



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0154759
(43) 공개일자 2021년12월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06F 3/01 (2006.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/291 (2021.01) A61B 5/374 (2021.01)
(52) CPC특허분류
G06F 3/015 (2013.01)
A61B 5/291 (2021.01)
(21) 출원번호 10-2021-0075884
(22) 출원일자 2021년06월11일
심사청구일자 2021년06월11일
(30) 우선권주장
1020200071773 2020년06월12일 대한민국(KR)

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암
동5가)
(72) 발명자
김동주
서울특별시 강남구 압구정로 201, 82동 1106호(압
구정동, 현대아파트)
(74) 대리인
김연권

전체 청구항 수 : 총 13 항

(54) 발명의 명칭 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치 및 그 동작 방법

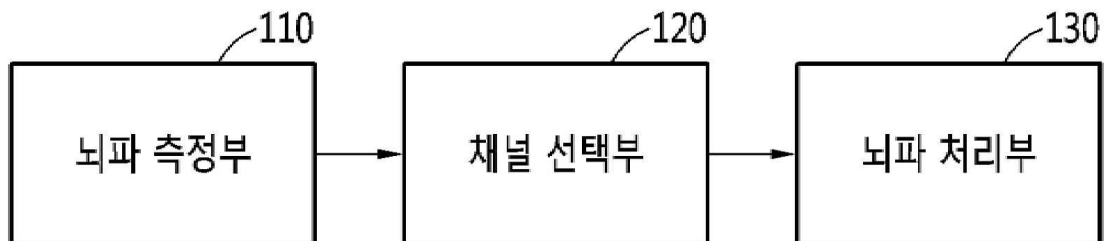
(57) 요약

본 발명은 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치에 관한 것으로, 뇌전도(Electroencephalography, EEG) 신호의 시간 도메인 파라미터(time domain parameter, TDP) 특성을 분석하여 사용자 의도를 분류하기 위한 최소한의 측정 채널을 맞춤형으로 선택함에 따라 사용자의 뇌 컴퓨터 인터페

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1

100



이스 기술의 사용 편의성을 향상시키는 기술에 관한 것으로, 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치는 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 장치로서, 사용자의 복수의 측정 부위에 부착된 복수의 측정 전극에 해당하는 복수의 측정 채널을 이용하여 상기 복수의 측정 부위 각각에 대한 뇌파 신호를 측정하는 뇌파 측정부, 상기 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 게인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 채널 선택부 및 상기 선택된 적어도 하나의 측정 채널을 통해 측정된 분류 뇌파 신호를 기계 학습하여 사용자 의도를 분류하는 뇌파 처리부를 포함할 수 있다.

(52) CPC특허분류

A61B 5/374 (2021.01)

A61B 5/7246 (2013.01)

A61B 5/7264 (2013.01)

G06F 2203/011 (2013.01)

명세서

청구범위

청구항 1

사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치에 있어서,
 사용자의 복수의 측정 부위에 부착된 복수의 측정 전극에 해당하는 복수의 측정 채널을 이용하여 상기 복수의 측정 부위 각각에 대한 뇌파 신호를 측정하는 뇌파 측정부;
 상기 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 게인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 채널 선택부; 및
 상기 선택된 적어도 하나의 측정 채널을 통해 측정된 분류 뇌파 신호를 기계 학습하여 사용자 의도를 분류하는 뇌파 처리부를 포함하는 것을 특징으로 하는
 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,
 상기 채널 선택부는 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘을 이용하여 상기 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터 각각에서 정보 게인(gain)을 추출하며, 상기 추출된 정보 게인(gain)의 평균 값을 상기 평균 정보 게인(gain)으로 결정하는 것을 특징으로 하는
 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,
 상기 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘은 XGboost, LightGBM(Gradient Boost Machine) 및 CatBoost 중 적어도 하나의 결정 트리 기반 알고리즘을 포함하는 것을 특징으로 하는
 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치.

청구항 4

제2항에 있어서,
 상기 채널 선택부는 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반한 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method) 중 어느 하나의 방법을 이용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 것을 특징으로 하는
 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치.

청구항 5

제4항에 있어서,
 상기 채널 선택부는 상기 필터 기반 방법(filter-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)의 평균 값을 임계 값으로 결정하고, 상기 결정된 임계 값보다 높은 평균 정보 게인(gain)이 결정된 측정 채널을 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택하는 것을 특징으로 하는
 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치.

청구항 6

제4항에 있어서,

상기 채널 선택부는 상기 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 대하여 순차 전진 플로팅 선택(sequential forward floating selection, SFFS)을 적용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택하는 것을 특징

로 컴퓨터 인터페이스 장치.

청구항 7

제4항에 있어서,

상기 채널 선택부는 상기 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain) 중 가장 높은 평균 정보 게인(gain)에 해당하는 측정 채널을 순차적으로 선택하고, 상기 순차적으로 선택된 측정 채널의 분류 정확도를 계산하고, 상기 계산된 분류 정확도가 미리 설정된 기준 값을 초과하는 경우 상기 순차적으로 선택된 측정 채널을 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택하는 것을 특징으로 하는

로 컴퓨터 인터페이스 장치.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 채널 선택부는 사용자 의도의 맞춤형 분류와 관련하여 예측성과 안정성을 동시에 고려하여 XGboost, LightGBM(Gradient Boost Machine) 및 CatBoost 중 어느 하나의 결정 트리 기반 알고리즘을 선택하고, 상기 선택된 알고리즘에 기반하여 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method) 중 어느 하나의 방법을 이용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 것을 특징으로 하는

로 컴퓨터 인터페이스 장치.

청구항 9

사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 로 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법에 있어서,

로 측정부에서, 사용자의 복수의 측정 부위에 부착된 복수의 측정 전극에 해당하는 복수의 측정 채널을 이용하여 상기 복수의 측정 부위 각각에 대한 로 신호를 측정하는 단계;

채널 선택부에서, 상기 로 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 게인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 단계; 및

로 처리부에서, 상기 선택된 적어도 하나의 측정 채널을 통해 측정된 분류 로 신호를 기계 학습하여 사용자 의도를 분류하는 로 처리부를 포함하는 것을 특징으로 하는

로 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 로 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 게인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 단계는

그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree) 알고리즘을 이용하여 상기 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터 각각에서 정보 게인(gain)을 추출하며, 상기 추출된 정보 게인(gain)의 평균 값을 상기 평균 정보 게인(gain)으로 결정하는 단계를 포함하고,

상기 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘은 XGboost 알고리즘, LightGBM(Gradient Boost Machine) 알고리즘 및 CatBoost 알고리즘 중 적어도 하나를 포함하는 것을 특징으로

하는

뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 계인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 계인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 단계는

필터 기반 방법(filter-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 계인(gain)의 평균 값을 임계 값으로 결정하고, 상기 결정된 임계 값보다 높은 평균 정보 계인(gain)이 결정된 측정 채널을 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택하는 단계; 및

래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 계인(gain)에 대하여 순차 전진 플로팅 선택(sequential forward floating selection, SFFS)을 적용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는

뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 계인(gain)에 대하여 순차 전진 플로팅 선택(sequential forward floating selection, SFFS)을 적용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택하는 단계는

상기 결정된 평균 정보 계인(gain) 중 가장 높은 평균 정보 계인(gain)에 해당하는 측정 채널을 순차적으로 선택하고, 상기 순차적으로 선택된 측정 채널의 분류 정확도를 계산하고, 상기 계산된 분류 정확도가 미리 설정된 기준 값을 초과하는 경우 상기 순차적으로 선택된 측정 채널을 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택하는 것을 특징으로 하는

뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법.

청구항 13

제9항에 있어서,

상기 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 계인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 계인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 단계는

사용자 의도의 맞춤형 분류와 관련하여 예측성과 안정성을 동시에 고려하여 XGboost, LightGBM(Gradient Boost Machine) 및 CatBoost 중 어느 하나의 결정 트리 기반 알고리즘을 선택하는 단계; 및

상기 선택된 알고리즘에 기반하여 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method) 중 어느 하나의 방법을 이용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는

뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치에 관한 것으로, 뇌전도(Electroencephalography, EEG) 신호의 시간 도메인 파라미터(time domain parameter, TDP) 특성을 분석하여 사용자 의도를 분류하기 위한 최소한의 측정 채널을 맞춤형으로 선택함에 따라 사용자의 뇌 컴퓨

터 인터페이스 기술의 사용 편의성을 향상시키는 기술에 관한 것이다.

배경 기술

- [0002] 뇌 컴퓨터 인터페이스(brain-computer interface, BCI)는 말초 신경 및 근육을 사용하지 않고 인간과 외부 장치 사이의 대체 통신 경로를 제공하여 심각한 근육 장애를 갖은 환자를 돕기 위한 유망한 연구 분야이다.
- [0003] 탁월한 시간 해상도(Superior temporal resolution), 비 침습성 그리고 비교적 저렴한 비용으로 인해 뇌전도(Electroencephalography, EEG) 신호는 뇌 컴퓨터 인터페이스 응용 분야에서 가장 일반적으로 사용되고 있는 방법이다.
- [0004] 뇌전도 신호와 관련된 다양한 뇌 활동 기능 중에서도 특히 움직임 상상(motor imagery, MI)은 자연적으로 발생하는 차별적 특성, 간단한 획득 및 보완 특성 및 재활의 유용성 때문에 외부 장치를 제어하는데 매우 적합한 것으로 알려져 있다.
- [0005] 그러나, 움직임 상상은 종종 다중 채널을 통해 뇌전도 신호를 측정하므로 뇌 컴퓨터 인터페이스 시스템의 실용성과 적용성이 크게 제한될 수 있다. 또한, 다중 채널을 통해 획득된 뇌전도 신호에서는 잡음이 많고 중복 정보가 포함되어 있어서 뇌 컴퓨터 인터페이스 시스템의 성능을 저하시킬 수 있다.
- [0006] 따라서, 뇌 컴퓨터 인터페이스 시스템에서는 성능 향상을 위하여 최적의 측정 채널을 선택하는 것이 중요할 수 있다.
- [0007] 일반적으로, 채널 선택 문제를 해결하기 위한 방법으로는 필터 기반(filter-based) 방법, 래퍼 기반(wrapper-based) 방법 및 공통 공간 패턴(common space pattern, CSP) 기반 방법 등이 존재한다.
- [0008] 필터 기반(filter-based) 방법은 분류 성능이 떨어지는 단점이 존재하고, 및 래퍼 기반(wrapper-based) 방법은 분류 기준에 성능이 크게 좌우된다는 단점이 존재함에 따라 해당 단점이 보완될 필요성이 존재한다.
- [0009] 한편, 공통 공간 패턴(common space pattern, CSP) 기반 방법은 추출된 특징에 뇌전도 신호의 공간 분포를 반영하더라도, 각각의 특징이 어느 채널에서 기원했는지를 식별하기 어렵다는 단점이 존재한다.
- [0010] 최적의 전극을 선택하여 높은 정확도와 외부 장치(예: 로봇 암) 제어 기술의 융합을 통해 복잡하고 인간적인 움직임을 보다 유창하게 조작할 수 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0011] (특허문헌 0001) 한국등록특허 제10-1685523호 "사용자의 신체적 특징과 뇌파 집중 지수를 이용한 가상 모니터 개념의 인터페이스 방법 및 그 시스템"
- (특허문헌 0002) 한국등록특허 제10-1724939호 "뇌파를 이용한 사용자 의도 예측 시스템 및 그 방법"
- (특허문헌 0003) 한국공개특허 제10-2020-0052205호 "뇌-컴퓨터 인터페이스 시스템 및 동작 상상에 의해 발현된 뇌파 신호를 분석하는 방법"
- (특허문헌 0004) 미국공개특허 제2020/0023189호 "BRAIN COMPUTER INTERFACE SYSTEMS AND METHODS OF USE THEREOF"

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0012] 본 발명은 뇌전도(Electroencephalography, EEG) 신호의 시간 도메인 파라미터(time domain parameter, TDP) 특성을 분석하여 사용자 의도를 분류하기 위한 최소한의 측정 채널을 맞춤형으로 선택하여 사용자의 뇌 컴퓨터 인터페이스 기술 사용의 편의성을 제공하는 것을 목적으로 한다.
- [0013] 본 발명은 복잡성이 높은 사용자 의도 분류를 위한 측정 채널의 수를 최소화하기 위하여 최소 측정 채널을 선택하는 기술을 적용하여 최소 측정 채널로 높은 정확도의 사용자 의도를 분류하는 것을 목적으로 한다.

[0014] 본 발명은 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘, 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 복합적으로 사용하여 사용자 의도 분류의 성능이 유지되면서 측정 채널에 해당하는 최소의 전극을 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치 및 그 동작 방법을 제공하는 것을 목적으로 한다.

[0015] 본 발명은 다양한 사용자 의도를 고려하여 개별 사용자 의도에 맞는 적절한 측정 채널을 선별하여 뇌전도 신호를 측정함으로써 측정 소요 시간 및 데이터 처리 시간을 감소시키는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0016] 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치는 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 장치로서, 사용자의 복수의 측정 부위에 부착된 복수의 측정 전극에 해당하는 복수의 측정 채널을 이용하여 상기 복수의 측정 부위 각각에 대한 뇌파 신호를 측정하는 뇌파 측정부, 상기 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 게인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 채널 선택부 및 상기 선택된 적어도 하나의 측정 채널을 통해 측정된 분류 뇌파 신호를 기계 학습하여 사용자 의도를 분류하는 뇌파 처리부를 포함할 수 있다.

[0017] 상기 채널 선택부는 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘을 이용하여 상기 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터 각각에서 정보 게인(gain)을 추출하며, 상기 추출된 정보 게인(gain)의 평균 값을 상기 평균 정보 게인(gain)으로 결정할 수 있다.

[0018] 상기 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘은 XGboost, LightGBM(Gradient Boost Machine) 및 CatBoost 중 적어도 하나의 결정 트리 기반 알고리즘을 포함할 수 있다.

[0019] 상기 채널 선택부는 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반한 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method) 중 어느 하나의 방법을 이용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널을 선택할 수 있다.

[0020] 상기 채널 선택부는 상기 필터 기반 방법(filter-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)의 평균 값을 임계 값으로 결정하고, 상기 결정된 임계 값보다 높은 평균 정보 게인(gain)이 결정된 측정 채널을 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택할 수 있다.

[0021] 상기 채널 선택부는 상기 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 대하여 순차 전진 플로팅 선택(sequential forward floating selection, SFFS)을 적용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택할 수 있다.

[0022] 상기 채널 선택부는 상기 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain) 중 가장 높은 평균 정보 게인(gain)에 해당하는 측정 채널을 순차적으로 선택하고, 상기 순차적으로 선택된 측정 채널의 분류 정확도를 계산하고, 상기 계산된 분류 정확도가 미리 설정된 기준 값을 초과하는 경우 상기 순차적으로 선택된 측정 채널을 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택할 수 있다.

[0023] 상기 채널 선택부는 사용자 의도의 맞춤형 분류와 관련하여 예측성과 안정성을 동시에 고려하여 XGboost, LightGBM(Gradient Boost Machine) 및 CatBoost 중 어느 하나의 결정 트리 기반 알고리즘을 선택하고, 상기 선택된 알고리즘에 기반하여 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method) 중 어느 하나의 방법을 이용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널을 선택할 수 있다.

[0024] 본 발명의 일실시예에 따르면 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법은 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법으로서, 뇌파 측정부에서, 사용자의 복수의 측정 부위에 부착된 복수의 측정 전극에 해당하는 복수의 측정 채널을 이용하여 상기 복수의 측정 부위 각각에 대한 뇌파 신호를 측정하는 단계, 채널 선택부에서, 상기 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 게인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 단계 및 뇌파 처리부에서, 상기 선택된 적어도 하나의 측정 채널을 통해 측정된 분류 뇌파 신호를 기계 학습하여 사용자 의도를 분류하는 뇌파 처리부를 포함할 수 있다.

[0025] 상기 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정

보 게인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 단계는 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree) 알고리즘을 이용하여 상기 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터 각각에서 정보 게인(gain)을 추출하며, 상기 추출된 정보 게인(gain)의 평균 값을 상기 평균 정보 게인(gain)으로 결정하는 단계를 포함하고, 상기 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘은 XGboost, LightGBM(Gradient Boost Machine) 및 CatBoost 중 적어도 하나의 결정 트리 기반 알고리즘을 포함할 수 있다.

[0026] 상기 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 게인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 단계는 필터 기반 방법(filter-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)의 평균 값을 임계 값으로 결정하고, 상기 결정된 임계 값보다 높은 평균 정보 게인(gain)이 결정된 측정 채널을 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택하는 단계 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 대하여 순차 전진 플로팅 선택(sequential forward floating selection, SFFS)을 적용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택하는 단계를 포함할 수 있다.

[0027] 상기 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 이용하는 경우, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 대하여 순차 전진 플로팅 선택(sequential forward floating selection, SFFS)을 적용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택하는 단계는 상기 결정된 평균 정보 게인(gain) 중 가장 높은 평균 정보 게인(gain)에 해당하는 측정 채널을 순차적으로 선택하고, 상기 순차적으로 선택된 측정 채널의 분류 정확도를 계산하고, 상기 계산된 분류 정확도가 미리 설정된 기준 값을 초과하는 경우 상기 순차적으로 선택된 측정 채널을 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택할 수 있다.

[0028] 상기 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 상기 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 게인(gain)을 결정하며, 상기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 상기 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 단계는 사용자 의도의 맞춤형 분류와 관련하여 예측성과 안정성을 동시에 고려하여 XGboost, LightGBM(Gradient Boost Machine) 및 CatBoost 중 어느 하나의 결정 트리 기반 알고리즘을 선택하는 단계 및 상기 선택된 알고리즘에 기반하여 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method) 중 어느 하나의 방법을 이용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널을 선택하는 단계를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0029] 본 발명은 뇌전도(Electroencephalography, EEG) 신호의 시간 도메인 파라미터(time domain parameter, TDP) 특성을 분석하여 사용자 의도를 분류하기 위한 최소한의 측정 채널을 맞춤형으로 선택하여 사용자의 뇌 컴퓨터 인터페이스 기술 사용의 편의성을 제공할 수 있다.

[0030] 본 발명은 복잡성이 높은 사용자 의도 분류를 위한 측정 채널의 수를 최소화하기 위하여 최소 측정 채널을 선택하는 기술을 적용하여 최소 측정 채널로 높은 정확도의 사용자 의도를 분류할 수 있다.

[0031] 본 발명은 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘, 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 복합적으로 사용하여 사용자 의도 분류의 성능이 유지되면서 측정 채널에 해당하는 최소의 전극을 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치 및 그 동작 방법을 제공할 수 있다.

[0032] 본 발명은 다양한 사용자 의도를 고려하여 개별 사용자 의도에 맞는 적절한 측정 채널을 선별하여 뇌전도 신호를 측정함으로써 측정 소요 시간 및 데이터 처리 시간을 감소시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0033] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치를 설명하는 도면이다.

도 2a는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 채널 선택부에서 평균 정보 게인(gain)을 결정하는 절차를 설명하는 도면이다.

도 2b는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치가 평균 정보 게인(gain)을 결정하기 위하여 이용하는 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘을 설명하는 도면이다.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 필터 기반 방법(filter-based method)에 기반하여 최소 측정 채널을 결정하는 절차를 설명하는 도면이다.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)에 기반하여 최소 측정 채널을 결정하는 절차를 설명하는 도면이다.

도 5a 내지 도 5d는 본 발명의 일실시예에 따른 선택된 채널 수의 변화에 따른 측정 정확도를 설명하는 도면이다.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 필터 기반 방법(filter-based method)과 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)에 따른 측정 채널 선택 결과를 비교 설명하는 도면이다.

도 7a 및 도 7b는 본 발명의 일실시예에 따른 채널 선택 결과와 전체 채널 선택 결과에 따른 분류 결과 지형도를 설명하는 도면이다.

도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법을 설명하는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0034] 이하, 본 문서의 다양한 실시 예들이 첨부된 도면을 참조하여 기재된다.
- [0035] 실시 예 및 이에 사용된 용어들은 본 문서에 기재된 기술을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 해당 실시 예의 다양한 변경, 균등물, 및/또는 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0036] 하기에서 다양한 실시 예들을 설명에 있어 관련된 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략할 것이다.
- [0037] 그리고 후술되는 용어들은 다양한 실시 예들에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.
- [0038] 도면의 설명과 관련하여, 유사한 구성요소에 대해서는 유사한 참조 부호가 사용될 수 있다.
- [0039] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다.
- [0040] 본 문서에서, "A 또는 B" 또는 "A 및/또는 B 중 적어도 하나" 등의 표현은 함께 나열된 항목들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다.
- [0041] "제1," "제2," "첫째," 또는 "둘째," 등의 표현들은 해당 구성요소들을, 순서 또는 중요도에 상관없이 수식할 수 있고, 한 구성요소를 다른 구성요소와 구분하기 위해 사용될 뿐 해당 구성요소들을 한정하지 않는다.
- [0042] 어떤(예: 제1) 구성요소가 다른(예: 제2) 구성요소에 "(기능적으로 또는 통신적으로) 연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나, 다른 구성요소(예: 제3 구성요소)를 통하여 연결될 수 있다.
- [0043] 본 명세서에서, "~하도록 구성된(또는 설정된)(configured to)"은 상황에 따라, 예를 들면, 하드웨어적 또는 소프트웨어적으로 "~에 적합한," "~하는 능력을 가지는," "~하도록 변경된," "~하도록 만들어진," "~를 할 수 있는," 또는 "~하도록 설계된"과 상호 호환적으로(interchangeably) 사용될 수 있다.
- [0044] 어떤 상황에서는, "~하도록 구성된 장치"라는 표현은, 그 장치가 다른 장치 또는 부품들과 함께 "~할 수 있는" 것을 의미할 수 있다.
- [0045] 예를 들면, 문구 "A, B, 및 C를 수행하도록 구성된(또는 설정된) 프로세서"는 해당 동작을 수행하기 위한 전용 프로세서(예: 임베디드 프로세서), 또는 메모리 장치에 저장된 하나 이상의 소프트웨어 프로그램들을 실행함으로써, 해당 동작들을 수행할 수 있는 범용 프로세서(예: CPU 또는 application processor)를 의미할 수 있다.
- [0046] 또한, '또는'이라는 용어는 배타적 논리합 'exclusive or' 이기보다는 포함적인 논리합 'inclusive or' 를 의미한다.
- [0047] 즉, 달리 언급되지 않는 한 또는 문맥으로부터 명확하지 않는 한, 'x가 a 또는 b를 이용한다'라는 표현은 포함적인 자연 순열들(natural inclusive permutations) 중 어느 하나를 의미한다.

- [0048] 이하 사용되는 '..부', '..기' 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어, 또는, 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0050] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치를 설명하는 도면이다.
- [0051] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 구성 요소를 예시한다.
- [0052] 도 1을 참고하면, 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치(100)는 뇌파 측정부(110), 채널 선택부(120) 및 뇌파 처리부(130)를 포함한다.
- [0053] 일례로, 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치(100)는 사용자의 두뇌와 컴퓨터 사이를 직접적으로 연결하고, 사용자의 두뇌로부터 뇌파 신호를 측정하여 사용자의 움직임 상상(motor imagery)을 사용자 의도로 분석하는 장치일 수 있다.
- [0054] 다시 말해, 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치(100)는 사용자가 특정 동작을 상상하는 운동 상상 의도에 해당하는 사용자 의도를 분류 및 분석할 수 있다.
- [0055] 또한, 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치(100)는 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택할 수 있다.
- [0056] 즉, 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치(100)는 다양한 사용자 의도를 맞춤형으로 분류하기 위하여 최소의 측정 채널을 맞춤형으로 선택할 수 있다.
- [0057] 본 발명의 일실시예에 따르면 뇌파 측정부(110)는 사용자의 복수의 측정 부위에 부착된 복수의 측정 전극에 해당하는 복수의 측정 채널을 이용하여 복수의 측정 부위 각각에 대한 뇌파 신호를 측정할 수 있다.
- [0058] 일례로, 뇌파 측정부(110)는 채널 선택부(120)에 의해 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널이 선택된 경우, 선택된 적어도 하나의 측정 채널만 선택적으로 운영하여 분류 뇌파 신호를 측정할 수 있다.
- [0059] 예를 들어, 뇌파 신호는 뇌전도(electroencephalogram, EEG) 신호를 포함할 수 있다.
- [0060] 본 발명의 일실시예에 따르면 채널 선택부(120)는 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터(time domain parameter, TDP)를 추출하고, 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 게인(gain)을 결정하며, 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택할 수 있다.
- [0061] 예를 들어, 시간 도메인 파라미터는 복잡한 움직임에 대한 사용자 의도를 분류할 때 높은 분류 성능을 제공할 수 있는데 광대역 대역 전력(wideband band power)의 추정에 의존하고, 각 채널마다 고유한 시간적 특징의 추출이 가능하기 때문에 특징 추출 후에도 채널의 해부학적 위치에 관한 정보를 유지할 수 있다는 장점이 존재한다.
- [0062] 일례로, 채널 선택부(120)는 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘을 이용하여 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 복수의 시간 도메인 파라미터 각각에서 정보 게인(gain)을 추출하며, 추출된 정보 게인(gain)의 평균값을 평균 정보 게인(gain)으로 결정할 수 있다.
- [0063] 복수의 시간 도메인 파라미터 각각에서 정보 게인(gain)을 추출하여, 추출된 정보 게인(gain)의 평균값을 평균 정보 게인(gain)으로 결정하는 실시예는 도 2a를 이용하여 보충 설명한다.
- [0064] 예를 들어, 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘은 XGboost, LightGBM(Gradient Boost Machine) 및 CatBoost 중 적어도 하나의 결정 트리 기반 알고리즘을 포함할 수 있다.
- [0065] 또한, 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘은 XGboost, LightGBM(Gradient Boost Machine) 및 CatBoost 등의 결정 트리 기반 알고리즘을 포함한 앙상블 방법으로 하나의 복잡한 예측 변수를 발견하는 대신 일부 약한 예측 변수의 대략적인 예측을 평균화하여 정확한 추정값을 도출할 수 있는 앙상블 기법에 해당한다.
- [0066] 본 발명의 일실시예에 따른 채널 선택부(120)는 결정된 평균 정보 게인(gain)에 기반한 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method) 중 어느 하나의 방법을 이용하여 적어도 하나의 측정 채널을 선택할 수 있다.
- [0067] 일례로, 채널 선택부(120)는 필터 기반 방법(filter-based method)을 이용하는 경우, 결정된 평균 정보 게인(gain)의 평균값을 임계값으로 결정하고, 결정된 임계값보다 높은 평균 정보 게인(gain)이 결정된 측정 채널을

적어도 하나의 측정 채널로 선택할 수 있다.

- [0068] 예를 들어, 채널 선택부(120)는 복수의 측정 채널 각각에서 산출된 평균 정보 게인(gain) 값들의 평균값을 최소 측정 채널을 선택하기 위한 임계값으로 설정하고, 설정된 임계값보다 높은값에 해당하는 평균 정보 게인(gain) 값에 해당하는 측정 채널 만을 선별적으로 선택할 수 있다.
- [0069] 본 발명의 일실시예에 따르면 채널 선택부(120)는 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 이용하는 경우, 상 기 결정된 평균 정보 게인(gain)에 대하여 순차 전진 플로팅 선택(sequential forward floating selection, SFFS)을 적용하여 상기 적어도 하나의 측정 채널로 선택할 수 있다.
- [0070] 일례로, 채널 선택부(120)는 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 이용하는 경우, 결정된 평균 정보 게인 (gain) 중 가장 높은 평균 정보 게인(gain)에 해당하는 측정 채널을 순차적으로 선택하고, 순차적으로 선택된 측정 채널의 분류 정확도를 계산하고, 계산된 분류 정확도가 미리 설정된 기준값을 초과하는 경우 순차적으로 선택된 측정 채널을 적어도 하나의 측정 채널로 선택할 수 있다.
- [0071] 따라서, 본 발명은 뇌전도(Electroencephalography, EEG) 신호의 시간 도메인 파라미터(time domain parameter, TDP) 특성을 분석하여 사용자 의도를 분류하기 위한 최소한의 측정 채널을 맞춤형으로 선택하여 사 용자의 뇌 컴퓨터 인터페이스 기술 사용의 편의성을 제공할 수 있다.
- [0072] 예를 들어, 시간 도메인 파라미터는 신호 전력, 평균 주파수 및 주파수 변화로 정의되고, 이동성 및 복잡성이 고려될 수 있다.
- [0073] 본 발명의 일실시예에 따르면 채널 선택부(120)는 사용자 의도의 맞춤형 분류와 관련하여 예측성과 안정성을 동 시에 고려하여 XGboost, LightGBM(Gradient Boost Machine) 및 CatBoost 중 어느 하나의 결정 트리 기반 알고 리즘을 선택하고, 선택된 알고리즘에 기반하여 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법 (wrapper-based method) 중 어느 하나의 방법을 이용하여 적어도 하나의 측정 채널을 선택할 수 있다.
- [0074] 하기 표 1은 채널 선택부(120)가 예측성과 안정성을 동시에 고려하여 균형있는 선택이 가능함을 나타낸다.

표 1

방법	모델	안정성	예측성	PDS	SPT
필터	CatBoost	0.578	0.907	1.569	0.706
	LightGBM	0.561	0.879	1.567	0.685
	XGboost	0.574	0.893	1.556	0.699
래퍼	CatBoost	0.508	0.954	1.878	0.663
	LightGBM	0.472	0.92	1.949	0.624
	XGboost	0.478	0.936	1.958	0.633

- [0078] 표 1은 CatBoost 기반 채널 선택 방법은 필터 및 래퍼(wrapper) 채널 선택 방법 모두에서 가장 높은 안정성 값 을 나타냄을 확인시켜 준다.
- [0079] 필터 방법을 비교할 때 제안된 방법은 유사한 안정성과 높은 예측성을 제공하고, 예측성의 평균값은 종래의 방 법 (0.802)과 제안된 방법 (0.893) 사이에서 약 0.1의 차이를 나타냈다.
- [0080] 래퍼(wrapper) 방법의 비교에서, 제안된 방법은 더 높은 예측성뿐만 아니라 훨씬 더 높은 안정성을 보여주었다.
- [0081] 예측성의 평균값은 약 0.07의 차이를 보였고 안정성의 평균값은 종래의 방법 (예측도 = 0.864 및 안정성 = 0.343)과 제안된 방법 (예측도 = 0.937 및 안정성 = 0.486) 사이에서 0.14 이상의 차이를 나타냈다.
- [0082] 전반적으로 예측성과 안정성 사이의 타협 측면에서 가장 좋은 방법은 필터 방법(filter-CatBoost)과 래퍼 방법 (wrapper-CatBoost) 모두에서 CatBoost 기반 기능 선택 방법인 것을 확인할 수 있다.
- [0083] 표 1을 참고하면, 래퍼(wrapper) 방법은 일반적으로 필터 방법보다 안정성이 낮을 수 있다.
- [0084] 필터 방법에서 안정성과 예측성 사이의 절충을 나타내는 PDS(predictability divided by stability) 및 SPT(stability predictability trade-off)가 필터 방법에서 더 높았지만 래퍼(wrapper) 방법이 더 높은 예측성

을 보였으며 이는 래퍼(wrapper) 방법에서 선택된 채널이 보다 유익하다는 것을 의미할 수 있다.

- [0085] 여기서, PDS는 예측성(predictability)을 안정성(stability)로 나눈 값에 해당할 수 있고, SPT는 예측성(predictability)과 안정성(stability)의 곱의 2배수를 예측성(predictability)과 안정성(stability)의 합으로 나눈 값에 해당할 수 있다.
- [0087] 도 2a는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 채널 선택부에서 평균 정보 게인(gain)을 결정하는 절차를 설명하는 도면이다.
- [0088] 도 2a를 참고하면, 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 채널 선택부는 평균 정보 게인(gain)을 결정하는 절차(200)에서 하나의 전극에 해당하는 채널(201)에서 복수의 시간 도메인 파라미터(202)를 추출한다.
- [0089] 예를 들어, 복수의 시간 도메인 파라미터(202)는 제1 시간 도메인 파라미터, 제2 시간 도메인 파라미터 및 제3 시간 도메인 파라미터를 포함할 수 있다.
- [0090] 일례로, 채널 선택부는 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘을 이용하여 복수의 시간 도메인 파라미터(202) 각각으로부터 정보 게인(gain)(203)을 추출한다.
- [0091] 즉, 채널 선택부는 복수의 시간 도메인 파라미터(202)에 대응하는 제1 정보 게인(gain), 제2 정보 게인(gain) 및 제3 정보 게인(gain)을 추출하고, 정보 게인(gain) 각각은 고유의 값을 가지고 있다.
- [0092] 또한, 채널 선택부는 복수의 정보 게인(gain)(203)의 평균값을 산출하여 평균 정보 게인(gain)(204)을 결정할 수 있다.
- [0094] 도 2b는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치가 평균 정보 게인(gain)을 결정하기 위하여 이용하는 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘을 설명하는 도면이다.
- [0095] 도 2b를 참고하면, 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘(300)은 앙상블 알고리즘으로서, XGboost 알고리즘(213), LightGBM(Gradient Boost Machine) 알고리즘(212) 및 CatBoost 알고리즘(211)을 포함한다.
- [0096] XGboost 알고리즘(213)은 그라디언트 부스트 알고리즘의 일반화되고 빠른 영향(fast implication) 중 하나이며 정교한 분류를 위해 수많은 의사 결정 트리를 결합한다.
- [0097] 추가 손실을 정규화하여 과적합을 제어하고, 손실 함수 XGBoost이 될 수 있고, 하기 수학식 1로 치환될 수 있다.

[0099] [수학식 1]

$$L(f) = \sum_{i=1}^n L(\hat{y}, y) + \sum_{j=1}^m \Omega(T_j)$$

[0100]

- [0102] 수학식 1에서, $\Omega(\delta_j) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda w_j^2$ 로 정의된 정규화 함수이고, γ 는 각 잎(leaf)의 복잡도, T는 잎(leaf) 수, λ 는 페널티 매개 변수, w는 각 잎(leaf)의 값을 나타낼 수 있고, 목적 함수 J는 다음과 같이 2차 Taylor 확장으로 수학식 2가 될 수 있다.

[0104] [수학식 2]

$$J(f) \approx \sum_{i=1}^n L(\hat{y}, y) + g_i f_k + \frac{1}{2} h_i f(x)^2 + \sum_{j=1}^m \Omega(T_j)$$

[0105]

[0106]

[0107] 수학식 2에서, g_i 및 h_i 는 손실 함수의 1 차 및 2 차 미분을 나타낼 수 있고, XGBoost 알고리즘은 신규한 정보 게인(gain) 함수 I를 수학식 3과 같이 제한할 수 있다.

[0109] [수학식 3]

$$I = \frac{1}{2} \left[\frac{G_L^2}{H_L + \lambda} + \frac{G_R^2}{H_R + \lambda} + \frac{(G_L + G_R)^2}{H_L + H_R + \lambda} \right] - \gamma$$

[0110]

[0111]

[0112] 수학식 3에서, G는 오른쪽 자녀(right child)의 점수를 나타낼 수 있고, H는 왼쪽 자녀(left child)의 점수를 나타낼 수 있으며, I는 자녀(child)가 없는 경우의 점수를 나타낼 수 있다.

[0113] 또한, 아래 첨자 L 및 R은 각각 왼쪽 자녀(left child)와 오른쪽 자녀(right child)를 의미하고, 정보 게인(gain)을 채널 선택의 표준으로 사용한다.

[0114] LightGBM(Gradient Boost Machine) 알고리즘(212)은 신속하고 생산적인 GBDT 알고리즘 중 하나이다.

[0115] 이 알고리즘은 질량 데이터를 분석하는 데 필요한 계산 복잡도 문제를 해결하여 실제로보다 빠르고 정확하게 사용할 수 있도록 제안되었다.

[0116] 히스토그램 기반 알고리즘은 훈련 절차를 가속화하고 메모리 소비를 줄이는 데 사용된다.

[0117] 교육 과정을 가속화하고 메모리 소비를 줄이기 위해 LightGBM 알고리즘은 고유 값(eigenvalues) 을 여러 버킷(bucket)으로 나누는 히스토그램 기반 알고리즘(histogram-based algorithm)을 사용하며 이러한 작은 버킷에서 계산하면 계산 비용을 절감할 수 있다.

[0118] 또한, 이 모델은 그라디언트 기반 일측 샘플링을 사용하고, 분산 게인(gain)을 계산하여 분할점을 결정한다.

[0119] 먼저, 훈련 예(training example)의 그라디언트(gradient)의 절대값(absolute value)을 내림차순으로 정렬하고 그라디언트 값의 여러 주요 데이터 샘플을 선택한다.

[0120] 나머지 표본이 무작위로 선택된 후 인스턴스는 다음과 같이 추정된 분산을 통해 수학식 4로 분할될 수 있다.

[0122] [수학식 4]

$$V(d) \approx \frac{1}{n} \left(\frac{(\sum_{SL} g + \alpha \sum_{UL} g)^2}{n_L(d)} + \frac{(\sum_{SR} g + \alpha \sum_{UR} g)^2}{n_R(d)} \right)$$

[0123]

[0124]

[0125] 수학식 4에서 g는 손실 함수의 음의 구배를 나타낼 수 있고, 구배의 합을 정규화하기 위해 α 가 사용될 수 있으며, 아래 첨자 S는 선택된 그룹, U는 선택되지 않은 그룹, L은 왼쪽 자식, R은 오른쪽 자식을 나타낼 수 있다.

[0126] 이러한 방식으로 추정 분산 V(d)는 작은 인스턴스 하위 집합에 대해 계산되며 계산 복잡성을 크게 줄일 수 있고, 이 모델에서는 분산을 최적화하여 피쳐 중요도가 추출될 수 있다.

- [0127] CatBoost 알고리즘(211)은 일반 또는 기타 그라디언트 부스트 방법과 다른 범주형 기능을 처리하도록 전문화되었다. 범주 기능은 서로 비교할 수 없는 범주라고 하는 개별 값의 집합을 나타낼 수 있다.
- [0128] 범주형 기능을 처리하는 가장 간단한 방법은 one-hot encoding이지만 이 방법은 높은 카디널리티(cardinality)로 인해 계산 복잡성이 높아지고 메모리가 필요할 수 있다.
- [0129] 그런 다음 CatBoost 알고리즘(211)에 범주 형 기능을 처리하는 보다 효과적인 방법이 적용될 수 있다.
- [0130] 이 방법은 대상 기반 통계를 수정하여 다음과 같이 설명한다. 가정이 관측 데이터 집합 $D = \{(X_i, Y_i)\}$ 이 $i = 1, \dots, n$, 여기서 X_i 는 숫자 및 범주 기능 및 m 번호의 벡터일 수 있다.
- [0131] 여기서, Y_i 는 해당 레이블을 나타낼 수 있고, D 는 무작위로 순열 된 다음 순열에서 주어진 항목 이전에 동일한 범주를 가진 샘플에 대한 각 레이블의 평균값으로 계산될 수 있다.
- [0132] 여기서 $\sigma = \sigma_1, \dots, \sigma_n$ 는 순열을 나타내며 $\sigma = \sigma_1, \dots, \sigma_n$ 는 다음과 같이 수학적 5로 대체된다.
- [0134] [수학적 5]
- $$\frac{\sum_{j=1}^{p-1} [x_{\sigma_j, k} = x_{\sigma_p, k}] + a \cdot P}{\sum_{j=1}^{p-1} [x_{\sigma_j, k} = x_{\sigma_p, k}] + a} \begin{cases} [x_{j, k} = x_{i, k}] = 1 \text{ if } x_{j, k} = x_{i, k} \\ [x_{j, k} = x_{i, k}] = 0 \text{ otherwise} \end{cases}$$
- [0135]
- [0136]
- [0137] 수학적 5에서 P 는 이전 값을 나타낼 수 있고, a 는 이전의 무게를 나타낼 수 있다.
- [0138] 바이어스 그라디언트 현상을 극복하기 위해, 별도의 모델은 한 개의 샘플에 대한 환경을 업데이트 할 수 있다.
- [0139] GBDT 알고리즘(210)은 기능에 대한 정보 획득을 계산할 수 있다. 정보 게인이 높을수록 결정을 내리는 차별적 능력이 우수하므로 정보 게인이 중요한 특징으로 볼 수 있다. 정보 게인 값은 필터 및 래퍼(wrapper) 기반 채널 선택 방법의 입력으로 사용될 수 있다.
- [0140] 따라서, 본 발명은 그라디언트 부스트 결정 트리(Gradient Boost Decision Tree, GBDT) 알고리즘, 필터 기반 방법(filter-based method) 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)을 복합적으로 사용하여 사용자 의도 분류의 성능이 유지되면서 측정 채널에 해당하는 최소의 전극을 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치 및 그 동작 방법을 제공할 수 있다.
- [0142] 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 필터 기반 방법(filter-based method)에 기반하여 최소 측정 채널을 결정하는 절차를 설명하는 도면이다.
- [0143] 도 3을 참고하면, 본 발명의 일실시예에 따른 필터 기반 방법(filter-based method)에 기반하여 선택된 측정 채널들의 분포도(300)를 예시한다. 여기서, 측정 채널은 측정 전극에 상응할 수 있다.
- [0144] 필터 기반 방법(filter-based method)은 GBDT 알고리즘에 기반한 정보 게인 값들의 평균 정보 게인(I_c)을 이용하고, 미터(301)는 상측에 진한 색일수록 평균 정보 게인이 높고, 하측에 연한 색일수록 평균 정보 게인이 낮음을 나타낸다.
- [0145] 본 발명의 일실시예에 따른 필터 방법은 순위 기술(ranking technique)을 측정 채널의 선정 기준으로 사용한다. 정보 게인(gain)은 순위 기준에 사용되며 변수를 제거하는 데 사용되는 임계값과 변수의 점수를 매긴다.
- [0146] 특징(feature)의 기본 속성은 데이터의 여러 클래스에 대한 유용한 정보를 포함하는 것이기 때문에 여러 클래스를 구별할 때 특징의 유용성을 측정할 수 있는 특징 관련성으로 정의할 수 있다.

- [0147] 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치가 필터 기반 방법(filter-based method)을 이용하는 경우, GBDT 알고리즘에 기반하여 결정된 평균 정보 게인(gain)의 평균값을 임계값으로 결정하고, 결정된 임계값보다 높은 평균 정보 게인(gain)이 결정된 측정 채널을 적어도 하나의 측정 채널로 선택할 수 있다.
- [0148] 여기서, 임계값보다 높은 평균 정보 게인이 결정된 측정 채널(302)은 미터(301)에서 진한색을 나타내고 있음을 확인할 수 있다.
- [0149] 따라서, 본 발명은 복잡성이 높은 사용자 의도 분류를 위한 측정 채널의 수를 최소화하기 위하여 최소 측정 채널을 선택하는 기술을 적용하여 최소 측정 채널로 높은 정확도의 사용자 의도를 분류할 수 있다.
- [0151] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)에 기반하여 최소 측정 채널을 결정하는 절차를 설명하는 도면이다.
- [0152] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)에 기반하여 선택된 측정 채널들의 분포도(400)를 예시한다. 여기서, 측정 채널은 측정 전극에 상응할 수 있다.
- [0153] 따라서, 선택된 측정 채널의 수가 감소할수록 측정에 이용되는 측정 전극의 수도 감소하므로, 최소 측정 채널을 선택하는 것은 최소 측정 전극을 선택하는 것에 해당할 수 있다.
- [0154] 분포도(400)는 선택된 측정 채널(401)과 분류 정확도 미터(402)를 미 선택된 전극의 수(403)와 함께 보여준다.
- [0155] 래퍼(wrapper) 방법에서, 분류기에 해당하는 GBDT 알고리즘은 변수 부분 집합을 평가하기 위한 블랙 박스 예측자로 사용될 수 있다.
- [0156] 하위 집합의 모든 조합을 평가하는 것은 NP-hard 문제가 되기 때문에 검색 알고리즘을 사용하여 차선 하위 집합을 찾아야 한다.
- [0157] 분포도(400)는 순차 전진 플로팅 선택(sequential forward floating selection, SFFS) 선택 기능에 기반한 래퍼(wrapper) 방법에서 평균 정보 게인을 이용하여 순차적으로 높은 분류 정확도를 가질 수 있는 측정 채널을 확장 선택해 나가는 실시예에 관한 것이다.
- [0158] 분포도(400)는 미 선택된 전극의 수(403)가 감소하면서 선택된 측정 채널(401)이 증가하고, 그에 따라 분류 정확도 미터(402)에서 분류 정확도가 증가함을 예시한다.
- [0159] 일례로, 분포도(400)는 결정된 평균 정보 게인(gain) 중 가장 높은 평균 정보 게인(gain)에 해당하는 측정 채널을 순차적으로 선택하고, 순차적으로 선택된 측정 채널의 분류 정확도를 계산하고, 계산된 분류 정확도가 미리 설정된 기준 값을 초과하는 경우 순차적으로 선택된 측정 채널을 적어도 하나의 측정 채널로 선택할 수 있는 특징을 나타낸다.
- [0161] 도 5a 내지 도 5d는 본 발명의 일실시예에 따른 선택된 채널 수의 변화에 따른 측정 정확도를 설명하는 도면이다.
- [0162] 도 5a는 본 발명의 일실시예에 따른 필터 기반 방법(filter-based method)과 CatBoost 알고리즘의 결합에 기반하여 선택된 채널수의 변화에 따른 정확도 변화를 예시한다.
- [0163] 도 5b는 본 발명의 일실시예에 따른 필터 기반 방법(filter-based method)과 LightGBM(Gradient Boost Machine) 알고리즘의 결합에 기반하여 선택된 채널수의 변화에 따른 정확도 변화를 예시한다.
- [0164] 도 5c는 본 발명의 일실시예에 따른 필터 기반 방법(filter-based method)과 XGboost 알고리즘의 결합에 기반하여 선택된 채널수의 변화에 따른 정확도 변화를 예시한다.
- [0165] 그래프(500), 그래프(510) 및 그래프(520)를 함께 참고하면, 일반적으로 CatBoost 알고리즘이 가장 안정된 (즉, 가장 낮은 편차) 높은 정확도를 제공하는 것을 확인할 수 있다.
- [0166] CatBoost 알고리즘의 경우는 사용 가능한 모든 채널을 사용하면 최고 정확도 (91.4 %)를 얻었다. 채널 수가 줄어들면 특히 8 개 이하의 채널에서 정확도가 떨어지는 것을 확인할 수 있다.
- [0167] 도 5d는 본 발명의 일실시예에 따른 CatBoost 알고리즘, LightGBM(Gradient Boost Machine) 알고리즘 및

XGboost 알고리즘에서 4개의 종래 분류기에 해당하는 LSVM(linear support vector machine), KSVM(kernel support vector machine), GBC(gradient boosting classifier) 및 SRLDA(shrinkage regularized linear discriminant analysis)에 적용된 비교 결과를 예시한다.

- [0168] 도 5d의 그래프(530)는 세로줄을 이용하여 표준 편차의 신뢰 구간을 나타내고, 조합 중에서 CatBoost 알고리즘과 SRLDA가 약 90% 정확도로 가장 높은 수치를 나타냄을 확인할 수 있다.
- [0170] 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 필터 기반 방법(filter-based method)과 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)에 따른 측정 채널 선택 결과를 비교 설명하는 도면이다.
- [0171] 도 6을 참고하면, 분포도(600)는 필터 기반 방법(filter-based method)과 CatBoost 알고리즘의 조합에 기반한 측정 채널 선택 결과를 예시하고, 분포도(610)는 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)과 CatBoost 알고리즘의 조합에 기반한 측정 채널 선택 결과를 예시한다.
- [0172] 분포도(600)와 분포도(610)의 표시 결과는 13 명의 대상 중 3 번 이상 선택된 채널이 표시되었고, 어두운 색은 많은 수를 나타낼 수 있다.
- [0173] 필터 기반 방법(filter-based method)과 CatBoost 알고리즘의 조합 및 래퍼 기반 방법(wrapper-based method)과 CatBoost 알고리즘의 조합에서 가장 많이 선택된 채널 은 정면 (F6 및 F3), 특히 전두 (Fp1, AF3) 및 중앙 (C2, C3 및 C1) 영역일 수 있다.
- [0175] 도 7a 및 도 7b는 본 발명의 일실시예에 따른 채널 선택 결과와 전체 채널 선택 결과에 따른 분류 결과 지형도를 설명하는 도면이다.
- [0176] 도 7a 및 도 7b는 본 발명의 일실시예에 따른 전체 채널을 통한 분류 결과와 선택된 채널을 통한 분류 결과를 비교하여 예시하고, 도 7a와 도 7b에서의 측정 대상자(subject)는 다르다.
- [0177] 먼저, 도 7a를 살펴보면, 제1 대상자(subject)에 대하여 전체 채널을 이용한 경우(700)에서 트위스트(twist) 상태(701)와 파악(grasp) 상태(702)를 예시하고, 선택 채널을 이용한 경우(710) 트위스트(twist) 상태(711)와 파악(grasp) 상태(712)를 예시한다.
- [0178] 다음으로, 도 7b를 살펴보면, 제2 대상자(subject)에 대하여 전체 채널을 이용한 경우(720)에서 트위스트(twist) 상태(721)와 파악(grasp) 상태(722)를 예시하고, 선택 채널을 이용한 경우(730) 트위스트(twist) 상태(731)와 파악(grasp) 상태(732)를 예시한다.
- [0180] 이벤트 관련 역 동기화(event-related desynchronization, ERD)는 파악 작업 동안 왼쪽 대뇌 피질(예: 정면 영역)에서 발생했지만 트위스트 상태, 트위스트 상태의 지형도에서 뇌 영역에 의한 신호 강도의 차이는 상대적으로 작았으며 약간의 이벤트 관련 동기화(event-related synchronization, ERS)가 표시될 수 있다.
- [0181] 적절한 채널 선택 방법은 중요하지 않은 채널을 제거하고 중요한 기능을 제공함으로써 두 사용자 의도 분류 작업 간의 차별화를 강화할 수 있기 때문에 분류 성능이 향상되고, 보다 정교한 사용자 의도 분류가 가능할 수 있다.
- [0183] 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 사용자 의도를 고려하여 측정 채널을 맞춤형으로 선택하는 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법을 설명하는 도면이다.
- [0184] 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법이 다양한 사용자의 움직임 상상 의도를 맞춤형으로 분류하기 위하여 최소의 측정 채널을 맞춤형으로 선택하고, 선택된 측정 채널을 통해 측정된 뇌파 신호만을 이용하여 사용자 의도를 분류하는 절차를 예시한다.
- [0185] 도 8을 참고하면, 단계(801)에서 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법이 복수의 측정 채널을 이용하여 복수의 측정 부위 각각에 대한 뇌파 신호를 측정한다.
- [0186] 즉, 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법은 다양한 사용자 움직임 상상 의도 중 특정 사용자 움직임을 상상

하는 사용자의 복수의 측정 부위에 부착된 복수의 측정 전극에 해당하는 복수의 측정 채널을 이용하여 복수의 측정 부위 각각에 대한 뇌파 신호를 측정할 수 있다.

[0187] 단계(802)에서 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법은 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, GBDT 알고리즘을 이용하여 복수의 시간 도메인 파라미터의 정보 게인(gain)을 추출하고, 복수의 정보 게인(gain)의 평균 정보 게인(gain)을 결정하며, 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택할 수 있다.

[0188] 즉, 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법은 뇌파 측정부에 의해 측정된 뇌파 신호에 대한 복수의 시간 도메인 파라미터를 추출하고, 복수의 시간 도메인 파라미터의 평균 정보 게인(gain)에 기반하여 복수의 측정 채널 중 적어도 하나의 측정 채널을 선택할 수 있다.

[0189] 단계(803)에서 본 발명의 일실시예에 따른 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법은 단계(802)에서 선택된 적어도 하나의 측정 채널을 통해 측정된 분류 뇌파 신호에 기반하여 사용자 의도를 분류할 수 있다.

[0190] 즉, 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치의 동작 방법은 단계(802)에서 선택된 적어도 하나의 측정 채널을 통해 측정된 분류 뇌파 신호를 기계 학습하여 특정 사용자 움직임에 해당하는 사용자 움직임 상상에 대응하는 사용자 의도를 분류할 수 있다.

[0191] 예를 들어, 기계 학습은 LSVM(Linear Support Vector Machine), RBF(Radial Base Function), KSVM(kernel support vector machine), GBC(gradient boosting classifier) 등 널리 사용되고 있는 기계 학습 방식과 SRLDA(shrinkage regularized linear discriminant analysis) 방법을 포함할 수 있다.

[0192] 뇌전도 신호의 시간 도메인 파라미터(time domain parameter, TDP)는 광대역 대역 전력의 추정에 의존하나, 각 채널마다 고유한 시간적 특징이 추출되기 때문에 추출 후에도 채널의 해부학적 위치에 관한 정보를 유지할 수 있다.

[0193] 따라서, 본 발명은 다양한 사용자 의도를 고려하여 개별 사용자 의도에 맞는 적절한 측정 채널을 선별하여 뇌전도 신호를 측정함으로써 측정 소요 시간 및 데이터 처리 시간을 감소시킬 수 있다.

[0195] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 컨트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPA(field programmable array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0196] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상기된 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0197] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0198] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

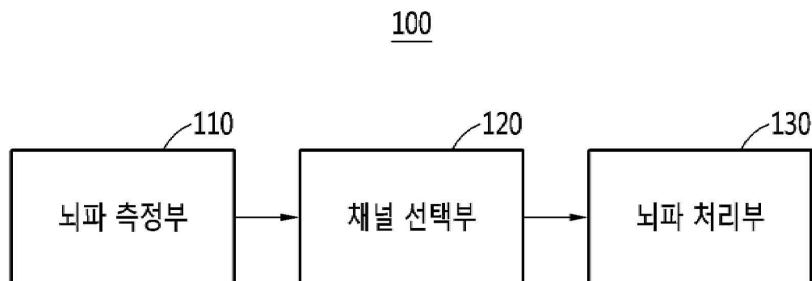
[0199] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

부호의 설명

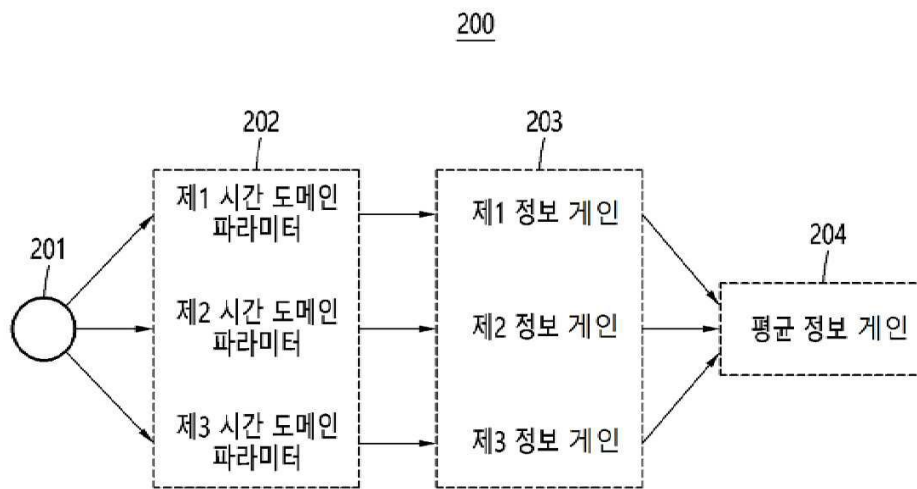
[0200] 100: 뇌 컴퓨터 인터페이스 장치
110: 뇌파 측정부 120: 채널 선택부
130: 뇌파 처리부

도면

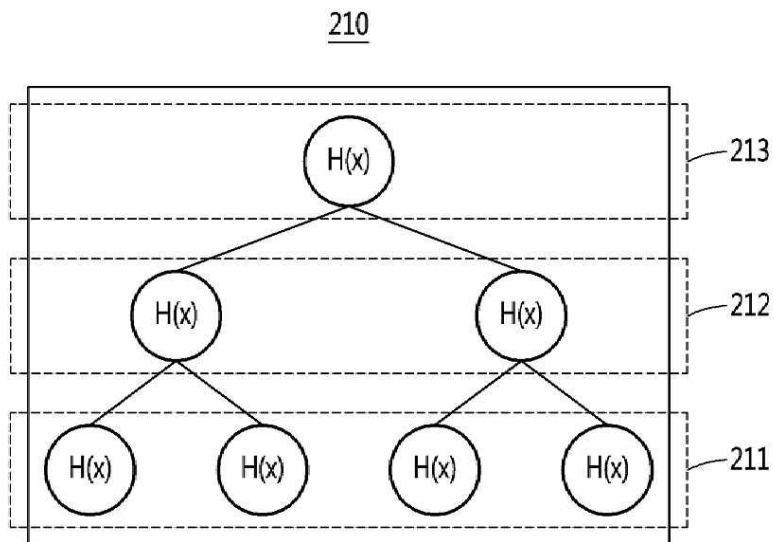
도면1



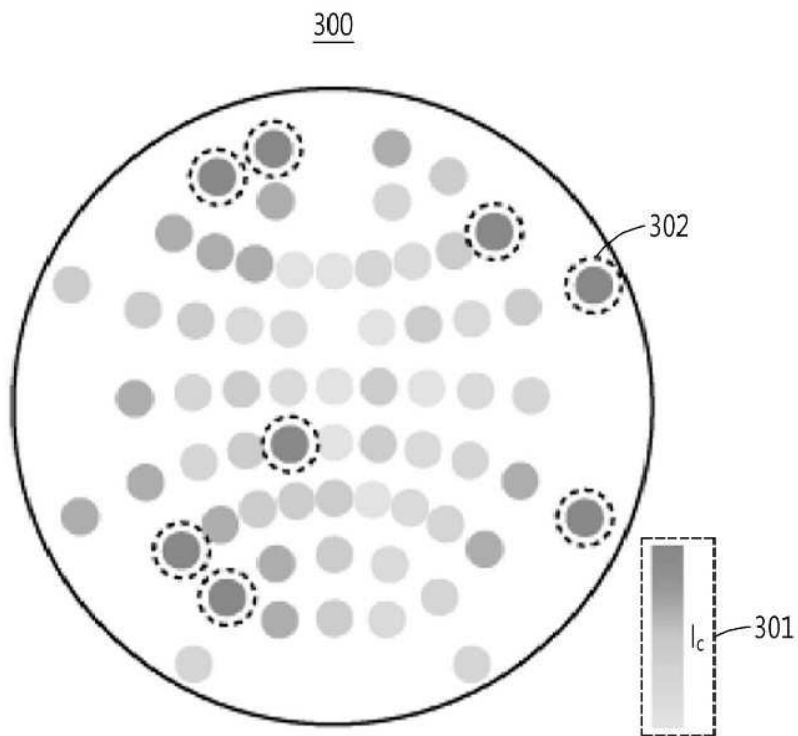
도면2a



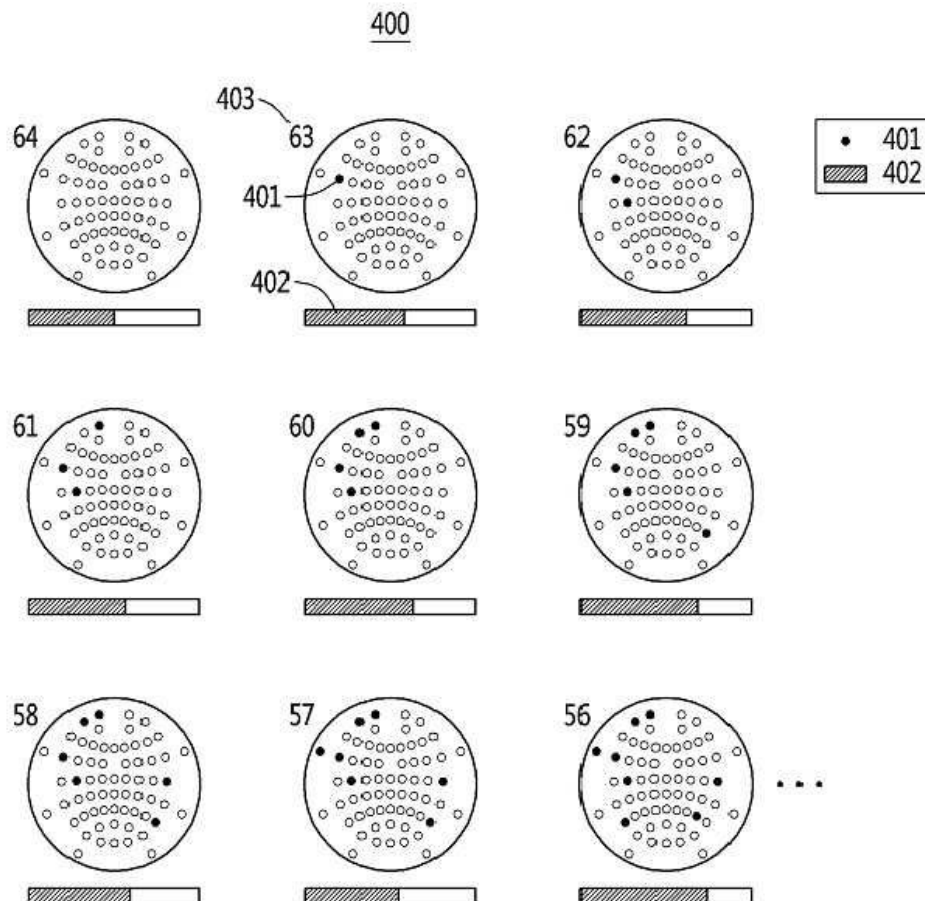
도면2b



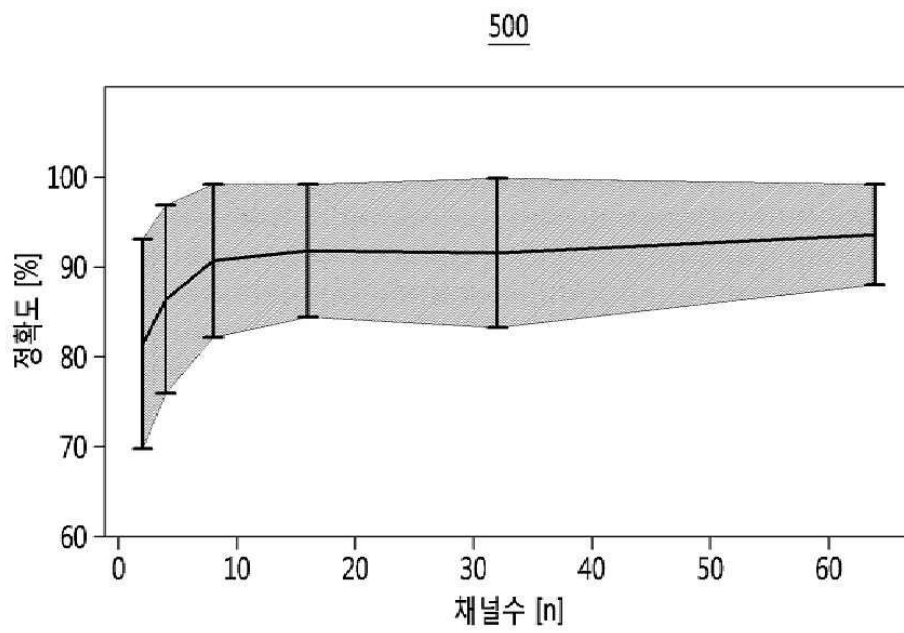
도면3



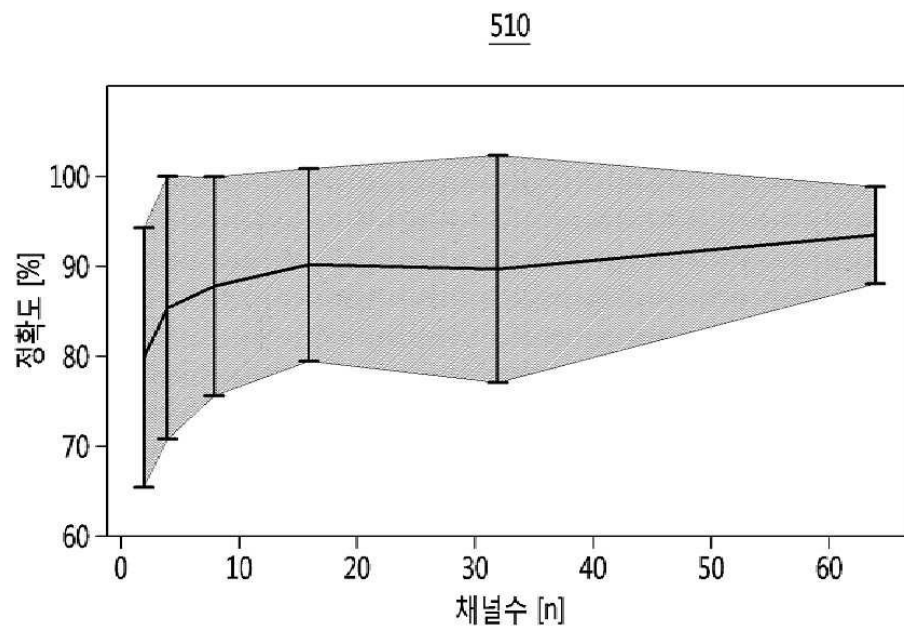
도면4



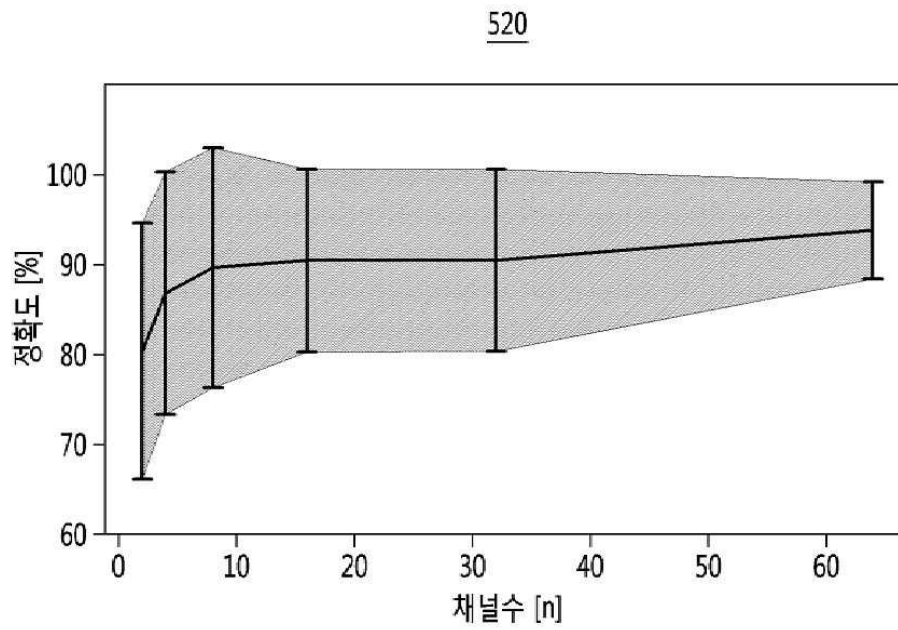
도면5a



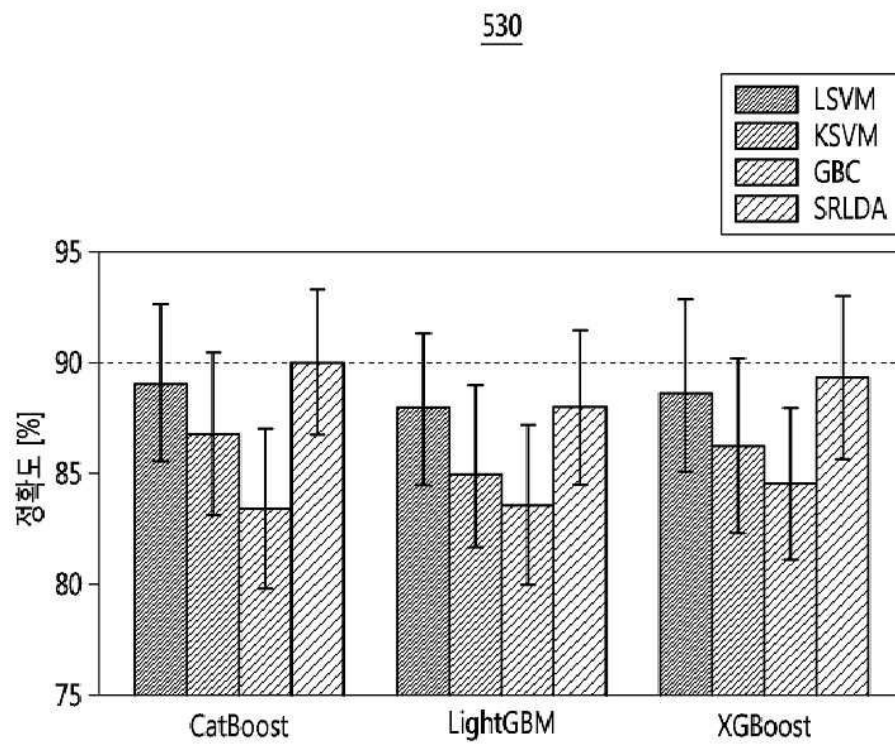
도면5b



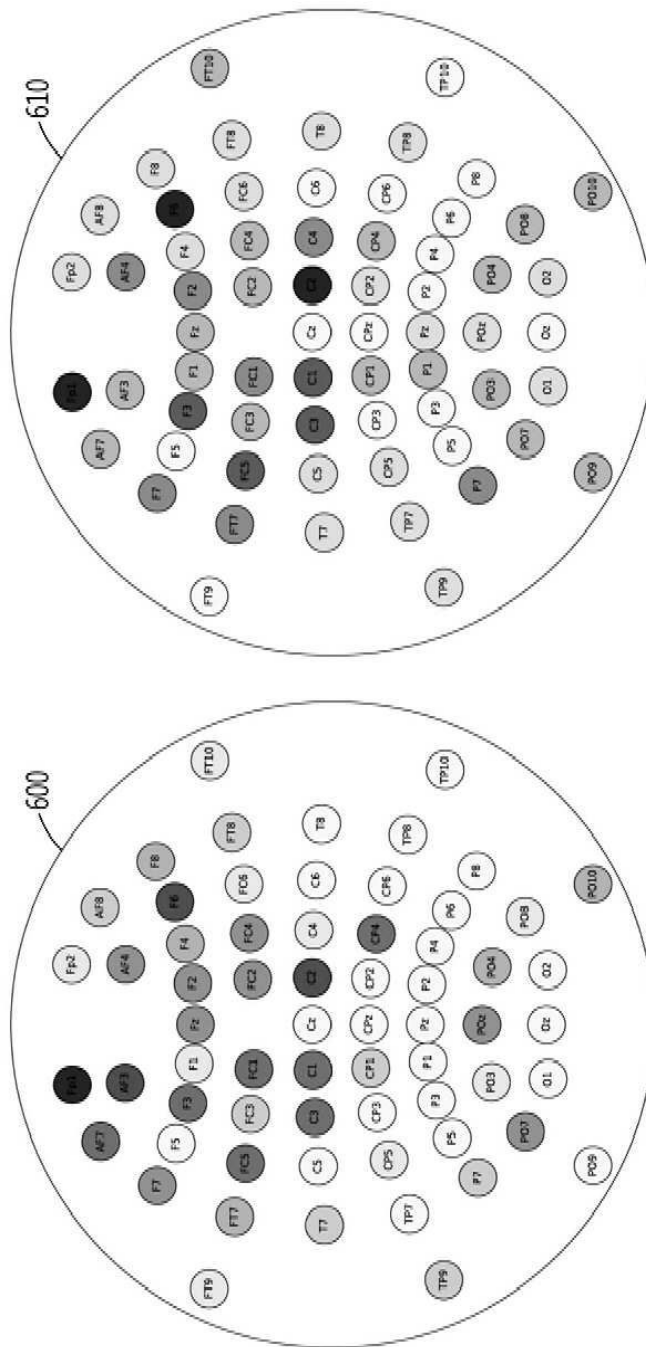
도면5c



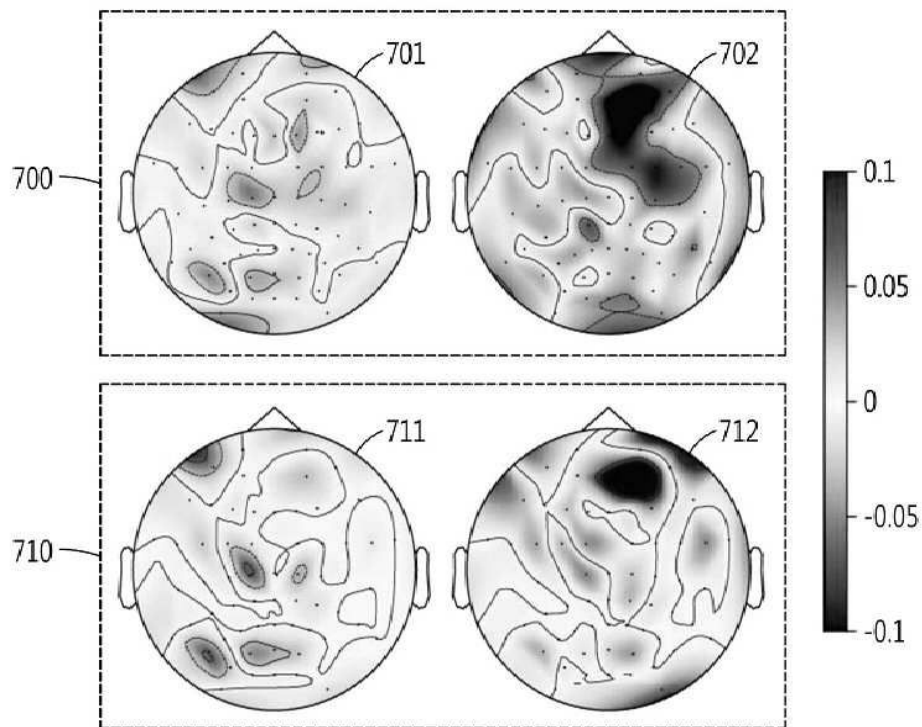
도면5d



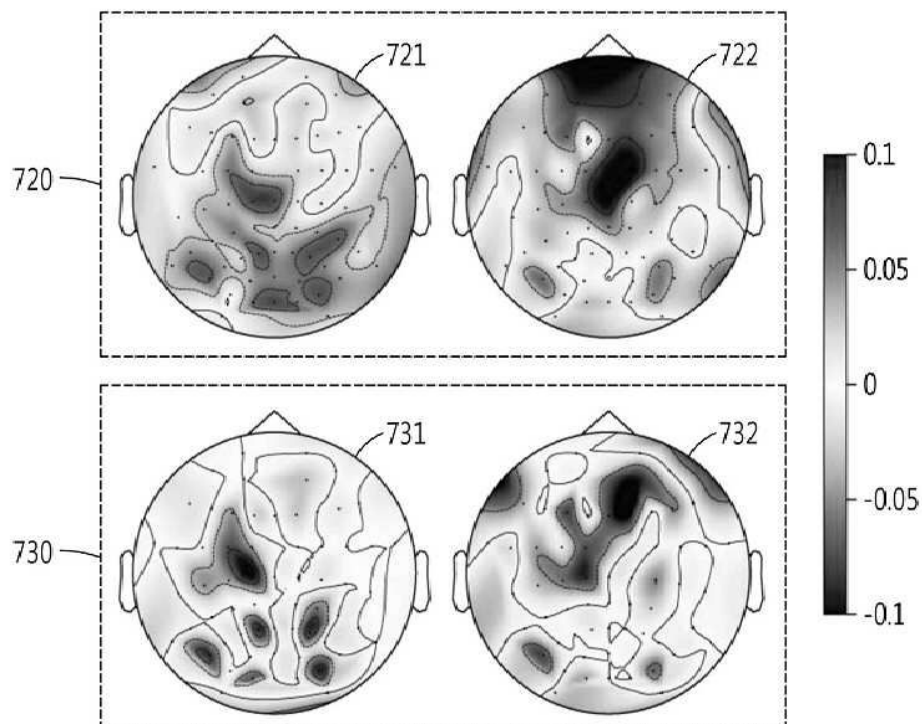
도면6



도면7a



도면7b



도면8

