다. 본 발명에서 언급되는 노드는 뇌의 각 영역(또는 뇌 곡면상의 정점(vertex))를 의미할 수 있다.
- [0054] 노드 특성 벡터는 뇌의 각 영역의 대뇌 피질 두께를 나타내나, 인구통계학적 정보를 함께 포함할 수 있다.
- [0055] 뇌의 각 영역 간 연결성 수치를 나타내는 간선 특성 벡터를 해당 간선에서의 연결성 수치를 사용할 수 있다. 여기에서 간선이란 뇌의 영역과 영역을 연결하는 선을 의미할 수 있다.
- [0056] 입력받는 단계(S100)는 입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 전처리할 수 있다. 입력받는 단계(S100)는 대뇌 피질 두께 시계열 데이터를 정규화(Normalization)할 수 있으며, 인구통계학적 정보를 각 특징별 평균과 표준편차를 이용해 표준화(Standardization)할 수 있다. 입력받는 단계(S100)는 뇌의 각 영역 간 연결 유무를 나타내는 인접행렬을 뇌 커넥텀의 경계화(Thresholding) 및 이진화(Binarization)할 수 있다. 입력받는 단계(S100)는 인지 점수 및 진단명을 표준화할 수 있다. 다만 이는 일 실시예일 뿐이고, 본 명세서에서 언급되지 않은 인공지능 데이터 전처리 분야에서 통용되는 다양한 전처리가 수행될 수 있으며, 전처리가 수행되지 않을 수 있다.
- [0057] 통합 벡터를 구축하는 단계(S300)는 입력받는 단계에서 입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 제1 신경망과 제2 신경망에 나누어 임베딩하고, 상기 제1 신경망과 제2 신경망의 출력값 및 이전 은닉 상태(hidden state)를 통합(concatenation)하여 통합 벡터를 구축할 수 있다.
- [0058] 통합 벡터를 구축하는 단계(S300)는 제1 신경망에 제1 시계열 데이터를 임베딩하고, 상기 제2 신경망에 제2 시계열 데이터를 임베딩할 수 있다.
- [0059] 통합 벡터를 구축하는 단계(S300)는 제1 신경망으로 그래프 신경망(Graph Neural Network, GNN)을 이용하고, 제

2 신경망으로 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron, MLP)을 이용할 수 있다.

- [0060] 그래프 신경망(graph neural network)은 그래프 형태로 표현되는 데이터를 처리하고 분석하도록 특별히 설계된 인공 신경망의 일종이다. 일반적으로 그래프 합성곱 신경망과 혼동하여 사용한다. 둘 다 그래프 구조 데이터에서 작동하도록 설계된 신경망의 유형이며 메시지 전달 메커니즘을 사용하여 그래프의 노드와 이웃한 노드 간에 정보를 교환하지만, 그래프 신경망과 그래프 합성곱 신경망에는 몇 가지 주요한 차이점이 있다. 그래프 합성곱 신경망은 합성곱 연산을 사용하여 메시지 전달을 진행하지만, 그래프 신경망은 다양한 방법을 통해 메시지 전달을 진행한다. 또한, 그래프 합성곱 신경망은 정해진 순서대로 적용되는 고정된 모델 아키텍처를 가지고 있는 반면에 그래프 신경망은 보다 유연한 모델 아키텍처를 가지고 있다. 그래프 합성곱 신경망은 일반적으로 그래프와 노드의 특성 벡터가 고정된 정적(static) 그래프 구조의 데이터에서 작동하지만 그래프 신경망은 그래프와 노드의 특성 벡터가 시간이 지남에 따라 변경될 수 있는 동적(dynamic) 그래프에서도 작동할 수 있다. 전반적으로 그래프 신경망은 더 넓은 범위의 작업과 데이터 유형을 처리할 수 있는 보다 일반적인 신경망 클래스이다.
- [0061] 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron)은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 신경망을 의미한다. 다층 퍼셉트론의 네트워크는 입력층, 은닉층, 출력층 방향으로 연결되어 있고, 각 층내의 연결과 출력층에서 입력층으로 직접적인 연결이 없다. 다층 퍼셉트론은 단층 퍼셉트론과 유사한 구조를 가지지만, 중간층과 각 구성단위의 입출력 특성을 비선형으로 하여 네트워크 능력을 향상시켜 퍼셉트론의 단점을 극복했다. 다층 퍼셉트론에서는 출력층에서 발생하는 오차값을 이용해 은닉층으로 역전파시켜 은닉층에서 발생하는 오차값에 따라 은닉층의 가중치를 업데이트한다.
- [0062] 통합 벡터를 구축하는 단계(S300)는 그래프 신경망인 제1 신경망에 제1 시계열 데이터를 그래프 표현(representation)으로 임베딩할 수 있다. 제1 신경망은 X_nAW+b 과 같은 관계식으로 표현될 수 있으며, W 는 가중치를 의미하고, b 는 편향을 의미한다. 이때, 가중치는 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계(S700)에서 정확도 높은 예측을 수행하도록 학습을 통해 결정될 수 있다.
- [0063] 통합 벡터를 구축하는 단계(S300)는 획득한 인지 점수 및 진단명 시계열 데이터를 다층 퍼셉트론(제2 신경망)을 통해 임베딩할 수 있으며, 제2 신경망은 D_nW+b 과 같은 관계식으로 표현될 수 있으며, D_n 은 인지 점수 및 진단명 데이터를 의미하고, W 는 가중치를 의미하고, b 는 편향을 의미한다.
- [0064] 제3 신경망을 학습시키는 단계(S500)는 통합 벡터를 일정한 시간 간격을 가지는 부분 벡터로 나누고, 상기 부분 벡터를 시계열 순서에 따라 차례대로 제3 신경망에 입력하여 상기 제3 신경망을 학습시킬 수 있다.
- [0065] 제3 신경망을 학습시키는 단계(S500)는 제3 신경망으로 순환 신경망(Recurrent neural network, RNN)을 이용할 수 있다.
- [0066] 순환 신경망(Recurrent Neural Network)은 시계열(time-series), 텍스트 또는 음성과 같은 순차적인(sequential) 데이터를 처리하도록 특별히 설계된 일종의 신경망으로, 되먹임 고리(feedback loop)로 연결된 여러 단위 또는 뉴런으로 구성되며, 이를 통해 모델은 과거 입력의 메모리(memory)를 유지하고 입력 데이터에서 여러 시간 단계에 걸쳐 있는 패턴과 종속성을 인식할 수 있다. 순환 신경망에서 입력 데이터는 한 번에 한 시점(time-step)씩 처리되고 각 시점의 출력은 다음 시점의 입력으로 네트워크에 되먹임된다. 각 시점에서 현재 입력과 과거 입력의 요약인 이전 은닉 상태(hidden state)를 기반으로 각 시점에서의 출력을 계산하고, 비선형 활성화 함수를 적용하여 은닉 상태를 계산한다.
- [0067] 제3 신경망을 학습시키는 단계(S500)에서는 부분 시계열이 제3 신경망으로 입력되면 세 개의 게이트(입력 게이트, 망각 게이트, 출력 게이트)를 통과하는데, 각 게이트는 완전 연결 층(fully-connected layer)과 활성화 함수로 구성된다. 제3 신경망을 학습시키는 단계(S500)는 장단기 메모리는 사용할 경우 세 개의 게이트에 더하여 셀 게이트 하나를 더 사용할 수 있으며, 은닉 상태와 함께 셀 상태(cell state)가 함께 사용되고 학습 시작 시 초기화될 수 있다.
- [0068] 입력 게이트는 $i = [X_n, D_n, h_{t-1}]W_i + b_i$ 와 같은 관계식으로 표현될 수 있고, 망각 게이트는 $f = [X_n, D_n, h_{t-1}]W_f + b_f$ 와 같은 관계식으로 표현될 수 있고, 출력 게이트는 $o = [X_n, D_n, h_{t-1}]W_o + b_o$ 와 같은 관계식으로 표현될 수 있고, 셀 게이트는 $c = [X_n, D_n, h_{t-1}]W_c + b_c$ 와 같은 관계식으로 표현될 수 있다. 여기에서, h_{t-1} 은 이전 은닉 상태, W_i 는 입력 게이트 가중치, b_i 는 입력 게이트 편향, W_f 는 망각 게이트 가중치, b_f 는 망각 게이트

편향, W_o 는 출력 게이트 가중치, b_o 는 출력 게이트 편향, W_c 는 셀 게이트 가중치, b_c 는 셀 게이트 편향을 의미한다.

[0069] 제3 신경망을 학습시키는 단계(S500)는 순환 신경망인 제3 신경망을 통해 시계열 데이터의 순환이 일어나고, 시계열 데이터 순환은 은닉 상태와 셀 상태의 갱신을 통해 이루어 질 수 있다. 제3 신경망을 학습시키는 단계(S500)는 이전 셀 상태에 가중치를 곱한 것에 망각 게이트를 곱하고 현재 셀 상태에 입력 게이트를 곱하여 다음 셀 상태를 갱신할 수 있다. 제3 신경망을 학습시키는 단계(S500)는 이러한 셀 상태에 활성화 함수를 취한 후 출력 게이트를 곱하여 다음 은닉 상태를 갱신할 수 있다. 순환 과정에서 갱신되는 현재 셀 상태는 $c_t = f \cdot c_{t-1} + i \cdot c$ 와 같은 관계식으로 표현될 수 있고, 현재 은닉 상태는 $h_t = o \cdot \sigma(c_t)$ 와 같은 관계식으로 표현될 수 있다. 여기에서, c_t 는 현재 셀 상태, c_{t-1} 는 이전 셀 상태, h_t 는 현재 은닉 상태를 의미한다. 가중치는 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계(S700)에서 정확도 높은 예측을 수행하도록 학습을 통해 결정될 수 있다.

[0070] 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계(S700)는 학습된 상기 제1 신경망 내지 제3 신경망으로 구성된 동시 예측 모델에 피험자의 과거 또는 현재 시점의 시계열 데이터를 입력하여 미래 시점의 시계열 데이터를 예측할 수 있다.

[0071] 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계(S700)는 제1 예측단계 및 제2 예측단계를 포함할 수 있다.

[0072] 제1 예측단계는 완전 연결 층과 평균 제곱 오차(mean squared error)를 이용하여 다층 퍼셉트론 기반으로 손실 함수가 작아지는 방향의 회귀를 통해 미래 시점의 시계열 데이터를 예측할 수 있다.

[0073] 제1 예측단계는 연속변수(continuous variable)의 시계열 데이터를 예측할 수 있다. 제1 예측 단계의 손실함수는 $\sum_{t=1}^T \|X_{t+1} - \tilde{X}_t\|$ 이며, X_{t+1} 은 다음 시점 대뇌 피질 두께와 같은 연속변수, $\tilde{X}_t$ 는 예측한 대뇌 피질 두께와 같은 연속변수, T는 전체 시간 길이를 의미한다.

[0074] 제2 예측단계는 완전 연결 층과 교차 엔트로피(cross-entropy)를 이용하여 다층 퍼셉트론 기반으로 손실함수가 작아지는 방향의 예측을 통해 미래 시점의 시계열 데이터를 예측할 수 있다.

[0075] 제2 예측단계는 범주형 변수(categorical variable)의 시계열 데이터를 예측할 수 있다. 제2 예측 단계의 손실 함수는 $\sum_{t=1}^T D_{t+1} \log(\tilde{D}_t)$ 이며, D_{t+1} 는 다음 시점 인지 점수 및 진단명과 같은 범주형 변수를 의미하고, $\tilde{D}_t$ 은 예측한 인지 점수 및 진단명과 같은 범주형 변수를 의미한다.

[0076] 이하에서는 본 발명의 실시예에 따른 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 방법의 시뮬레이션 결과를 설명한다.

[0077] 본 시뮬레이션은 아드니(Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative, ADNI) 경도인지장애 환자군의 T1 강조 자기 공명 영상에서 획득한 대뇌 피질 두께 및 인지 점수, 진단명 시계열 데이터를 활용하여 1) 대뇌 피질 두께만을 예측하는 실험, 2) 진단명 정보를 함께 예측하는 실험, 3) 인지 급속(fast)/저속(slow) 감소(decliner) 군을 함께 예측하는 실험, 4) 인지 점수를 함께 예측하는 실험을 진행하였다. 또한, 본 시뮬레이션은 5-겹 교차검증(5-fold cross validation)으로 진행되었다.

[0078] 도 3은 본 발명의 한 실시예에 따라 대뇌 피질 두께만을 예측한 실험에서의 R2 점수와 영역별 상관관계를 도시한 도면이다. 도 3을 참조하면, 대뇌 피질 두께만을 예측하는 실험은 실제 대뇌 피질 두께와 예측값 사이의 R2 점수를 계산해본 결과 0.83 (중앙값)의 결과를 얻었고, 영역별 상관관계를 측정한 결과 0.72 (중앙값)의 결과를 얻었다. 도 3에 도시된 영역별 상관관계를 살펴보면, 내후각 피질(entorhinal cortex), 해마결 피질(parahippocampal cortex) 등 알츠하이머 병과 관계가 있는 대뇌 피질 영역에서 특히 더 높은 상관관계를 보였다.

[0079] 도 4는 본 발명의 한 실시예에 따라 대뇌 피질 두께와 진단명 정보를 함께 예측하는 실험에서의 R2 점수, 영역별 상관관계, 진단명 및 전환자 예측 정확도를 도시한 도면이다. 도 4를 참조하면, 진단명 정보를 함께 예측하는 실험은 실제 대뇌 피질 두께와 예측값 사이의 R2 점수를 계산해본 결과 0.83 (중앙값)의 결과를 얻었고, 영역별 상관관계를 측정한 결과 0.70 (중앙값)의 결과를 얻었다. 이는 대뇌 피질 두께만을 예측하는 실험과 유의

미하게 다르지 않은 예측 정도이다. 영역별 상관관계를 뇌에 그린 결과 또한 대뇌 피질 두께만을 예측하는 실험과 비슷하게 내후각 피질(entorhinal cortex), 해마결 피질(parahippocampal cortex) 등 알츠하이머 병과 관계가 있는 대뇌 피질 영역에서 더 높은 상관관계를 보였다. 또한, 3개 진단명 분류 시 정확도는 85% 정도로 높았으며, 알츠하이머 병으로의 전환자/비전환자 예측 시 95% 정도의 예측율을 보였다.

[0080] 도 5는 본 발명의 한 실시예에 따라 대뇌 피질 두께와 인지 급속/저속 감소 군을 함께 예측하는 실험에서의 R2 점수, 영역별 상관관계, 감소 군 예측 정확도를 도시한 도면이다. 도 5를 참조하면, 인지 급속/저속 감소 군을 함께 예측하는 실험은 실제 대뇌 피질 두께와 예측값 사이의 R2 점수가 0.82 (중앙값), 영역별 상관관계가 0.70 (중앙값)의 결과를 얻었다. 실험 2)에서와 마찬가지로 실험 1)과 유의미하게 다르지 않은 예측 성능이며, 영역별 상관관계의 경향 또한 실험 2)에서와 마찬가지로 실험 1)과 비슷하게 내후각 피질(entorhinal cortex), 해마결 피질(parahippocampal cortex) 등 알츠하이머 병 관련 영역에서 가장 높았다. 또한, 인지 급속/저속 감소 군 분류 시 78%의 정확도를 보였다.

[0081] 도 6은 본 발명의 한 실시예에 따라 대뇌 피질 두께와 인지 점수를 함께 예측하는 실험에서의 R2 점수, 영역별 상관관계, 인지 점수 예측 R2 점수 및 감소 군 예측 정확도를 도시한 도면이다. 도 6을 참조하면, 인지 점수를 함께 예측하는 실험은 실제 대뇌 피질 두께와 예측값 사이의 R2 점수를 계산해본 결과 0.83 (중앙값)의 결과를 얻었고, 영역별 상관관계를 측정된 결과 0.72 (중앙값)의 결과를 얻었다. 이는 대뇌 피질 두께만을 예측하는 실험 1)과 유의미하게 다르지 않은 예측 정도이다. 영역별 상관관계를 뇌에 그린 결과 또한 실험 1)과 비슷하게 내후각 피질(entorhinal cortex), 해마결 피질(parahippocampal cortex) 등 알츠하이머 병과 관계가 있는 대뇌 피질 영역에서 더 높은 상관관계를 보였다. 인지 점수를 함께 예측한 결과 R2 점수는 0.70 (중앙값) 정도로 높았고, 이를 통해 인지 급속/저속 감소 군 분류 결과 85%의 정확도를 보였다.

[0082] 도 7은 본 발명의 실시예에 따른 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 장치(100)의 구성도를 나타낸다. 도 11을 참조하면, 도시된 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 장치(100)의 구성은 간략화 하여 나타낸 예시일 뿐이다. 본 발명의 일 실시예에서 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 장치(100)는 장치(100)의 컴퓨팅 환경을 수행하기 위한 다른 구성들이 포함될 수 있고, 개시된 구성들 중 일부만이 장치(100)를 구성할 수도 있다.

[0083] 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 장치(100)는 하나 이상의 코어를 포함하는 프로세서(110), 메모리(120), 및 네트워크(130)를 포함할 수 있다.

[0084] 프로세서(110)는 하나 이상의 코어로 구성될 수 있으며, 컴퓨팅 장치의 중앙 처리 장치(CPU: central processing unit), 범용 그래픽 처리 장치(GPGPU: general purpose graphics processing unit), 텐서 처리 장치(TPU: tensor processing unit) 등의 데이터 분석, 딥러닝을 위한 프로세서를 포함할 수 있다. 프로세서(110)는 메모리(120)에 저장된 컴퓨터 프로그램을 관독하여 본 개시의 일 실시예에 따른 기계 학습을 위한 데이터 처리를 수행할 수 있다. 본 개시의 일 실시예에 따라 프로세서(110)는 신경망의 학습을 위한 연산을 수행할 수 있다. 프로세서(110)는 딥러닝(DL: deep learning)에서 학습을 위한 입력 데이터의 처리, 입력 데이터에서의 피쳐 추출, 오차 계산, 역전파(backpropagation)를 이용한 신경망의 가중치 업데이트 등의 신경망의 학습을 위한 계산을 수행할 수 있다. 프로세서(110)의 CPU, GPGPU, 및 TPU 중 적어도 하나가 네트워크 함수의 학습을 처리할 수 있다. 예를 들어, CPU와 GPGPU가 함께 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 데이터 분류를 처리할 수 있다. 또한, 본 개시의 일 실시예에서 복수의 컴퓨팅 장치의 프로세서를 함께 사용하여 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 데이터 분류를 처리할 수 있다. 또한, 본 개시의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치에서 수행되는 컴퓨터 프로그램은 CPU, GPGPU 또는 TPU 실행가능 프로그램일 수 있다.

[0085] 프로세서(110)는 시계열적으로 구성된, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥트 정보, 인지 점수, 및 진단명 중 적어도 어느 하나를 입력받을 수 있다. 프로세서(110)는 전술한 입력받는 단계(S100)를 수행할 수 있다.

[0086] 프로세서(110)는 입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 제1 신경망과 제2 신경망에 나누어 임베딩하고, 제1 신경망과 제2 신경망의 출력값 및 이전 은닉 상태(hidden state)를 통합(concatenation)하여 통합 벡터를 구축할 수 있다. 프로세서(110)는 전술한 통합 벡터를 구축하는 단계(S300)를 수행할 수 있다.

[0087] 프로세서(110)는 통합 벡터를 일정한 시간 간격을 가지는 부분 벡터로 나누고, 상기 부분 벡터를 시계열 순서에 따라 차례대로 제3 신경망에 입력하여 상기 제3 신경망을 학습시킬 수 있다.

- [0088] 프로세서(110)는 학습된 상기 제1 신경망 내지 제3 신경망으로 구성된 동시 예측 모델에 피험자의 과거 또는 현재 시점의 시계열 데이터를 입력하여 미래 시점의 시계열 데이터를 예측할 수 있다. 프로세서(110)는 전술한 제3 신경망을 학습시키는 단계(S500)를 수행할 수 있다.
- [0089] 프로세서(110)는 전술한 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계(S700)를 수행할 수 있다.
- [0090] 메모리(120)는 프로세서(110)가 생성하거나 결정된 임의의 형태의 정보 및 네트워크(130)가 수신한 임의의 형태의 정보를 저장할 수 있다.
- [0091] 메모리(120)는 플래시 메모리 타입(flash memory type), 하드디스크 타입(hard disk type), 멀티미디어 카드 마이크로 타입(multimedia card micro type), 카드 타입의 메모리(예를 들어 SD 또는 XD 메모리 등), 램(Random Access Memory, RAM), SRAM(Static Random Access Memory), 롬(Read-Only Memory, ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory), PROM(Programmable Read-Only Memory), 자기 메모리, 자기 디스크, 광디스크 중 적어도 하나의 타입의 저장매체를 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 인터넷(internet) 상에서 상기 메모리(120)의 저장 기능을 수행하는 웹 스토리지(web storage)와 관련되어 동작할 수도 있다. 전술한 메모리에 대한 기재는 예시일 뿐, 본 개시는 이에 제한되지 않는다.
- [0092] 네트워크(130)는 임의의 형태의 공지된 유무선 통신 시스템을 사용할 수 있다. 네트워크(130)는 내시경 이미지 등을 관련 장치나 관련 시스템으로부터 수신할 수 있다.
- [0093] 네트워크(130)는 프로세서(110)에 의해 처리된 정보, 사용자 인터페이스 등을 타 단말과의 통신을 통해 송수신할 수 있다. 예를 들어, 네트워크(130)는 프로세서(100)에 의해 생성된 사용자 인터페이스를 클라이언트(e.g. 사용자 단말)로 제공할 수 있다. 또한, 네트워크(130)는 클라이언트로 인가된 사용자의 외부 입력을 수신하여 프로세서(110)로 전달할 수 있다. 이때, 프로세서(110)는 네트워크(130)로부터 전달받은 사용자의 외부 입력을 기초로 사용자 인터페이스를 통해 제공되는 정보의 출력, 수정, 변경, 추가 등의 동작을 처리할 수 있다.
- [0094] 한편, 본 개시의 일 실시예에 따른 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 장치(100)는 클라이언트와 통신을 통해 정보를 송수신하는 컴퓨팅 시스템으로서 서버를 포함할 수 있다. 이때, 클라이언트는 서버에 액세스(access)할 수 있는 임의의 형태의 단말일 수 있다.
- [0095] 추가적인 실시예에서, 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 장치(100)는 임의의 서버에서 생성된 데이터 리소스를 전달받아 추가적인 정보 처리를 수행하는 임의의 형태의 단말을 포함할 수도 있다.
- [0096] 본 발명의 또 다른 실시예인 신경세포소멸과 인지기능저하 동시 예측을 위한 그래프 순환 심층 신경망 기반 컴퓨터 프로그램은 입력받는 동작, 통합 벡터를 구축하는 동작, 신경망을 학습시키는 동작, 및 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 동작을 포함할 수 있다.
- [0097] 입력받는 동작은 시계열적으로 구성되고 과거 또는 현재 데이터인, 개인별 대뇌 피질 두께, 인구통계학적(demographic) 정보, 멀티 뇌 커넥션 정보, 인지 점수, 및 진단명 중 적어도 어느 하나를 입력받을 수 있다. 입력받는 동작은 전술한 입력받는 단계(S100)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0098] 통합 벡터를 구축하는 동작은 입력된 하나 이상의 시계열 데이터를 학습된 제1 신경망과 제2 신경망에 나누어 임베딩하고, 상기 제1 신경망과 제2 신경망의 출력값 및 이전 은닉 상태(hidden state)를 통합(concatenation)하여 통합 벡터를 구축할 수 있다. 통합 벡터를 구축하는 동작은 전술한 통합 벡터를 구축하는 단계(S300)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0099] 신경망을 학습시키는 동작은 전술한 제3 신경망을 학습시키는 단계(S500)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0100] 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 동작은 통합 벡터를 일정한 시간 간격을 가지는 부분 벡터로 나누고, 부분 벡터를 시계열 순서에 따라 차례대로 학습된 제3 신경망에 입력하여 미래 시점의 시계열 데이터를 예측할 수 있다. 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 동작은 전술한 미래 시점의 시계열 데이터를 예측하는 단계(S700)에서 수행되는 동작을 의미한다.
- [0101] 도 8는 본 발명의 실시예에 따른 컴퓨팅 환경의 개략도를 나타낸다.
- [0102] 본 개시가 일반적으로 컴퓨팅 장치에 의해 구현될 수 있는 것으로 전술되었지만, 당업자라면 본 개시가 하나 이상의 컴퓨터 상에서 실행될 수 있는 컴퓨터 실행가능 명령어 및/또는 기타 프로그램 모듈들과 결합되어 및/또는

하드웨어와 소프트웨어의 조합으로써 구현될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

- [0103] 일반적으로, 프로그램 모듈은 특정의 태스크를 수행하거나 특정의 추상 데이터 유형을 구현하는 루틴, 프로그램, 컴포넌트, 데이터 구조, 기타 등등을 포함한다. 또한, 당업자라면 본 개시의 방법이 단일-프로세서 또는 멀티프로세서 컴퓨터 시스템, 미니컴퓨터, 메인프레임 컴퓨터는 물론 퍼스널 컴퓨터, 핸드헬드(handheld) 컴퓨팅 장치, 마이크로프로세서-기반 또는 프로그램가능 가전 제품, 기타 등등(이들 각각은 하나 이상의 연관된 장치와 연결되어 동작할 수 있음)을 비롯한 다른 컴퓨터 시스템 구성으로 실시될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.
- [0104] 본 개시의 설명된 실시예들은 또한 어떤 태스크들이 통신 네트워크를 통해 연결되어 있는 원격 처리 장치들에 의해 수행되는 분산 컴퓨팅 환경에서 실시될 수 있다. 분산 컴퓨팅 환경에서, 프로그램 모듈은 로컬 및 원격 메모리 저장 장치 둘 다에 위치할 수 있다.
- [0105] 컴퓨터는 통상적으로 다양한 컴퓨터 판독가능 매체를 포함한다. 컴퓨터에 의해 액세스 가능한 매체는 그 어떤 것이든지 컴퓨터 판독가능 매체가 될 수 있고, 이러한 컴퓨터 판독가능 매체는 휘발성 및 비휘발성 매체, 일시적(transitory) 및 비일시적(non-transitory) 매체, 이동식 및 비-이동식 매체를 포함한다. 제한이 아닌 예로서, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 판독가능 저장 매체 및 컴퓨터 판독가능 전송 매체를 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보를 저장하는 임의의 방법 또는 기술로 구현되는 휘발성 및 비휘발성 매체, 일시적 및 비-일시적 매체, 이동식 및 비이동식 매체를 포함한다. 컴퓨터 판독가능 저장 매체는 RAM, ROM, EEPROM, 플래시 메모리 또는 기타 메모리 기술, CD-ROM, DVD(digital video disk) 또는 기타 광 디스크 저장 장치, 자기 카세트, 자기 테이프, 자기 디스크 저장 장치 또는 기타 자기 저장 장치, 또는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있고 원하는 정보를 저장하는 데 사용될 수 있는 임의의 기타 매체를 포함하지만, 이에 한정되지 않는다.
- [0106] 컴퓨터 판독가능 전송 매체는 통상적으로 반송파(carrier wave) 또는 기타 전송 메커니즘(transport mechanism)과 같은 피변조 데이터 신호(modulated data signal)에 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터 등을 구현하고 모든 정보 전달 매체를 포함한다. 피변조 데이터 신호라는 용어는 신호 내에 정보를 인코딩하도록 그 신호의 특성들 중 하나 이상을 설정 또는 변경시킨 신호를 의미한다. 제한이 아닌 예로서, 컴퓨터 판독가능 전송 매체는 유선 네트워크 또는 직접 배선 접속(direct-wired connection)과 같은 유선 매체, 그리고 음향, RF, 적외선, 기타 무선 매체와 같은 무선 매체를 포함한다. 상술된 매체들 중 임의의 것의 조합도 역시 컴퓨터 판독가능 전송 매체의 범위 안에 포함되는 것으로 한다.
- [0107] 컴퓨터(1000)를 포함하는 본 개시의 여러가지 측면들을 구현하는 예시적인 환경이 나타나어져 있으며, 컴퓨터(1000)는 처리 장치(1020), 시스템 메모리(1030) 및 시스템 버스(1010)를 포함한다. 시스템 버스(1010)는 시스템 메모리(1030)(이에 한정되지 않음)를 비롯한 시스템 컴포넌트들을 처리 장치(1020)에 연결시킨다. 처리 장치(1020)는 다양한 상용 프로세서들 중 임의의 프로세서일 수 있다. 듀얼 프로세서 및 기타 멀티프로세서 아키텍처도 역시 처리 장치(1020)로서 이용될 수 있다.
- [0108] 시스템 버스(1010)는 메모리 버스, 주변장치 버스, 및 다양한 상용 버스 아키텍처 중 임의의 것을 사용하는 로컬 버스에 추가적으로 상호 연결될 수 있는 몇 가지 유형의 버스 구조 중 임의의 것일 수 있다. 시스템 메모리(1030)는 판독 전용 메모리(ROM)(1034) 및 랜덤 액세스 메모리(RAM)(1032)를 포함한다. 기본 입/출력 시스템(BIOS)은 ROM, EPROM, EEPROM 등의 비휘발성 메모리(1034)에 저장되며, 이 BIOS는 시동 중과 같은 때에 컴퓨터(1000) 내의 구성요소들 간에 정보를 전송하는 일을 돕는 기본적인 루틴을 포함한다. RAM(1032)은 또한 데이터를 캐싱하기 위한 정적 RAM 등의 고속 RAM을 포함할 수 있다.
- [0109] 컴퓨터(1000)는 또한 내장형 하드 디스크 드라이브(HDD)(1050)(예를 들어, EIDE, SATA)-이 내장형 하드 디스크 드라이브(1050)는 또한 적당한 새시(도시 생략) 내에서 외장형 용도로 구성될 수 있음-, 자기 플로피 디스크 드라이브(FDD)(1060)(예를 들어, 이동식 디스켓으로부터 판독을 하거나 그에 기록을 하기 위한 것임), 및 광 디스크 드라이브(1070)(예를 들어, CD-ROM 디스크를 판독하거나 DVD 등의 기타 고용량 광 매체로부터 판독을 하거나 그에 기록을 하기 위한 것임)를 포함한다. 하드 디스크 드라이브(1050), 자기 디스크 드라이브(1060) 및 광 디스크 드라이브(1070)는 각각 하드 디스크 드라이브 인터페이스, 자기 디스크 드라이브 인터페이스 및 광 드라이브 인터페이스에 의해 시스템 버스(1010)에 연결될 수 있다. 외장형 드라이브 구현을 위한 인터페이스는 USB(Universal Serial Bus) 및 IEEE 1394 인터페이스 기술 중 적어도 하나 또는 그 둘 다를 포함한다.
- [0110] 이들 드라이브 및 그와 연관된 컴퓨터 판독가능 매체는 데이터, 데이터 구조, 컴퓨터 실행가능 명령어, 기타 등등의 비휘발성 저장을 제공한다. 컴퓨터(1000)의 경우, 드라이브 및 매체는 임의의 데이터를 적당한 디지털 형

식으로 저장하는 것에 대응한다. 상기에서의 컴퓨터 판독가능 매체에 대한 설명이 HDD, 이동식 자기 디스크, 및 CD 또는 DVD 등의 이동식 광 매체를 언급하고 있지만, 당업자라면 zip 드라이브(zip drive), 자기 카세트, 플래쉬 메모리 카드, 카트리지, 기타 등등의 컴퓨터에 의해 판독가능한 다른 유형의 매체도 역시 예시적인 운영 환경에서 사용될 수 있으며 또 임의의 이러한 매체가 본 개시의 방법들을 수행하기 위한 컴퓨터 실행가능 명령어를 포함할 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0111] 운영 체제(1092), 하나 이상의 애플리케이션 프로그램(1094), 기타 프로그램 모듈(1096) 및 데이터베이스(1098)를 비롯한 다수의 프로그램 모듈이 드라이브 및 RAM(1032)에 저장될 수 있다. 운영 체제, 애플리케이션, 모듈 및/또는 데이터의 전부 또는 그 일부분이 또한 RAM(1032)에 캐싱될 수 있다. 본 개시가 여러가지 상업적으로 이용가능한 운영 체제 또는 운영 체제들의 조합에서 구현될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

[0112] 사용자는 하나 이상의 유선/무선 입력 장치(1042), 예를 들어, 키보드 및 마우스 등의 포인팅 장치를 통해 컴퓨터(1000)에 명령 및 정보를 입력할 수 있다. 기타 입력 장치(도시 생략)로는 마이크, IR 리모콘, 조이스틱, 게임 패드, 스타일러스 펜, 터치 스크린, 기타 등등이 있을 수 있다. 이들 및 기타 입력 장치가 종종 시스템 버스(1010)에 연결되어 있는 입출력 인터페이스(1040)를 통해 처리 장치(1020)에 연결되지만, 병렬 포트, IEEE 1394 직렬 포트, 게임 포트, USB 포트, IR 인터페이스, 기타 등등의 기타 인터페이스에 의해 연결될 수 있다.

[0113] 모니터 또는 다른 유형의 디스플레이 장치도 역시 비디오 어댑터 등의 인터페이스를 통해 시스템 버스(1010)에 연결된다. 모니터에 추가하여, 컴퓨터는 일반적으로 스피커, 프린터, 기타 등등의 기타 주변 출력 장치(도시 생략)를 포함한다.

[0114] 컴퓨터(1000)는 유선 및/또는 무선 통신을 통한 원격 컴퓨터(들)(1082) 등의 하나 이상의 원격 컴퓨터로의 논리적 연결을 사용하여 네트워크화된 환경에서 동작할 수 있다. 원격 컴퓨터(들)(1082)는 워크스테이션, 컴퓨팅 디바이스 컴퓨터, 라우터, 퍼스널 컴퓨터, 휴대용 컴퓨터, 마이크로프로세서-기반 오락 기기, 피어 장치 또는 기타 통상의 네트워크 노드일 수 있으며, 일반적으로 컴퓨터(1000)에 대해 기술된 구성요소들 중 다수 또는 그 전부를 포함할 수 있다. 논리적 연결은 근거리 통신망(LAN) 및/또는 더 큰 네트워크, 예를 들어, 원거리 통신망(WAN)에의 유선/무선 연결을 포함한다. 이러한 LAN 및 WAN 네트워킹 환경은 사무실 및 회사에서 일반적인 것이며, 인트라넷 등의 전사적 컴퓨터 네트워크(enterprise-wide computer network)를 용이하게 해주며, 이들 모두는 전세계 컴퓨터 네트워크, 예를 들어, 인터넷에 연결될 수 있다.

[0115] LAN 네트워킹 환경에서 사용될 때, 컴퓨터(1000)는 유선 및/또는 무선 통신 네트워크 인터페이스 또는 어댑터(미도시)를 통해 로컬 네트워크(미도시)에 연결된다. 어댑터(미도시)는 LAN(미도시)에의 유선 또는 무선 통신을 용이하게 해줄 수 있으며, 이 LAN(미도시)은 또한 무선 어댑터(미도시)와 통신하기 위해 그에 설치되어 있는 무선 액세스 포인트를 포함하고 있다. WAN 네트워킹 환경에서 사용될 때, 컴퓨터(1000)는 모뎀(미도시)을 포함할 수 있거나, WAN(미도시) 상의 통신 컴퓨팅 디바이스에 연결되거나, 또는 인터넷을 통하는 등, WAN(미도시)을 통해 통신을 설정하는 기타 수단을 갖는다. 내장형 또는 외장형 및 유선 또는 무선 장치일 수 있는 모뎀(미도시)은 직렬 포트 인터페이스(미도시)를 통해 시스템 버스(1010)에 연결된다. 네트워크화된 환경에서, 컴퓨터(1000)에 대해 설명된 프로그램 모듈들 또는 그의 일부분이 원격 메모리/저장 장치(미도시)에 저장될 수 있다. 도시된 네트워크 연결이 예시적인 것이며 컴퓨터들 사이에 통신 링크를 설정하는 기타 수단이 사용될 수 있다는 것을 잘 알 것이다.

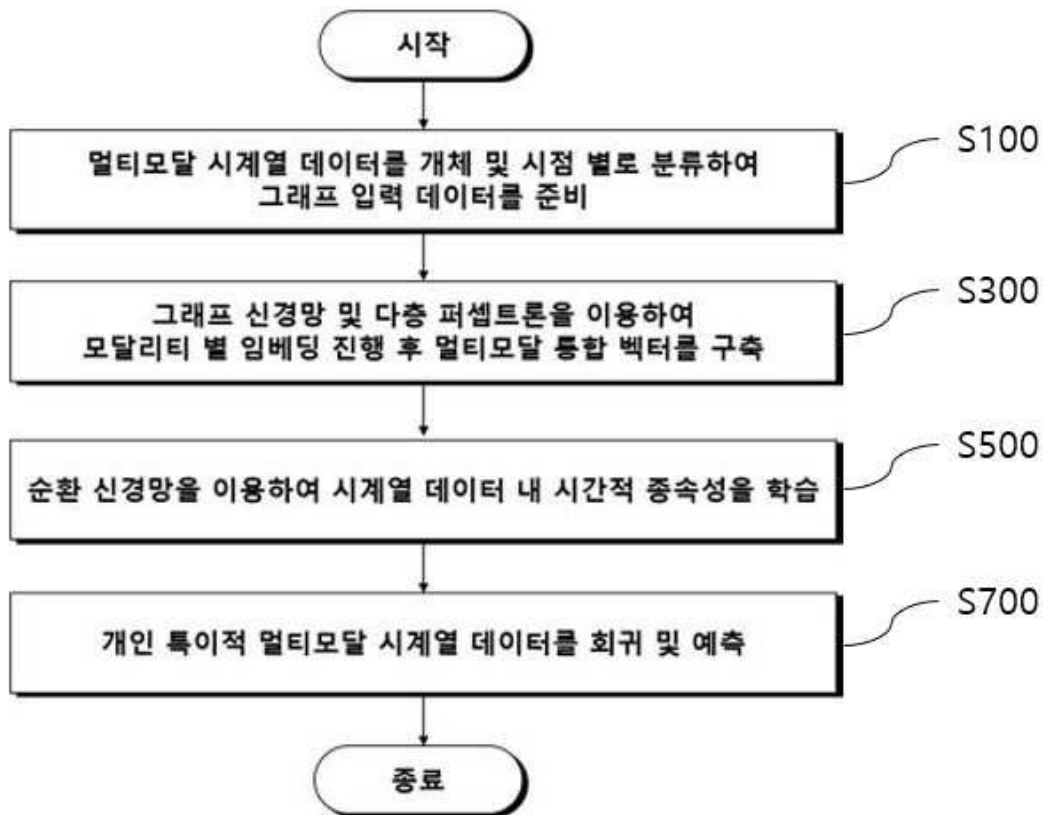
[0116] 컴퓨터(1000)는 무선 통신으로 배치되어 동작하는 임의의 무선 장치 또는 개체, 예를 들어, 프린터, 스캐너, 데스크톱 및/또는 휴대용 컴퓨터, PDA(portable data assistant), 통신 위성, 무선 검출가능 태그와 연관된 임의의 장비 또는 장소, 및 전화와 통신을 하는 동작을 한다. 이것은 적어도 Wi-Fi 및 블루투스 무선 기술을 포함한다. 따라서, 통신은 종래의 네트워크에서와 같이 미리 정의된 구조이거나 단순히 적어도 2개의 장치 사이의 애드혹 통신(ad hoc communication)일 수 있다.

[0117] Wi-Fi(Wireless Fidelity)는 유선 없이도 인터넷 등으로의 연결을 가능하게 해준다. Wi-Fi는 이러한 장치, 예를 들어, 컴퓨터가 실내에서 및 실외에서, 즉 기지국의 통화권 내의 아무 곳에서나 데이터를 전송 및 수신할 수 있게 해주는 셀 전화와 같은 무선 기술이다. Wi-Fi 네트워크는 안전하고 신뢰성 있으며 고속인 무선 연결을 제공하기 위해 IEEE 802.11(a, b, g, 기타)이라고 하는 무선 기술을 사용한다. 컴퓨터를 서로에, 인터넷에 및 유선 네트워크(IEEE 802.3 또는 이더넷을 사용함)에 연결시키기 위해 Wi-Fi가 사용될 수 있다. Wi-Fi 네트워크는 비인가 2.4 및 5GHz 무선 대역에서, 예를 들어, 11Mbps(802.11a) 또는 54 Mbps(802.11b) 데이터 레이트로 동작하거나, 양 대역(듀얼 대역)을 포함하는 제품에서 동작할 수 있다.

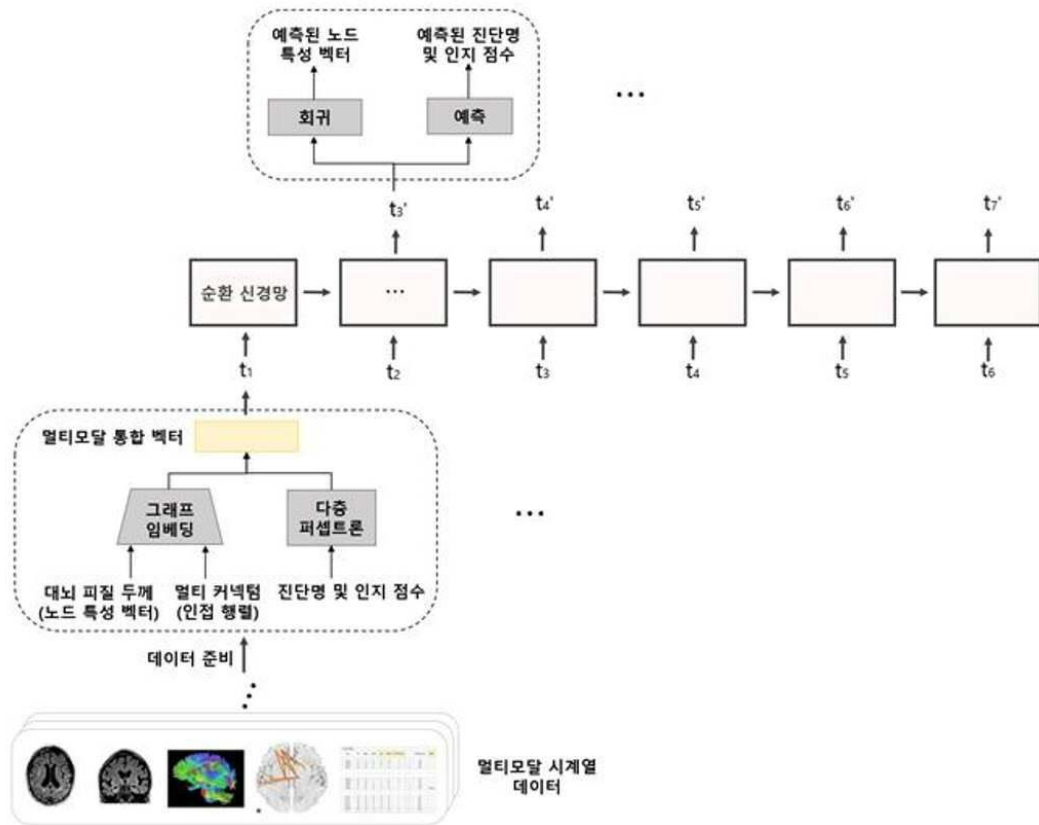
- [0118] 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 정보 및 신호들이 임의의 다양한 상이한 기술들 및 기법들을 이용하여 표현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 예를 들어, 위의 설명에서 참조될 수 있는 데이터, 지시들, 명령들, 정보, 신호들, 비트들, 심볼들 및 칩들은 전압들, 전류들, 전자기파들, 자기장들 또는 입자들, 광학장들 또는 입자들, 또는 이들의 임의의 결합에 의해 표현될 수 있다.
- [0119] 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 여기에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 다양한 예시적인 논리 블록들, 모듈들, 프로세서들, 수단들, 회로들 및 모델 단계들이 전자 하드웨어, (편의를 위해, 여기에서 소프트웨어로 지칭되는) 다양한 형태들의 프로그램 또는 설계 코드 또는 이들 모두의 결합에 의해 구현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 하드웨어 및 소프트웨어의 이러한 상호 호환성을 명확하게 설명하기 위해, 다양한 예시적인 컴포넌트들, 블록들, 모듈들, 회로들 및 단계들이 이들의 기능과 관련하여 위에서 일반적으로 설명되었다. 이러한 기능이 하드웨어 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 특정한 애플리케이션 및 전체 시스템에 대하여 부과되는 설계 제약들에 따라 좌우된다. 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 각각의 특정한 애플리케이션에 대하여 다양한 방식으로 설명된 기능을 구현할 수 있으나, 이러한 구현 결정들은 본 개시의 범위를 벗어나는 것으로 해석되어서는 안 될 것이다.
- [0120] 여기서 제시된 다양한 실시예들은 방법, 장치, 또는 표준 프로그래밍 및/또는 엔지니어링 기술을 사용한 제조 물품(article)으로 구현될 수 있다. 용어 제조 물품은 임의의 컴퓨터-판독가능 저장장치로부터 액세스 가능한 컴퓨터 프로그램, 캐리어, 또는 매체(media)를 포함한다. 예를 들어, 컴퓨터-판독가능 저장매체는 자기 저장 장치(예를 들면, 하드 디스크, 플로피 디스크, 자기 스트립, 등), 광학 디스크(예를 들면, CD, DVD, 등), 스마트 카드, 및 플래쉬 메모리 장치(예를 들면, EEPROM, 카드, 스틱, 키 드라이브, 등)를 포함하지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 또한, 여기서 제시되는 다양한 저장 매체는 정보를 저장하기 위한 하나 이상의 장치 및/또는 다른 기계-판독가능한 매체를 포함한다.
- [0121] 제시된 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조는 예시적인 접근들의 일례임을 이해하도록 한다. 설계 우선순위들에 기반하여, 본 개시의 범위 내에서 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조가 재배열될 수 있다는 것을 이해하도록 한다. 첨부된 방법 청구항들은 샘플 순서로 다양한 단계들의 엘리먼트들을 제공하지만 제시된 특정한 순서 또는 계층 구조에 한정되는 것을 의미하지는 않는다.
- [0122] 제시된 실시예들에 대한 설명은 임의의 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 개시를 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 개시의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이며, 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 개시는 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니라, 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.
- [0123] 이상에서 설명한 본 발명의 실시예는 장치 및 방법을 통해서만 구현이 되는 것은 아니며, 본 발명의 실시예의 구성에 대응하는 기능을 실현하는 프로그램 또는 그 프로그램이 기록된 기록 매체를 통해 구현될 수도 있다. 이러한 기록 매체는 서버뿐만 아니라 사용자 단말에서도 실행될 수 있다.
- [0124] 이상에서 본 발명의 실시예에 대하여 상세하게 설명하였지만 본 발명의 권리범위는 이에 한정되는 것은 아니고 다음의 청구범위에서 정의하고 있는 본 발명의 기본 개념을 이용한 당업자의 여러 변형 및 개량 형태 또한 본 발명의 권리범위에 속하는 것이다.

도면

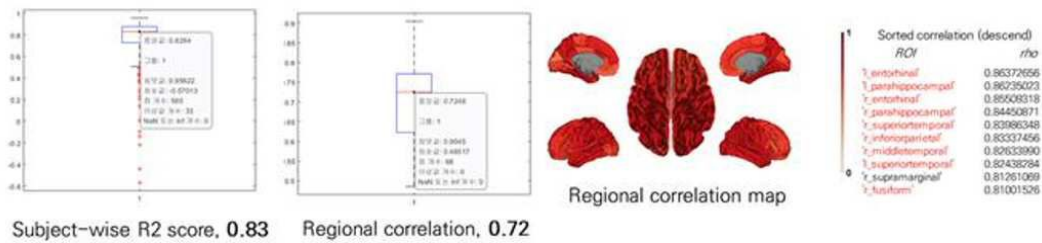
도면1



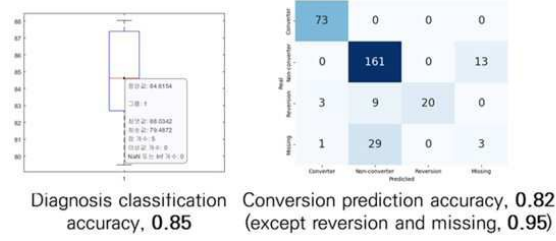
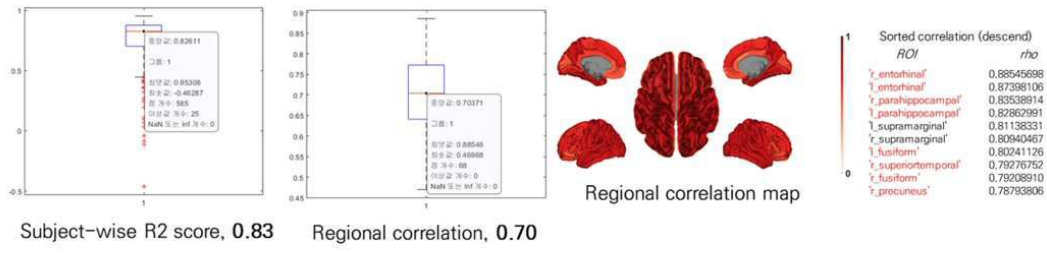
도면2



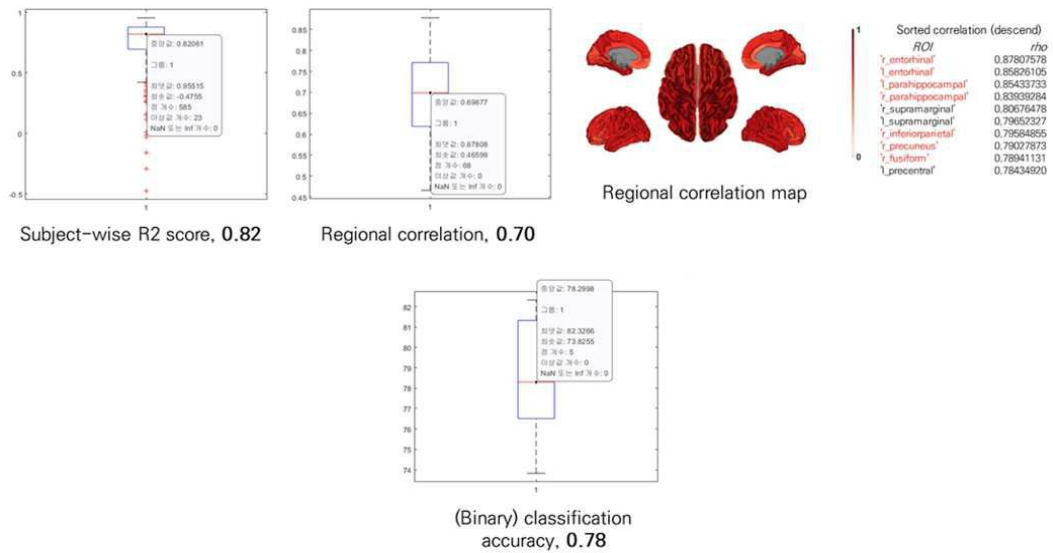
도면3



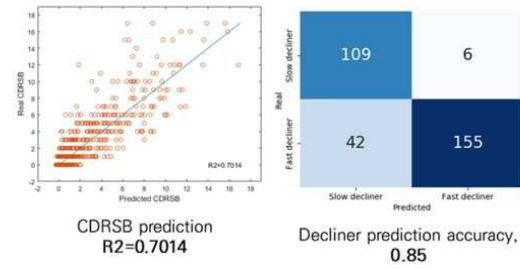
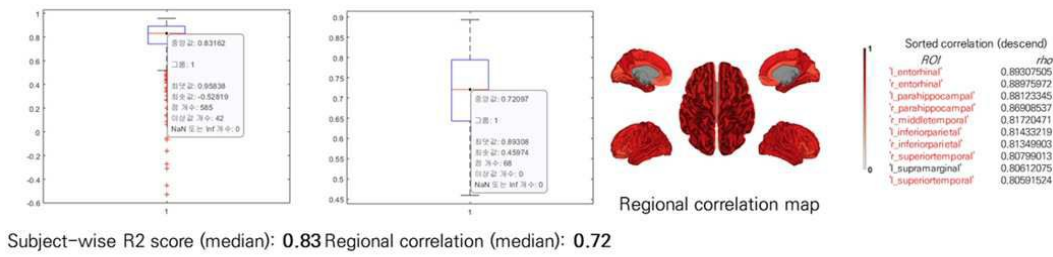
도면4



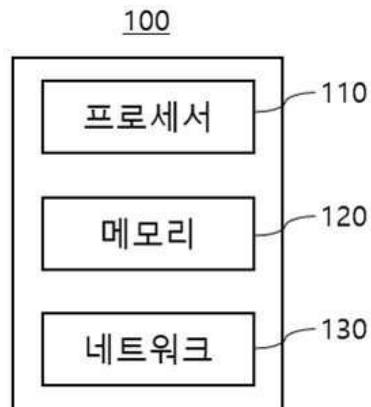
도면5



도면6



도면7



도면8

