



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0126548
(43) 공개일자 2024년08월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 30/00 (2024.01) A61B 5/055 (2006.01)
A61B 5/369 (2021.01) G06F 17/16 (2006.01)
G06N 3/0464 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)
G16H 50/00 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 30/00 (2024.01)
A61B 5/055 (2022.01)

(21) 출원번호 10-2023-0019142

(22) 출원일자 2023년02월14일

심사청구일자 2023년02월14일

(71) 출원인

고려대학교 산학협력단

서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)

(72) 발명자

이중환

서울특별시 종로구 평창문화로 140, 103동 1402호

강재언

서울특별시 성북구 고려대로12길 32, 302호

(74) 대리인

윤귀상

전체 청구항 수 : 총 8 항

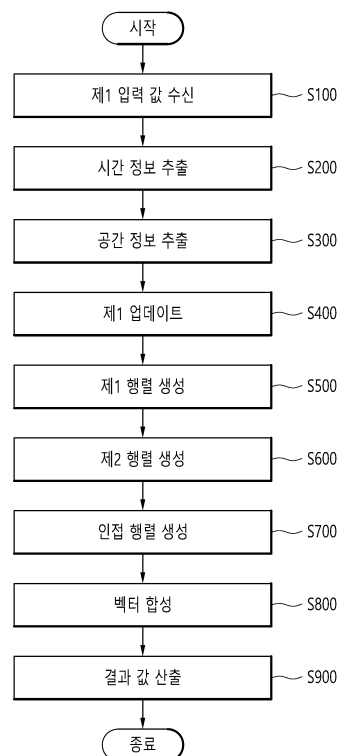
(54) 발명의 명칭 학습모델에 기반한 뇌 신호 및 영상 분석 방법 및 시스템

(57) 요약

본 발명은 딥러닝 모델 기반 학습장치의 동작방법으로서, fMRI(functional magnetic resonance imaging) 데이터 및 EEG(electroencephalography) 신호를 포함하는 제1 입력 값을 수신하는 단계, 상기 제1 입력 값의 시간 정보를 추출하는 단계, 상기 제1 입력 값의 공간 정보를 추출하는 단계, 상기 시간 정보 및 공간 정보를 제1 업데이트

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



트하는 단계, 상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 기초하여 구성된 노드들의 집합을 제2 업데이트 하여 제1 행렬을 생성하는 단계, 상기 제1 행렬에 기초하여 상기 노드들 간 거리를 계산하고, 정규화를 수행하여 제2 행렬을 생성하는 단계, 상기 제2 행렬에서 상기 노드들 간의 관련도 값이 임계 값 이상인 노드들을 선정하여 인접 행렬(adjacency matrix)을 생성하는 단계, 상기 인접 행렬 및 GAT(graph attention network) 모델에 기초하여 상기 노드들을 하나의 벡터로 합성하는 단계 및 상기 합성된 하나의 벡터 및 상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 선형 레이어(Linear Layer)를 적용하여 결과 값을 산출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

(52) CPC특허분류

A61B 5/369 (2022.01)

G06F 17/16 (2013.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

G16H 50/00 (2021.08)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711153514
과제번호	2021M3E5D2A01022515
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	미래뇌융합기술개발
연구과제명	뇌영상 및 유전체 빅데이터 통합분석을 위한 심층신경망 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2021.04.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711161173
과제번호	2017R1E1A1A01077288
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(전략공모 전략과제)
연구과제명	다중뇌영상 빅데이터와 딥러닝 인공지능 알고리즘 개발에 기반한 인지기능 모델 연
기 여 율	1/2
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2022.03.01 ~ 2022.10.31

구

명세서

청구범위

청구항 1

딥러닝 모델 기반 학습장치의 동작방법으로서,

fMRI(functional magnetic resonance imaging) 데이터 및 EEG(electroencephalography) 신호를 포함하는 제1 입력 값을 수신하는 단계;

상기 제1 입력 값의 시간 정보를 추출하는 단계;

상기 제1 입력 값의 공간 정보를 추출하는 단계;

상기 시간 정보 및 공간 정보를 제1 업데이트하는 단계;

상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 기초하여 구성된 노드들의 집합을 제2 업데이트 하여 제1 행렬을 생성하는 단계;

상기 제1 행렬에 기초하여 상기 노드들 간 거리를 계산하고, 정규화를 수행하여 제2 행렬을 생성하는 단계;

상기 제2 행렬에서 상기 노드들 간의 관련도 값이 임계 값 이상인 노드들을 선정하여 인접 행렬(adjacency matrix)을 생성하는 단계;

상기 인접 행렬 및 GAT(graph attention network) 모델에 기초하여 상기 노드들을 하나의 벡터로 합성하는 단계; 및

상기 합성된 하나의 벡터 및 상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 선형 레이어(Linear Layer)를 적용하여 결과 값을 산출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는, 딥러닝 모델 기반 학습장치의 동작방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 제1 입력 값은, 상기 fMRI 데이터의 ROI(Region of Interest) 개수 및 상기 fMRI 데이터의 길이로 구성되는 데이터 또는 상기 EEG 신호의 채널 개수 및 상기 EEG 신호의 길이로 구성되는 데이터인 것을 특징으로 하는, 딥러닝 모델 기반 학습장치의 동작방법.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

상기 제1 입력 값의 시간 정보는,

(1, 샘플링 레이트(sampling rate)/2)의 크기의 제1 컨볼루션(convolution) 커널에 기초하여 추출되는 것을 특징으로 하는, 딥러닝 모델 기반 학습장치의 동작방법.

청구항 4

청구항 3에 있어서,

상기 제1 입력 값의 공간 정보는,

(상기 fMRI 데이터의 ROI, 1)의 크기 또는 (상기 EEG 신호의 채널 수, 1)의 크기의 제2 컨볼루션 커널에 기초하여 추출되는 것을 특징으로 하는, 딥러닝 모델 기반 학습장치의 동작방법.

청구항 5

청구항 4에 있어서,

상기 제1 업데이트는,

상기 시간 정보 및 상기 공간 정보에 (1, 샘플링 레이트/8)의 크기의 제3 컨볼루션 커널 및 (1, 1)의 크기의 제4 컨볼루션 커널로 구성된 컨볼루션 레이어(convolution layer)를 적용하여 수행되는 것을 특징으로 하는, 딥러닝 모델 기반 학습장치의 동작방법.

청구항 6

청구항 5에 있어서,

상기 제1 행렬은,

하기 (수학식 1)에 기초하여 생성되는 것을 특징으로 하는, 딥러닝 모델 기반 학습장치의 동작방법.

(수학식 1)

$$G = \text{Tanh}(VW)$$

(여기서, G 는 제1 행렬, Tanh 는 Tanh 함수, V 는 시간 정보 및 공간 정보를 기초로 구성된 노드들을 집합, W 는 학습 가능한 파라미터의 집합임)

청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 제2 행렬은,

하기 (수학식 2)에 기초하여 수행되는 것을 특징으로 하는, 딥러닝 모델 기반 학습장치의 동작방법.

(수학식 2)

$$A = \text{Softmax}(GG^T)$$

(여기서, A 는 제2 행렬, Softmax 는 Softmax 함수이고, G^T 는 G 의 전치행렬임)

청구항 8

딥러닝 모델 기반 학습장치로서,

프로세서(processor); 및

상기 프로세서를 통해 실행되는 적어도 하나의 명령이 저장된 메모리(memory)를 포함하고,

상기 적어도 하나의 명령은, 상기 프로세서가:

fMRI(functional magnetic resonance imaging) 데이터 및 EEG(electroencephalography) 신호를 포함하는 제1 입력 값을 수신하고;

상기 제1 입력 값의 시간 정보를 추출하고;

상기 제1 입력 값의 공간 정보를 추출하고;

상기 시간 정보 및 공간 정보를 제1 업데이트하고;

상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 기초하여 구성된 노드들의 집합을 제2 업데이트 하여 제1 행렬을 생성하고;

상기 제1 행렬에 기초하여 상기 노드들 간 거리를 계산하고, 정규화를 수행하여 제2 행렬을 생성하고

상기 제2 행렬에서 상기 노드들 간의 관련도 값이 임계 값 이상인 노드들을 선정하여 인접 행렬(adjacency matrix)을 생성하고;

상기 인접 행렬 및 GAT(graph attention network) 모델에 기초하여 상기 노드들을 하나의 벡터로 합성하고; 그

리고

상기 합성된 하나의 벡터 및 상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 선형 레이어(Linear Layer)를 적용하여 결과 값을 산출하는 것을 특징으로 하는, 딥러닝 모델 기반 학습장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 학습모델에 기반한 뇌 신호 및 영상 분석 방법 및 시스템에 관한 것으로, 보다 상세하게는, 뇌 신호 및 영상을 딥러닝 모델을 이용하여 분석하는 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근 딥러닝 모델을 활용하여 뇌 신호 및 영상을 분석하고자 하는 연구가 지속적으로 수행되고 있다. 특히, EEG(electroencephalography), fMRI(Functional Magnetic Resonance Imaging), MEG(magnetoencephalography, 뇌자도), 그리고 PET(positron emission tomography, 양전자 단층촬영) 등은 비침습적(non-invasive)으로 데이터를 얻을 수 있는 이점이 있어 활발한 연구가 수행되고 있다.

[0003] 특히, 이 중 fMRI 신호와 EEG 신호 데이터들은 각각 높은 공간 해상도와 시간 해상도를 가지고 있다는 측면에서 장점이 있어 활용도가 점차 높아지고 있다. fMRI와 EEG 데이터의 시계열 신호를 이용하여 정신 질환, 운동 상상, 피로도(Drowsiness) 그리고 감정 등을 분류하는 과제는 단순히 분류하는 것에 그치지 않고, 과제와 관련된 뇌 활성 패턴을 이해하는데 도움을 줄 수 있다는 점에서 의미가 있다고 할 수 있다.

[0004] 한편, 뇌신호를 이용한 딥러닝 모델에서 해결해야 하는 점들 중 하나는 모델의 해석 가능성을 높여야 한다는 것이다. 임상 분야에서 활용되는 딥러닝 모델들의 가장 큰 문제점은 딥러닝 모델을 통하여 학습된 특징을 사용자가 정확하게 이해하기 어렵다는 점이다.

[0005] 즉, 딥러닝 모델이 높은 성능이 나타나더라도, 학습된 특징을 분석하기 힘든 딥러닝 모델은 실질적으로 활용도가 높지 않을 수 있다. 따라서 과제와 관련된 시간, 공간적 특징을 추출하고 이들을 이용하여 사용자에게 일목요연한 해석을 제공할 수 있는 학습모델 및 분석 방법이 필요하다고 볼 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 상기와 같은 문제점을 해결하기 위한 본 발명의 목적은 딥러닝 모델을 통한 패턴 분석을 용이하게 수행할 수 있는 뇌 신호 및 영상 분석 방법 및 시스템을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0007] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치의 동작방법은 fMRI(functional magnetic resonance imaging) 데이터 및 EEG(electroencephalography) 신호를 포함하는 제1 입력 값을 수신하는 단계, 상기 제1 입력 값의 시간 정보를 추출하는 단계, 상기 제1 입력 값의 공간 정보를 추출하는 단계, 상기 시간 정보 및 공간 정보를 제1 업데이트하는 단계, 상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 기초하여 구성된 노드들의 집합을 제2 업데이트 하여 제1 행렬을 생성하는 단계, 상기 제1 행렬에 기초하여 상기 노드들 간 거리를 계산하고, 정규화를 수행하여 제2 행렬을 생성하는 단계, 상기 제2 행렬에서 상기 노드들 간의 관련도 값이 임계 값 이상인 노드들을 선정하여 인접 행렬(adjacency matrix)을 생성하는 단계, 상기 인접 행렬 및 GAT(graph attention network) 모델에 기초하여 상기 노드들을 하나의 벡터로 합성하는 단계 및 상기 합성된 하나의 벡터 및 상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 선형 레이어(Linear Layer)를 적용하여 결과 값을 산출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0008] 또한, 상기 제1 입력 값은, 상기 fMRI 데이터의 ROI(Region of Interest) 개수 및 상기 fMRI 데이터의 길이로 구성되는 데이터 또는 상기 EEG 신호의 채널 개수 및 상기 EEG 신호의 길이로 구성되는 데이터인 것을 특징으로 한다.

[0009] 또한, 상기 제1 입력 값의 시간 정보는, $(1, \text{샘플링 레이트(sampling rate)}/2)$ 의 크기의 제1 컨볼루션(convolution) 커널에 기초하여 추출되는 것을 특징으로 한다.

[0010] 또한, 상기 제1 입력 값의 공간 정보는, (상기 fMRI 데이터의 ROI, 1)의 크기 또는 (상기 EEG 신호의 채널 수, 1)의 크기의 제2 컨볼루션 커널에 기초하여 추출되는 것을 특징으로 한다.

[0011] 또한, 상기 제1 업데이트는, 상기 시간 정보 및 상기 공간 정보에 (1, 샘플링 레이트/8)의 크기의 제3 컨볼루션 커널 및 (1, 1)의 크기의 제4 컨볼루션 커널로 구성된 컨볼루션 레이어(convolution layer)를 적용하여 수행되는 것을 특징으로 한다.

[0012] 또한, 상기 제1 행렬은, 하기 (수학식 1)에 기초하여 생성되는 것을 특징으로 한다.

[0013] (수학식 1)

$$G = \text{Tanh}(VW)$$

[0015] (여기서, G 는 제1 행렬, Tanh 는 Tanh 함수, V 는 시간 정보 및 공간 정보를 기초로 구성된 노드들을 집합, W 는 학습 가능한 파라미터의 집합임)

[0016] 또한, 상기 제2 행렬은, 하기 (수학식 2)에 기초하여 수행되는 것을 특징으로 한다.

[0017] (수학식 2)

$$A = \text{Softmax}(GG^T)$$

[0019] (여기서, A 는 제2 행렬, Softmax 는 Softmax 함수이고, G^T 는 G 의 전치행렬임)

[0020] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치는 프로세서(processor) 및 상기 프로세서를 통해 실행되는 적어도 하나의 명령이 저장된 메모리(memory)를 포함하고, 상기 적어도 하나의 명령은, 상기 프로세서가 fMRI(functional magnetic resonance imaging) 데이터 및 EEG(electroencephalography) 신호를 포함하는 제1 입력 값을 수신하고, 상기 제1 입력 값의 시간 정보를 추출하고, 상기 제1 입력 값의 공간 정보를 추출하고, 상기 시간 정보 및 공간 정보를 제1 업데이트하고, 상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 기초하여 구성된 노드들의 집합을 제2 업데이트 하여 제1 행렬을 생성하고, 상기 제1 행렬에 기초하여 상기 노드들 간 거리를 계산하고, 정규화를 수행하여 제2 행렬을 생성하고, 상기 제2 행렬에서 상기 노드들 간의 관련도 값이 임계 값 이상인 노드들을 선정하여 인접 행렬(adjacency matrix)을 생성하고, 상기 인접 행렬 및 GAT(graph attention network) 모델에 기초하여 상기 노드들을 하나의 벡터로 합성하고 그리고 상기 합성된 하나의 벡터 및 상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 선형 레이어(Linear Layer)를 적용하여 결과 값을 산출하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0021] 본 발명에 따른 학습모델에 기반한 뇌 신호 및 영상 분석 방법 및 시스템을 통하여 감정 분류, 정신 질환 예측 모델에서 분석의 정확성을 높일 수 있다.

[0022] 또한, 추출한 시간, 공간적인 특징들 간의 관계를 그래프 구조와 어텐션(attention) 기법을 이용하여 결과의 해석이 용이하게 수행되도록 수 있도록 할 수 있다. 또한, 어텐션(attention) 기법과 그래프 구조에 기초하여 특징들을 학습함으로써 이전의 모델들이 학습하지 못하였던 보다 복잡한 데이터의 특징들을 분류할 수 있고, 궁극적으로 모델의 성능을 향상시킬 수 있다. 또한, 운동 상상, 감정, 뇌 질환과 관련된 바이오 마커의 해석을 규명하는데 도움을 줄 수 있다.

[0023] 다만, 본 발명의 실시 예들에 따른 학습모델에 기반한 뇌 신호 및 영상 분석 방법 및 시스템이 달성할 수 있는 효과는 이상에서 언급한 것들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0024] 본 발명에 관한 이해를 돕기 위해 상세한 설명의 일부로 포함되는, 첨부도면은 본 발명에 대한 실시예를 제공하고, 상세한 설명과 함께 본 발명의 기술적 사상을 설명한다.

도 1은 본 발명에 따른 전체 시스템을 도시한 블록도이다.

도 2는 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습 장치의 동작방법을 도시한 순서도이다.

도 3은 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습 장치의 동작방법을 도시한 개념도이다.

도 4는 도 3의 S1의 일 실시예를 도시한 개념도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0025] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0026] 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는 이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.
- [0027] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.
- [0028] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0029] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 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 가진 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0030] 이하, 첨부한 도면들을 참조하여, 본 발명의 바람직한 실시예를 보다 상세하게 설명하고자 한다. 본 발명을 설명함에 있어 전체적인 이해를 용이하게 하기 위하여 도면상의 동일한 구성요소에 대해서는 동일한 참조부호를 사용하고 동일한 구성요소에 대해서 중복된 설명은 생략한다.
- [0032] 도 1은 본 발명에 따른 전체 시스템을 도시한 블록도이다.
- [0033] 도 1을 참조하면, 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 복수의 데이터들(데이터#1, 데이터#2, 데이터#3, ...)을 수신할 수 있고, 수신한 데이터들을 학습하여 서비스 제공을 위한 딥러닝 모델을 생성할 수 있다. 여기서 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 서버의 역할을 수행할 수 있다.
- [0034] 또한 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 네트워크(Network) (100)를 통하여 뇌 신호 연구자들 및 딥러닝 연구자들이 이용할 수 있는 서비스를 제공할 수 있다. 즉, 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 네트워크(100)를 통하여 서비스 수신자(200)에게 뇌 질환, 감정 분석 등과 관련된 서비스를 제공할 수 있다.
- [0035] 여기서 네트워크(100)는 복수의 단말 및 서버들과 같은 각각의 노드 상호 간에 정보 교환이 가능한 연결 구조를 의미하는 것일 수 있다. 이러한 네트워크는 WiFi(wireless fidelity)와 같은 무선인터넷, WiBro(wireless broadband internet) 또는 WiMax(world interoperability for microwave access)와 같은 휴대인터넷, GSM(global system for mobile communication) 또는 CDMA(code division multiple access)와 같은 2G 이동통신망, WCDMA(wideband code division multiple access) 또는 CDMA2000과 같은 3G 이동통신망, HSDPA(high speed downlink packet access) 또는 HSUPA(high speed uplink packet access)와 같은 3.5G 이동통신망,

LTE(long term evolution)망 또는 LTE-Advanced망과 같은 4G 이동통신망, 및 5G 이동통신망 등을 모두 포함할 수 있다.

[0037] 도 2는 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습 장치의 동작방법을 도시한 순서도이고, 도 3은 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습 장치의 동작방법을 도시한 개념도이다.

[0038] 도 2 및 도 3을 함께 참조하면, 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 fMRI(functional magnetic resonance imaging) 데이터 및 EEG(electroencephalography) 신호를 포함하는 제1 입력 값을 수신할 수 있다 (S100).

[0039] 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)에 입력되는 데이터인 제1 입력 값은 fMRI 및 EEG 신호의 시계열 데이터일 수 있다. 구체적으로, 제1 입력 값은 fMRI 데이터의 ROI(Region of Interest) 개수 및 EEG 신호의 길이로 구성되는 데이터 또는 EEG 신호의 채널 개수 및 EEG 신호의 길이로 구성되는 데이터일 수 있다. 즉, 입력되는 데이터가 fMRI 데이터인 경우에는 fMRI 데이터에 기반한 데이터가 입력되고, 입력되는 데이터가 EEG 신호인 경우에는 EEG 신호에 기반한 데이터가 입력될 수 있다, 또 다른 표현으로는(fMRI 데이터의 ROI 개수 또는 EEG의 채널 수) $\times$ (뇌 신호 길이) 크기의 시행(trial)(행렬 데이터)이 입력 값이 될 수 있다.

[0041] 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 제1 입력 값의 시간 정보를 추출할 수 있다(S200). 구체적으로, 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 (1, 샘플링 레이트(sampling rate)/2)의 크기의 제1 컨볼루션(convolution) 커널에 기초하여 제1 입력 값의 시간 정보를 추출할 수 있다.

[0042] 또한, 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 제1 입력 값의 공간 정보를 추출할 수 있다(S300). 구체적으로, 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 (fMRI 데이터의 ROI, 1)의 크기 또는 (상기 EEG 신호의 채널 수, 1)의 크기의 제2 컨볼루션 커널에 기초하여 제1 입력 값의 공간 정보를 추출할 수 있다. 이 때, 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 커널이 분류하고자 하는 과제와 연관성 높은 공간 특징들을 더 강건하게 추출하기 위하여 L1 정규화(Regularization)를 사용하여 중요한 공간적 특징들을 추출할 수 있도록 할 수 있다.

[0043] 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 EEGNet에 사용되는 컨볼루션 커널(convolution kernel)을 이용하여 시간 정보 및 공간 정보를 추출할 수 있다. EEGNet 모델은 CNN(Convolutional neural network, 합성곱 신경망) 기반의 모델로 운동 상상 과제(Motor imagery task)를 분류하는 데 사용될 수 있다. EEGNet 모델은 여러 과정들을 하나의 모델을 이용해서 가장 이상적인(optimal) 특징들을 추출할 수 있다. 시간축 합성곱(Temporal convolution)과 공간축 합성곱(Spatial convolution)을 통하여 추출된 EEG 신호 특징들은 최종적인 특징을 학습하는 세퍼러블 컨볼루션(Seperable convolution) 층을 거쳐 분류에 사용될 수 있다. 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 EEG 신호를 분류하기 위해 사용되었던 EEGNet 모델을 EEG 신호뿐만 아니라 fMRI 시계열 데이터의 분석에도 활용할 수 있다.

[0045] 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 시간 정보 및 공간 정보를 제1 업데이트할 수 있다(S400). 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 시간 정보 및 상기 공간 정보에 (1, 샘플링 레이트/8)의 크기의 제3 컨볼루션 커널 및 (1, 1)의 크기의 제4 컨볼루션 커널로 구성된 컨볼루션 레이어(convolution layer)를 적용하여 제1 업데이트를 수행할 수 있다.

[0047] 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 기초하여 구성된 노드들의 집합을 제2 업데이트 하여 제1 행렬을 생성할 수 있다(S500). S400 단계를 통하여 추출된 특징들은 그 래프에서 각각 하나의 노드를 구성할 수 있다. 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 각 노드의 집합(V)에 학습 가능한 파라미터의 집합(W)을 이용하여 업데이트하고, $Tanh$ 함수를 수행하여 업데이트된 행렬(G)을 생성할 수 있다.

[0048] 업데이트된 행렬인 제1 행렬(G)은 하기 (수학식 1)에 기초하여 생성될 수 있다.

[0049] (수학식 1)

$$G = \text{Tanh}(VW)$$

[0051] (수학식 1)에서, G 는 제1 행렬, V 는 시간 정보 및 공간 정보를 기초로 구성된 노드들을 집합, W 는 학습 가능한 파라미터의 집합을 의미할 수 있다.

[0053] 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 제1 행렬에 기초하여 노드들 간 거리를 계산하고, 정규화를 수행하여 제2 행렬을 생성할 수 있다(S600).

[0054] 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 S500 단계를 통해 생성된 업데이트된 행렬(G)에 내적을 수행하여 각 노드 특징 간의 거리를 계산할 수 있다. 이후, 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 Softmax 함수를 이용하여 정규화를 수행하여 제2 행렬(A)을 생성할 수 있다. 여기서, 제2 행렬(A)은, 하기 (수학식 2)에 기초하여 생성될 수 있다.

[0055] (수학식 2)

$$A = \text{Softmax}(GG^T)$$

[0057] (수학식 2)에서, A 는 제2 행렬, G^T 는 G 의 전치행렬일 수 있다. 여기서 생성된 제2 행렬(A)은 각 노드들 간 관련성을 나타내는 행렬일 수 있다.

[0059] 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 제2 행렬에서 상기 노드들 간의 관련도 값이 임계 값 이상인 노드들을 선정하여 인접 행렬(adjacency matrix)을 생성할 수 있다(S700).

[0060] 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 S600 단계를 통하여 생성된 제2 행렬(A)에서 각 노드들마다 관련성이 가장 높은 k 개의 노드들(즉, 관련도 값이 임계 값 이상인 노드들)을 선정하고, 나머지 값들은 0 이 되도록 하여 그래프의 인접행렬(adjacency matrix)을 구성할 수 있다. 이와 같이 구성된 그래프는 GAT 모델의 입력으로 제공될 수 있다.

[0062] 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 인접 행렬 및 GAT(graph attention network) 모델에 기초하여 노드들을 하나의 벡터로 합성할 수 있고(S800), 합성된 하나의 벡터 및 상기 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 선형 레이어(Linear Layer)를 적용하여 결과 값을 산출할 수 있다(S900).

[0063] 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 GAT 모델을 통해서 업데이트된 노드의 특징들은 하나의 벡터로 합성할 수 있고, 이전 단계의 세퍼러블 컨볼루션 레이어(Separable convolution layer)의 출력 값과 함께 분류를 위한 선형 레이어(Linear layer)를 거쳐 출력 값을 얻어낼 수 있다.

[0064] 즉, 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 이와 같은 방법을 통해서 분류하고자 하는 문제와 관련된 EEG 신호의 시간, 공간적 특징을 추출할 수 있고, 그래프 구조와 노드 간의 어텐션(attention)을 이용하여 보다 높은 성능이 나타나도록 할 수 있다.

[0065] GAT 모델은 GNN(Graph neural network, 그래프 신경망) 모델로 종래 GCN(Graph convolution network)를 개선한 모델일 수 있다. GAT 모델은 어텐션(attention) 기법을 이용하여 그래프 내의 인접한 노드(node)들의 관계를 학습하는 모델일 수 있다.

[0066] GAT 모델은 트랜스포머(Transformer) 등의 모델에서 사용된 셀프-어텐션(self-attention) 기법을 그래프 구조에 적용되도록 할 수 있다. GAT 모델은 노드 쌍들의 특징을 평행하게 학습할 수 있도록 하여 모델의 계산 과정이

효율적으로 수행되도록 할 수 있고, 서로 다른 정도(degree)를 가지는 노드들에 대해서도 학습이 용이하게 수행되도록 할 수 있다. 또한 GAT 모델은 노드들 간의 어텐션(attention)을 활용하여 노드 특징들의 연관성이 용이하게 파악되도록 할 수 있다.

[0067] 도 4는 도 3의 S1의 일 실시예를 도시한 개념도이다. 도 4를 참조하면, 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 GAT 모델을 통하여 그래프 노드 간의 연관성을 파악할 수 있고, 해당 영역에서 서로 높은 연관성이 나타난 뇌 신호 특징들을 분석하여 의도하는 결과 값을 용이하게 산출할 수 있다.

[0068] 이와 같이, 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치(1000)는 fMRI 및 EEG 데이터를 학습하여 뇌 신호의 시간, 공간적 특징을 추출할 수 있고, 해당 특징들 간의 연결성을 시각화 할 수 있는 GUI(Graphical User Interface)의 형태로 제공하여 분석이 더욱 용이하게 수행되도록 할 수 있다.

[0070] 한편, 본 발명에 따른 딥러닝 모델 기반 학습장치는 프로세서(processor); 및 프로세서를 통해 실행되는 적어도 하나의 명령이 저장된 메모리(memory)를 포함할 수 있고, 적어도 하나의 명령은, 프로세서가 fMRI(functional magnetic resonance imaging) 데이터 및 EEG(electroencephalography) 신호를 포함하는 제1 입력 값을 수신하고, 제1 입력 값의 시간 정보를 추출하고, 제1 입력 값의 공간 정보를 추출하고, 시간 정보 및 공간 정보를 제1 업데이트하고, 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 기초하여 구성된 노드들의 집합을 제2 업데이트 하여 제1 행렬을 생성하고, 제1 행렬에 기초하여 노드들 간 거리를 계산하고, 정규화를 수행하여 제2 행렬을 생성하고, 제2 행렬에서 노드들 간의 관련도 값이 임계 값 이상인 노드들을 선정하여 인접 행렬(adjacency matrix)을 생성하고, 인접 행렬 및 GAT(graph attention network) 모델에 기초하여 노드들을 하나의 벡터로 합성하고 그리고 합성된 하나의 벡터 및 제1 업데이트된 시간 정보 및 공간 정보에 선형 레이어(Linear Layer)를 적용하여 결과 값을 산출할 수 있다.

[0072] 본 발명의 실시예에 따른 방법의 동작은 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 컴퓨터가 읽을 수 있는 프로그램 또는 코드로서 구현하는 것이 가능하다. 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 컴퓨터 시스템에 의해 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록장치를 포함한다. 또한 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어 분산 방식으로 컴퓨터로 읽을 수 있는 프로그램 또는 코드가 저장되고 실행될 수 있다.

[0073] 또한, 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 롬(rom), 램(ram), 플래시 메모리(flash memory) 등과 같이 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있다. 프로그램 명령은 컴파일러(compiler)에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터(interpreter) 등을 사용해서 컴퓨터에 의해 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다.

[0074] 본 발명의 일부 측면들은 장치의 문맥에서 설명되었으나, 그것은 상응하는 방법에 따른 설명 또한 나타낼 수 있고, 여기서 블록 또는 장치는 방법 단계 또는 방법 단계의 특징에 상응한다. 유사하게, 방법의 문맥에서 설명된 측면들은 또한 상응하는 블록 또는 아이템 또는 상응하는 장치의 특징으로 나타낼 수 있다. 방법 단계들의 몇몇 또는 전부는 예를 들어, 마이크로프로세서, 프로그램 가능한 컴퓨터 또는 전자 회로와 같은 하드웨어 장치에 의해(또는 이용하여) 수행될 수 있다. 몇몇의 실시예에서, 가장 중요한 방법 단계들의 하나 이상은 이와 같은 장치에 의해 수행될 수 있다.

[0075] 실시예들에서, 프로그램 가능한 로직 장치(예를 들어, 필드 프로그램머블 게이트 어레이)가 여기서 설명된 방법들의 기능의 일부 또는 전부를 수행하기 위해 사용될 수 있다. 실시예들에서, 필드 프로그램머블 게이트 어레이는 여기서 설명된 방법들 중 하나를 수행하기 위한 마이크로프로세서와 함께 작동할 수 있다. 일반적으로, 방법들은 어떤 하드웨어 장치에 의해 수행되는 것이 바람직하다.

[0076] 이상 본 발명의 바람직한 실시예를 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허 청구의 범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

부호의 설명

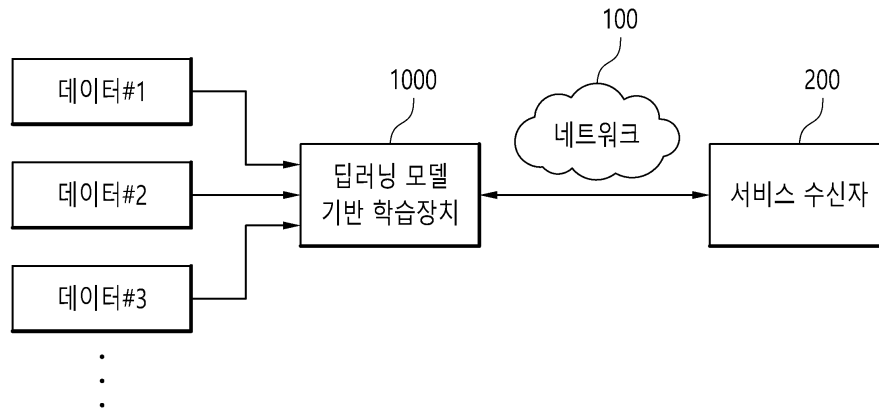
[0077] 1000: 딥러닝 모델 기반 학습 장치

100: 네트워크(Network)

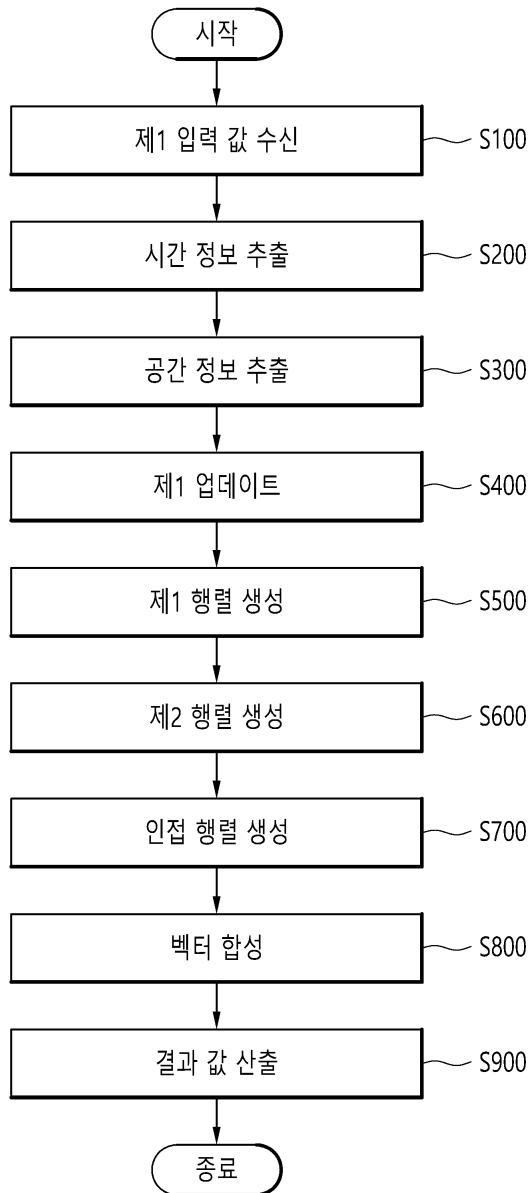
200: 서비스 수신자

도면

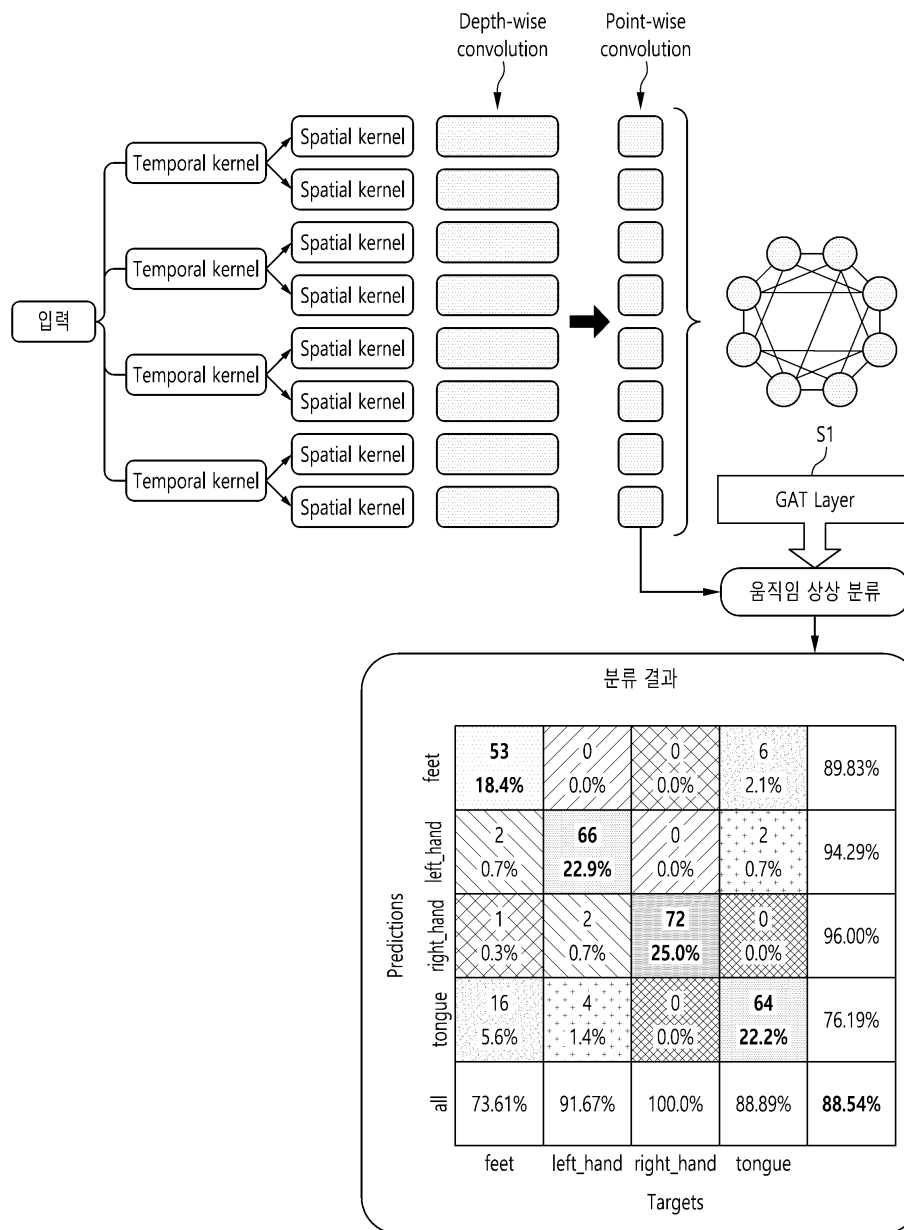
도면1



도면2



도면3



도면4

