

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2025-0025105
(43) 공개일자 2025년02월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2021.01) A61B 5/369 (2025.01)
G16H 50/20 (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/7267 (2013.01)
A61B 5/369 (2025.01)
(21) 출원번호 10-2023-0106124
(22) 출원일자 2023년08월14일
심사청구일자 2023년08월14일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
김태의
서울특별시 성북구 동소문로44길 17, 101동 1805호
한지웅
서울특별시 성동구 행당로 79, 105동 1508호
(74) 대리인
김준석, 박민욱

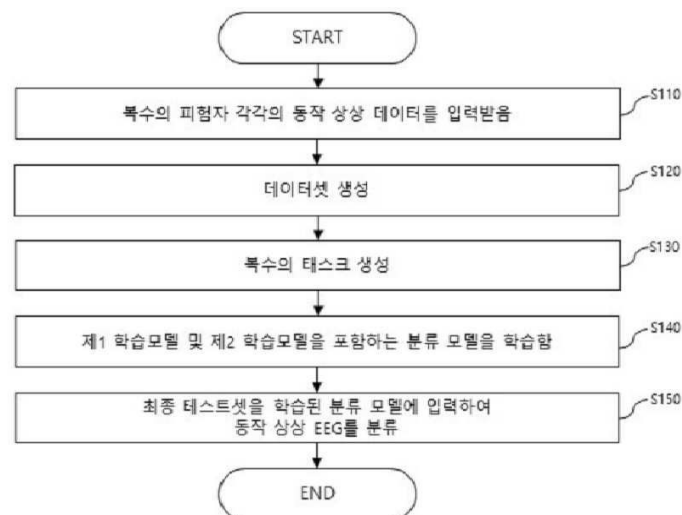
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 동작 상상 EEG 분류 장치 및 그 방법

(57) 요약

본 발명의 일 기술적 측면에 따른 동작 상상 EEG 분류 장치 및 그 방법에 관한 것으로, 동작 상상 EEG 분류 방법은 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 입력받는 단계; 상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 포함하는 데이터셋을 생성하는 단계; 상기 데이터셋에 포함된 복수의 동작 상상 데이터 중에서 하나의 동작 상상 데이터를 테스트셋으로 설정하고, 나머지 동작 상상 데이터를 트레이닝셋으로 설정하여 복수의 태스크를 생성하는 단계; 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 포함하는 분류 모델을 학습하되, 상기 복수의 태스크 각각에 해당하는 제1 학습모델을 학습하고, 복수의 제1 학습모델을 병합하여 하나의 제2 학습모델로 생성하여 상기 제2 학습모델을 학습하는 단계; 및 최종 테스트셋을 상기 학습된 분류 모델에 입력하여 동작 상상 EEG를 분류하는 단계;를 포함한다.

대표도 - 도5



(52) CPC특허분류

G16H 50/20 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193973
과제번호	2019-0-00079-005
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	인공지능대학원지원(고려대학교)
기 여 율	50/100
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193448
과제번호	2022-0-00871-002
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	사람중심인공지능핵심원천기술개발
연구과제명	(1세부) 인공지능 에이전트 협업기반 신경망 변이 및 지능 강화 기술 개발
기 여 율	50/100
과제수행기관명	한국전자통신연구원
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 입력받는 단계;

상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 포함하는 데이터셋을 생성하는 단계;

상기 데이터셋에 포함된 복수의 동작 상상 데이터 중에서 하나의 동작 상상 데이터를 테스트셋으로 설정하고, 나머지 동작 상상 데이터를 트레이닝셋으로 설정하여 복수의 태스크를 생성하는 단계;

제1 학습모델 및 제2 학습모델을 포함하는 분류 모델을 학습하되, 상기 복수의 태스크 각각에 해당하는 상기 제1 학습모델을 학습하고, 복수의 제1 학습모델을 병합하여 하나의 제2 학습모델로 생성하여 상기 제2 학습모델을 학습하는 단계; 및

최종 테스트셋을 상기 학습된 분류 모델에 입력하여 동작 상상 EEG를 분류하는 단계;

를 포함하는 동작 상상 EEG 분류 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 데이터셋을 생성하는 단계는,

가장 처음으로 입력된 동작 상상 데이터를 제외한 나머지 복수의 동작 상상 데이터를 모두 포함하는 데이터셋을 생성하는 것을 특징으로 하는 동작 상상 EEG 분류 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 가장 처음으로 입력된 동작 상상 데이터는,

상기 최종 테스트셋으로 설정되는 것을 특징으로 하는 동작 상상 EEG 분류 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 복수의 태스크를 생성하는 단계는,

상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 한 번씩 테스트셋으로 설정하여 상기 복수의 피험자의 수에 대응하는 복수의 태스크를 생성하는 것을 특징으로 하는 동작 상상 EEG 분류 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터는,

허 움직임, 오른손 움직임, 왼손 움직임, 양발 움직임 중에서 적어도 하나를 포함하는 뇌파인 것을 특징으로 하는 동작 상상 EEG 분류 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 복수의 제1 학습모델을 하나의 제2 학습모델로 생성하여 상기 제2 학습모델을 학습하는 단계는,

경사하강법을 이용하여 상기 분류 모델을 메타학습하는 것을 특징으로 하는 동작 상상 EEG 분류 방법.

청구항 7

복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 입력받는 입력부;

상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 포함하는 데이터셋을 생성하고, 상기 데이터셋에 포함된 복수의 동작 상상 데이터 중에서 하나의 동작 상상 데이터를 테스트셋으로 설정하며, 나머지 동작 상상 데이터를 트레이닝셋으로 설정하여 복수의 태스크를 생성하고, 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 포함하는 분류 모델을 학습하되, 상기 복수의 태스크 각각에 해당하는 상기 제1 학습모델을 학습하고, 복수의 제1 학습모델을 병합하여 하나의 제2 학습모델로 생성하여 상기 제2 학습모델을 학습하는 메타학습부; 및

최종 테스트셋을 상기 학습된 분류 모델에 입력하여 동작 상상 EEG를 분류하는 분류부;

를 포함하는 동작 상상 EEG 분류 장치.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 메타학습부는,

가장 처음으로 입력된 동작 상상 데이터를 제외한 나머지 복수의 동작 상상 데이터를 모두 포함하는 데이터셋을 생성하는 것을 특징으로 하는 동작 상상 EEG 분류 장치.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 가장 처음으로 입력된 동작 상상 데이터는,

상기 최종 테스트셋으로 설정되는 것을 특징으로 하는 동작 상상 EEG 분류 장치.

청구항 10

제7항에 있어서,

상기 메타학습부는,

상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 한 번씩 테스트셋으로 설정하여 상기 복수의 피험자의 수에 대응하는 복수의 태스크를 생성하는 것을 특징으로 하는 동작 상상 EEG 분류 장치.

청구항 11

제7항에 있어서,

상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터는,

허 움직임, 오른손 움직임, 왼손 움직임, 양발 움직임 중에서 적어도 하나를 포함하는 뇌파인 것을 특징으로 하는 동작 상상 EEG 분류 장치.

청구항 12

제7항에 있어서,

상기 메타학습부는,

경사하강법을 이용하여 상기 분류 모델을 메타학습하는 것을 특징으로 하는 동작 상상 EEG 분류 장치.

발명의 설명**기술 분야**

본 발명은 동작 상상 EEG 분류 장치 및 그 방법에 관한 것이다.

[0001]

배경 기술

- [0002] 일반적으로, 뇌-컴퓨터 인터페이스(Brain-Computer Interface, BCI)는 사람의 뇌와 컴퓨터 사이의 직접적인 상호작용을 하는 방식으로, 사람의 뇌 활동을 감지하고 이를 해석하여 컴퓨터와 통신하도록 설계된 시스템이다.
- [0003] BCI 시스템은 일반적으로 뇌파, 신경 활동, 근전도, 혈류 등과 같은 생체신호를 측정하고 해석하는 센서를 사용하는데, 뇌의 활동을 가장 직접적으로 알 수 있는 방식 중 하나인 뇌파를 이용한 연구가 매우 활발하게 이루어지고 있다.
- [0004] 특히, 동작 상상(Motor Imagery) BCI는 사용자의 뇌파 신호를 분석하여 사용자가 특정 동작을 상상할 때 발생하는 특정 뇌 활동 패턴을 감지하고 해석하는 것을 의미한다.
- [0005] 사용자는 머릿속에서 손가락 움직임, 손목 회전, 혀의 움직임 등의 특정 동작을 생생하게 상상하고, 이러한 상상된 동작은 뇌에서 일련의 신경 신호로 변환되며, BCI 시스템은 이러한 신호를 캡처하고 해석하여 사용자의 의도를 이해하게 된다.
- [0006] 이때, 주로 EEG(Electroencephalography) 데이터가 사용되는데, 두개골에 부착된 전극을 통해 뇌의 전기 신호를 감지하고 기록하는 비침습적인 방법을 이용하여 획득될 수 있다.
- [0007] 동작 상상과 관련된 뇌파 신호를 분석하고 해석하는 방법에는 주파수 도메인 분석, 시간-주파수 분석, 사건관련 전위(event-related potential, ERP) 등의 방법이 있다.
- [0008] 최근에는 머신러닝과 딥러닝과 같은 현대적인 기술들도 함께 사용되어 동작 상상 뇌파 연구는 더욱 발전하고 있으며, 머신러닝과 딥러닝 기술은 이전에 비해 뇌파 신호를 더욱 안정적이며 정확하게 분석할 수 있도록 도움을 주고 있다.
- [0009] 하지만, 뇌파 분석은 피험자의 변동성(Subject variability)의 문제점으로 인해 어려움을 겪고 있다.
- [0010] 피험자의 변동성이란 동일한 실험 과제에 대해 서로 다른 개인의 뇌에서 생성되는 EEG 신호는 차이를 보일 수 있는 현상을 말하며, 이로 인해 데이터 간의 비교와 일반화가 어려워질 수 있다.
- [0011] 또한, 개개인의 뇌 해부학적, 뇌파의 개인적 차이뿐만 아니라 피부 및 머리 체형의 차이, 피로 및 집중도의 변동성 등으로부터 피험자의 변동성이 발생할 수 있고, 인간의 생리적 활동으로 인해 잡음이 발생할 수 있다.
- [0012] 이러한 변동성 및 잡음은 신호 처리, 생체 인식, 생리학적 연구 등 다양한 분야에서 고려되어야 하나, 종래에서는 피험자의 변동성 및 잡음을 고려하지 않고, 모든 데이터를 하나의 커다란 데이터셋으로 간주하여 학습모델을 훈련시켜 데이터간의 변동성이 매우 큰 문제가 있었다.
- [0013] 이로 인해, 데이터에 존재하는 동작 상상과 관련된 뇌파를 학습모델이 정확히 학습하기 어려운 문제가 있었다.

선행기술문헌

비특허문헌

- [0014] (비특허문헌 0001) Accepted manuscript IEEE/EMBS Neural Engineering (NER) 2021 ("Model-Agnostic Meta-Learning for EEG Motor Imagery Decoding in Brain-Computer-Interfacing", Denghao Li, Pablo Ortega, Xiaoxi Wei and Aldo Faisal, 공개일자: 2021.03.10)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0015] 본 발명은 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 이용하여 동작 상상에 대한 뇌파를 분류하는 동작 상상 EEG 분류 장치 및 그 방법을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

- [0016] 상술한 과제를 해결하기 위하여 동작 상상 EEG 분류 장치 및 그 방법이 제공된다.

- [0017] 동작 상상 EEG 분류 방법은 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 입력받는 단계; 상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 포함하는 데이터셋을 생성하는 단계; 상기 데이터셋에 포함된 복수의 동작 상상 데이터 중에서 하나의 동작 상상 데이터를 테스트셋으로 설정하고, 나머지 동작 상상 데이터를 트레이닝셋으로 설정하여 복수의 태스크를 생성하는 단계; 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 포함하는 분류 모델을 학습하되, 상기 복수의 태스크 각각에 해당하는 상기 제1 학습모델을 학습하고, 복수의 제1 학습모델을 병합하여 하나의 제2 학습모델로 생성하여 상기 제2 학습모델을 학습하는 단계; 및 최종 테스트셋을 상기 학습된 분류 모델에 입력하여 동작 상상 EEG를 분류하는 단계;를 포함한다.
- [0018] 일 실시예에서, 상기 데이터셋을 생성하는 단계는, 가장 처음으로 입력된 동작 상상 데이터를 제외한 나머지 복수의 동작 상상 데이터를 모두 포함하는 데이터셋을 생성하는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0019] 일 실시예에서, 상기 가장 처음으로 입력된 동작 상상 데이터는, 상기 최종 테스트셋으로 설정되는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0020] 일 실시예에서, 상기 복수의 태스크를 생성하는 단계는, 상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 한 번씩 테스트셋으로 설정하여 상기 복수의 피험자의 수에 대응하는 복수의 태스크를 생성하는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0021] 일 실시예에서, 상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터는, 허 움직임, 오른손 움직임, 왼손 움직임, 양발 움직임을 적어도 하나를 포함하는 뇌파인 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0022] 일 실시예에서, 상기 복수의 제1 학습모델을 하나의 제2 학습모델로 생성하여 상기 제2 학습모델을 학습하는 단계는, 경사하강법을 이용하여 상기 분류 모델을 메타학습하는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0023] 동작 상상 EEG 분류 장치는 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 입력받는 입력부; 상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 포함하는 데이터셋을 생성하고, 상기 데이터셋에 포함된 복수의 동작 상상 데이터 중에서 하나의 동작 상상 데이터를 테스트셋으로 설정하며, 나머지 동작 상상 데이터를 트레이닝셋으로 설정하여 복수의 태스크를 생성하고, 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 포함하는 분류 모델을 학습하되, 상기 복수의 태스크 각각에 해당하는 상기 제1 학습모델을 학습하고, 복수의 제1 학습모델을 병합하여 하나의 제2 학습모델로 생성하여 상기 제2 학습모델을 학습하는 메타학습부; 및 최종 테스트셋을 상기 학습된 분류 모델에 입력하여 동작 상상 EEG를 분류하는 분류부;를 포함한다.
- [0024] 일 실시예에서, 상기 메타학습부는, 가장 처음으로 입력된 동작 상상 데이터를 제외한 나머지 복수의 동작 상상 데이터를 모두 포함하는 데이터셋을 생성하는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0025] 일 실시예에서, 상기 가장 처음으로 입력된 동작 상상 데이터는, 상기 최종 테스트셋으로 설정되는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0026] 일 실시예에서, 상기 메타학습부는, 상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 한 번씩 테스트셋으로 설정하여 상기 복수의 피험자의 수에 대응하는 복수의 태스크를 생성하는 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0027] 일 실시예에서, 상기 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터는, 허 움직임을, 오른손 움직임을, 왼손 움직임을, 양발 움직임을 적어도 하나를 포함하는 뇌파인 것을 특징으로 할 수 있다.
- [0028] 일 실시예에서, 상기 메타학습부는, 경사하강법을 이용하여 상기 분류 모델을 메타학습하는 것을 특징으로 할 수 있다.

발명의 효과

- [0029] 본 발명의 일 실시형태에 따르면, 메타학습을 기반으로 복수의 피험자의 동작 상상 데이터 각각에 대응하는 태스크가 만들어지므로, 태스크에 대응하는 각각의 제1 학습모델을 하나의 제2 학습모델로 학습시킬 수 있어 더욱 높은 정확성을 획득할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0030] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 동작 상상 EEG 분류 장치를 설명하기 위한 블록도이다.
- 도 2는 태스크를 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 메타학습 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 동작 상상 EEG를 분류하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 동작 상상 EEG 분류 방법을 설명하기 위한 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0031] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.
- [0032] 본 명세서에서 사용되는 용어에 대해 간략히 설명하고, 본 발명에 대해 구체적으로 설명하기로 한다.
- [0033] 본 발명에서 사용되는 용어는 본 발명에서의 기능을 고려하면서 가능한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어들을 선택하였으나, 이는 당 분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 관례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 또한, 특정한 경우는 출원인이 임의로 선정한 용어도 있으며, 이 경우 해당되는 발명의 설명 부분에서 상세히 그 의미를 기재할 것이다. 따라서 본 발명에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌, 그 용어가 가지는 의미와 본 발명의 전반에 걸친 내용을 토대로 정의되어야 한다.
- [0034] 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 있음을 의미한다. 또한, 명세서에서 사용되는 "부", "모듈", "유닛" 등의 용어는 적어도 하나의 기능 또는 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 소프트웨어, FPGA 또는 ASIC과 같은 하드웨어 구성요소, 또는 소프트웨어와 하드웨어의 결합으로 구현될 수 있다. 그렇지만 "부", "모듈", "유닛" 등의 용어가 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니다. "부", "모듈", "유닛" 등은 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다. 따라서, 일 예로서 "부", "모듈", "유닛" 등의 용어는 소프트웨어 구성요소들, 객체지향 소프트웨어 구성요소들, 클래스 구성요소들 및 태스크 구성요소들과 같은 구성요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로 코드, 회로, 데이터, 데이터베이스, 데이터 구조들, 테이블들, 어레이들 및 변수들을 포함한다.
- [0035] 아래에서는 첨부한 도면을 참고하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략한다.
- [0036] "제1", "제2" 등과 같이 서수를 포함하는 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 구성 요소들은 용어들에 의해 한정되지는 않는다. 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 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 항목들 중의 어느 하나의 항목을 포함한다.
- [0038] 이하, 도면을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 동작 상상 EEG 분류 장치를 설명하도록 한다.
- [0039] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 동작 상상 EEG 분류 장치를 설명하기 위한 블록도이다.
- [0040] 동작 상상 EEG 분류 장치(1)는 입력부(100), 메타학습부(200), 분류부(300), 출력부(400), 저장부(500) 및 통신부(600)를 포함한다.
- [0041] 입력부(100)는 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 입력받는다.
- [0042] 즉, 입력부(100)는 복수의 동작 상상 데이터를 입력받을 수 있다.
- [0043] 여기서, 동작 상상 데이터는 피험자가 실제로 몸을 움직이지 않고 물리적인 동작을 상상만 했을 경우의 뇌파를 기록한 데이터로, 허 움직임, 오른손 움직임, 왼손 움직임, 양발 움직임 중에서 적어도 하나를 포함하는 뇌파일 수 있다.

- [0044] 메타학습부(200)는 생성부(210) 및 모델학습부(220)를 포함할 수 있다.
- [0045] 생성부(210)는 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 포함하는 데이터셋을 생성한다.
- [0046] 또한, 생성부(210)는 데이터셋에 포함된 복수의 동작 상상 데이터 중에서 하나의 동작 상상 데이터를 테스트셋으로 설정하고, 나머지 동작 상상 데이터를 트레이닝셋으로 설정하여 복수의 태스크(Task)를 생성한다.
- [0047] 도 2는 태스크를 설명하기 위한 도면이다.
- [0048] 도 2에서 도시한 바와 같이, 생성부(210)는 복수의 동작 상상 데이터를 이용하여 데이터셋을 생성할 수 있고, 데이터셋을 이용하여 복수의 태스크를 생성할 수 있다.
- [0049] 더욱 자세하게는, 예를 들어, 복수의 피험자가 9명이고, 복수의 피험자 각각에 대한 제1 내지 제9 동작 상상 데이터가 있으면, 생성부(210)는 복수의 동작 상상 데이터 중에서 가장 처음으로 입력되는 제1 동작 상상 데이터(Subject 01, S01)를 제외한 나머지 복수의 동작 상상 데이터(제2 동작 상상 데이터(S02) 내지 제9 동작 상상 데이터(S09))를 모두 포함하는 데이터셋을 생성할 수 있다.
- [0050] 그리고, 생성부(210)는 가장 처음으로 입력되는 제1 동작 상상 데이터를 최종 테스트셋으로 설정할 수 있다.
- [0051] 즉, 생성부(210)는 최종 테스트셋(가장 처음으로 입력된 동작 상상 데이터)을 제외한 나머지 제2 내지 제9 동작 상상 데이터(S02 내지 S09)를 포함하는 하나의 데이터셋을 생성할 수 있다.
- [0052] 생성부(210)는 제2 내지 제9 동작 상상 데이터 중에서 하나의 동작 상상 데이터를 테스트셋으로 설정하고, 나머지 7개의 동작 상상 데이터를 트레이닝셋으로 설정하여 복수의 태스크를 생성할 수 있다.
- [0053] 이때, 생성부(210)는 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 한 번씩 테스트셋으로 설정할 수 있고, 복수의 피험자의 수에 대응하는 복수의 태스크를 생성할 수 있다.
- [0054] 그리고, 제1 내지 제9 동작 상상 데이터는 이미 알고 있는 데이터이나, 테스트셋 및 최종 테스트셋(S01)은 Unseen 데이터인 것으로 가정한다.
- [0055] 예를 들어, 도 2와 같이, 생성부(210)는 제2 동작 상상 데이터(S02)를 테스트셋으로 하는 제1 태스크(T_1)을 생성할 수 있고, 제3 동작 상상 데이터(S03)를 테스트셋으로 하는 제2 태스크(T_2)를 생성할 수 있으며, 이와 같은 방법으로, 제6 동작 상상 데이터(S06)를 테스트셋으로 하는 제5 태스크(T_5)를 생성할 수 있고, 제9 동작 상상 데이터(S09)를 테스트셋으로 하는 제8 태스크(T_8)까지 총 8개의 태스크를 생성할 수 있다.
- [0056] 본 발명의 일 실시예에서는 총 9개의 동작 상상 데이터를 이용하여 태스크를 생성한 것으로 설명하였으나, 동작 상상 데이터의 개수는 상황에 따라 달라질 수 있고, 동작 상상 데이터의 개수에 따라 태스크의 개수 또한 변경될 수 있다.
- [0057] 즉, 생성부(210)는 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터 중에서 하나의 테스트셋을 설정하여 각각의 테스트셋에 대한 복수의 태스크를 생성할 수 있다.
- [0058] 모델학습부(220)는 복수의 태스크를 분류 모델에 입력하여 동작 상상 EEG를 분류하도록 분류기를 학습한다.
- [0059] 이때, 분류기는 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 포함한다.
- [0060] 여기서, 분류 모델은 동작 상상 EEG를 분류하기 위한 모델을 나타낸다.
- [0061] 더욱 자세하게는, 모델학습부(220)는 복수의 태스크 각각에 해당하는 제1 학습모델을 학습하고, 복수의 제1 학습모델을 병합하여 하나의 제2 학습모델로 생성하여 제2 학습모델을 학습한다.
- [0062] 모델학습부(220)는 복수의 태스크 각각을 제1 학습모델에 입력하여 복수의 태스크 각각에 대응하는 손실값을 연산하고, 손실값을 제2 학습모델에 입력하여 초기 파라미터가 최적화되도록 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 학습할 수 있다.
- [0063] 모델학습부(220)는 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 포함하는 분류 모델을 메타학습할 수 있다.
- [0064] 이때, 본 발명의 일 실시예에서는 그래디언트 기반 메타학습을 이용하여 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 메타학습한 것으로 기술하였으나, '거리 기반 메타학습', '모델 기반 메타학습', '그래디언트 기반 메타학습'의 메타학습 방법을 이용하여 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 학습할 수도 있다.

- [0065] 도 3은 메타학습 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0066] 도 3에서 도시한 바와 같이, 모델학습부(220)는 각각의 태스크를 각각의 태스크에 대응하는 제1 학습모델에 입력하여 손실값을 산출하고, 각각의 손실값을 이용하여 제2 학습모델을 학습할 수 있다.
- [0067] 이때, 그래디언트 기반 메타학습은 경사하강법을 이용하여 학습하는 방법을 나타낸다.
- [0068] 모델학습부(220)는 경사하강법을 이용하여 딥러닝 모델을 기반으로 하는 각각의 태스크에 대응하는 제1 학습모델을 학습할 수 있다.
- [0069] 모델학습부(220)는 손실함수의 미분값을 경사하강법을 이용하여 제1 학습모델을 메타학습할 수 있다.
- [0070] 모델학습부(220)는 경사하강법을 이용하여 다음의 수학적 식 1을 통해 제i 태스크(T_i)의 손실값($L_{T_i} f(\theta)$)을 연산할 수 있다.
- [0071] 이때, 모델학습부(220)는 손실값($L_{T_i} f(\theta)$)이 최소화되도록 연산할 수 있다.

수학적 식 1

[0072]
$$\theta'_i = \theta - \alpha \nabla_{\theta} L_{T_i}(f(\theta))$$

- [0073] 여기서, θ 는 제2 학습모델을 통해 최적화된 초기 파라미터이고, α 는 학습률(Learning rate)이며, θ'_i 는 i번째 태스크에 대한 학습모델의 업데이트된 파라미터이고, i는 태스크의 개수를 나타낸다.
- [0074] 경사하강법을 반복적으로 수행하면, 수학적 식 1은 미리 지정된 횟수만큼 연산될 수 있다.
- [0075] 즉, 모델학습부(230)는 복수의 제1 학습모델 및 수학적 식 1을 이용하여 복수의 태스크 각각의 손실값을 연산하여 복수의 태스크 각각에 대한 제1 학습모델을 학습할 수 있다.
- [0076] 또한, 모델학습부(220)는 각각의 태스크에 대응하는 제1 학습모델들로부터 획득된 손실값들의 합을 연산할 수 있다.
- [0077] 다시 말해, 모델학습부(220)는 태스크 각각에 대한 제1 학습모델을 병합하여 하나의 제2 학습모델로 생성하여 제2 학습모델을 학습할 수 있다.
- [0078] 모델학습부(220)는 복수의 제1 학습모델로부터 산출된 손실값들의 합을 이용하여 다음의 수학적 식 2를 통해 초기 파라미터(θ)를 산출할 수 있다.
- [0079] 이때, 모델학습부(220)는 경사하강법을 이용하여 초기 파라미터(θ)를 산출할 수 있다.

수학적 식 2

[0080]
$$\theta \leftarrow \theta - \beta \nabla_{\theta} \sum_{i=1}^8 L_{T_i}(f(\theta'_i))$$

- [0081] 여기서, β 는 초기 파라미터(θ)를 구하기 위한 학습률을 나타낸다.
- [0082] 모델학습부(220)는 복수의 제1 학습모델을 통해 연산된 손실값을 제2 학습모델 및 수학적 식 2에 적용하여 최적화된 초기 파라미터(θ)를 산출할 수 있다.
- [0083] 모델학습부(220)는 산출된 초기 파라미터(θ)를 상기 수학적 식 1에 적용하여 각 태스크들의 손실값($L_{T_i} f(\theta)$)을 연산하고, 복수의 제1 학습모델로부터 산출된 손실값을 상기 수학적 식 2에 적용하여 제1 학습모델 및 수학적 식 1에서 사용되는 초기 파라미터(θ)를 산출할 수 있다.

- [0084] 이때, 모델학습부(220)는 1번째 태스크부터 i 번째 태스크까지의 제1 학습모델의 업데이트된 파라미터에 대한 손실값을 이용하여 초기 파라미터(θ)를 업데이트할 수 있다.
- [0085] 이와 같은 방법으로, 모델학습부(220)는 초기 파라미터(θ)가 최적화되도록 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 반복적으로 학습시킬 수 있다.
- [0086] 이때, 모델학습부(220)는 에포크 수만큼 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 반복 학습시킬 수 있다.
- [0087] 즉, 모델학습부(220)는 제2 내지 제9 동작 상상 데이터를 이용하여 생성된 각각의 태스크에 대한 제1 학습모델을 학습하고, 복수의 제1 학습모델을 하나의 제2 학습모델로 생성하여 제2 학습모델을 학습하며, 이후 반복적으로 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 이용하여 최적화된 초기 파라미터(θ)를 획득할 수 있다.
- [0088] 초기 파라미터(θ)가 최적화될수록, 동작 상상 EEG를 분류하기 위한 분류 모델의 성능이 향상될 수 있다.
- [0089] 분류부(300)는 최종 테스트셋을 학습된 분류 모델에 입력하여 동작 상상 EEG를 분류한다.
- [0090] 도 4는 동작 상상 EEG를 분류하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0091] 도 4에서 도시한 바와 같이, 분류부(300)는 가장 처음으로 입력된 제1 동작 상상 데이터(S01)를 학습된 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 포함하는 분류 모델에 입력하여 동작 상상 EEG를 분류할 수 있다.
- [0092] 이때, 동작 상상 EEG는 혀 움직임, 오른손 움직임, 왼손 움직임, 양발 움직임 중에서 적어도 하나일 수 있다.
- [0093] 출력부(400)는 분류부(300)로부터 분류된 동작 상상 EEG를 출력한다.
- [0094] 출력부(400)는 예를 들어, 디스플레이, 프린터 장치, 스피커 장치, 영상 출력 단자, 데이터 입출력 단자 또는 통신 모듈 등을 포함할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0095] 필요에 따라 출력부(400)는 입력부(100)와 일체형으로 마련되는 것도 가능하다.
- [0096] 저장부(500)는 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터, 데이터셋, 테스트셋, 트레이닝셋, 최종 테스트셋을 저장한다.
- [0097] 또한, 저장부(500)는 학습된 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 포함하는 분류 모델을 저장할 수 있다.
- [0098] 저장부(500)에 저장된 프로그램은, 프로그래머 등의 설계자에 의해 직접 작성 또는 수정된 후 저장부(500)에 저장된 것일 수도 있고, 다른 물리적 기록 매체(외장 메모리 장치나 콤팩트 디스크(CD) 등)으로부터 전달받아 저장된 것일 수도 있으며, 및/또는 유무선 통신 네트워크를 통해 접속 가능한 전자 소프트웨어 유통망을 통하여 획득 또는 갱신된 것일 수도 있다.
- [0099] 저장부(500)는, 주기억장치 및 보조기억장치 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 주기억장치는 예를 들어, 롬(ROM) 및/또는 램(RAM)과 같은 반도체 저장 매체를 이용하여 구현된 것일 수 있고, 보조기억장치는, 플래시 메모리 장치(솔리드 스테이트 드라이브(SSD, Solid State Drive) 등), SD(Secure Digital) 카드, 하드 디스크 드라이브(HDD, Hard Disc Drive), 콤팩트 디스크, 디브이디(DVD) 또는 레이저 디스크 등과 같이 데이터를 영구적 또는 반영구적으로 저장 가능한 장치를 기반으로 구현될 수 있다.
- [0100] 통신부(600)는 입력부(100), 메타학습부(200), 분류부(300)가 서로 데이터를 송수신할 수 있도록 연결할 수 있다.
- [0101] 통신부(600)는 유무선 통신망을 모두 포함한다. 가령 통신망으로서 유무선 인터넷망이 이용되거나 연동될 수 있다. 여기서 유선망은 케이블망이나 공중 전화망(PSTN)과 같은 인터넷망을 포함하는 것이고, 무선 통신망은 CDMA, WCDMA, GSM, EPC(Evolved Packet Core), LTE(Long Term Evolution), 와이브로(Wibro) 망, 5G 통신망 등을 포함하는 의미이다. 물론 본 발명의 실시예에 따른 통신부(600)는 이에 한정되는 것이 아니며, 향후 구현될 차세대 이동통신 시스템의 접속망으로서 가령 클라우드 컴퓨팅 환경하의 클라우드 컴퓨팅망, 5G망 등에 사용될 수 있다. 가령, 통신부(600)가 유선 통신망인 경우 통신망 내의 액세스포인트는 전화국의 교환국 등에 접속할 수 있지만, 무선 통신망인 경우에는 통신사에서 운영하는 SGSN 또는 GGSN(Gateway GPRS Support Node)에 접속하여 데이터를 처리하거나, BTS(Base Station Transmission), NodeB, e-NodeB 등의 다양한 중계기에 접속하여 데이터를 처리할 수 있다.

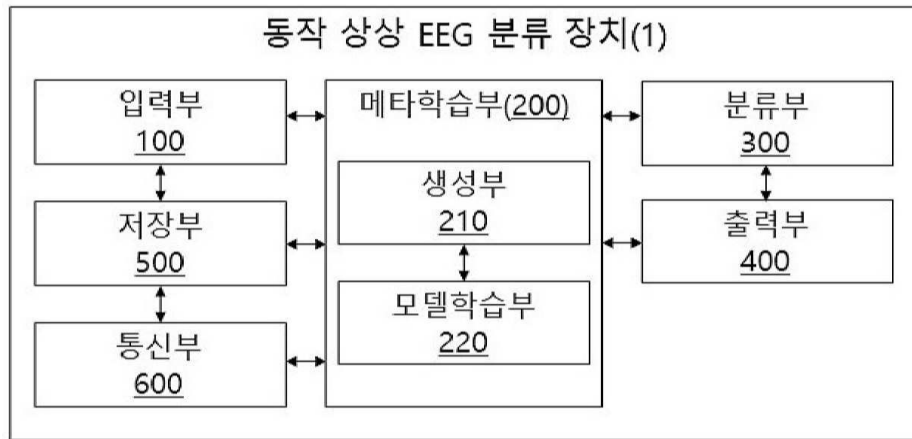
- [0103] 이하, 도면을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 동작 상상 EEG 분류 방법을 설명하도록 한다.
- [0104] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 동작 상상 EEG 분류 방법을 설명하기 위한 순서도이다.
- [0105] 입력부(100)는 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 입력받는다(S110).
- [0106] S110 단계는 도 1의 입력부(100)에서 이미 설명하였으므로, 중복된 설명은 생략한다.
- [0107] 생성부(210)는 복수의 피험자 각각의 동작 상상 데이터를 포함하는 데이터셋을 생성한다(S120).
- [0108] 생성부(210)는 데이터셋을 기초로 복수의 태스크를 생성한다(S130).
- [0109] 이때, 생성부(210)는 데이터셋에 포함된 복수의 동작 상상 데이터 중에서 하나의 동작 상상 데이터를 테스트셋으로 설정하고, 나머지 동작 상상 데이터를 트레이닝셋으로 설정하여 복수의 태스크를 생성할 수 있다.
- [0110] S120 및 S130 단계는 도 1의 생성부(210)에서 이미 설명하였으므로, 중복된 설명은 생략한다.
- [0111] 모델학습부(220)는 제1 학습모델과 제2 학습모델을 포함하는 분류 모델을 학습할 수 있다(S140).
- [0112] 모델학습부(220)는 복수의 태스크 각각에 해당하는 제1 학습모델을 학습하고, 복수의 제1 학습모델을 병합하여 하나의 제2 학습모델로 생성하여 제2 학습모델을 학습한다.
- [0113] 모델학습부(220)는 경사하강법을 이용하여 제1 학습모델 및 제2 학습모델을 포함하는 분류 모델을 메타학습할 수 있다.
- [0114] S140 단계는 도 1의 모델학습부(220)에서 이미 설명하였으므로, 중복된 설명은 생략한다.
- [0115] 분류부(300)는 최종 테스트셋을 학습된 분류 모델에 입력하여 동작 상상 EEG를 분류한다(S150).
- [0116] S150 단계는 도 1의 분류부(300)에서 이미 설명하였으므로, 중복된 설명은 생략한다.
- [0117] 이상에서 설명한 바와 같이, 본 발명에 따르면, 메타학습을 기반으로 복수의 피험자 각각에 대응하는 태스크가 만들어지므로, 복수의 제1 학습모델을 학습시키고, 복수의 제1 학습모델을 하나의 제2 학습모델로 구축하여 제2 학습모델을 학습시킬 수 있어 더욱 높은 정확성을 획득할 수 있다.
- [0119] 본원 발명의 실시예들과 관련된 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상기 기재의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 구현될 수 있음을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로, 개시된 방법들은 한정적인 관점이 아닌 설명적 관점에서 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 발명의 상세한 설명이 아닌 특허청구 범위에 나타나며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

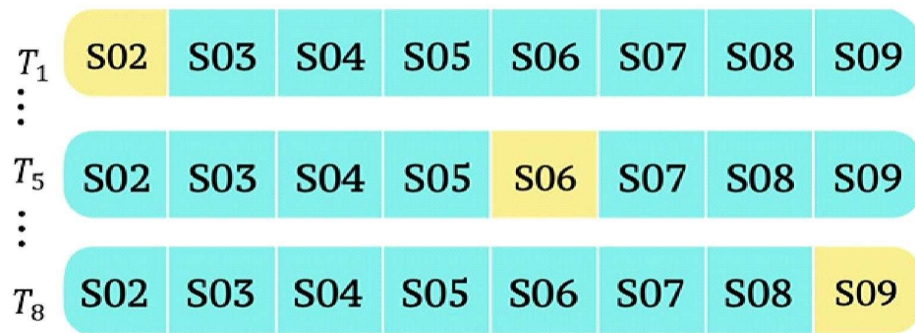
- [0121] 1: 동작 상상 EEG 분류 장치
- 100: 입력부
- 200: 메타학습부
- 210: 생성부
- 220: 모델학습부
- 300: 분류부
- 400: 출력부
- 500: 저장부
- 600: 통신부

도면

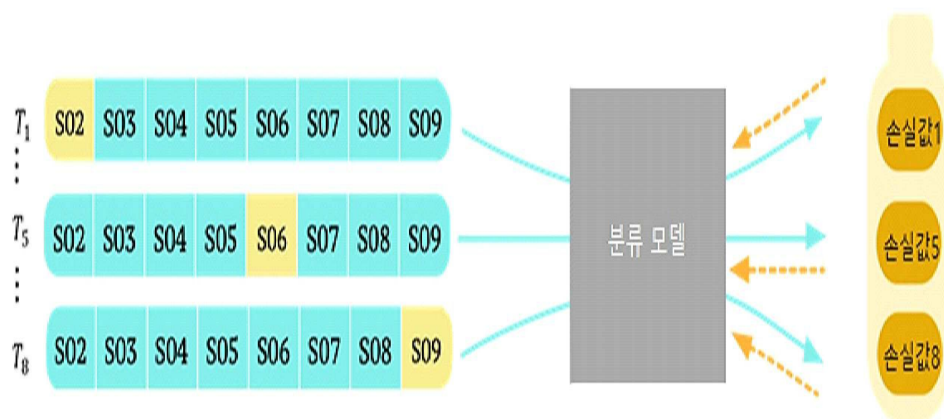
도면1



도면2



도면3



도면4



도면5

