(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0054128
(43) 공개일자 2023년04월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/378 (2021.01) *A61B 5/00* (2021.01)
A61B 5/372 (2021.01) *G06F 3/01* (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/378 (2021.01)
A61B 5/372 (2022.01)
(21) 출원번호 10-2021-0137747
(22) 출원일자 2021년10월15일
심사청구일자 2021년10월15일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
신진효
서울특별시 중구 난계로11길 16, 406호(아미인오피스텔)
정원주
서울특별시 강남구 삼성로64길 5, 107동 302호
(74) 대리인
김홍석

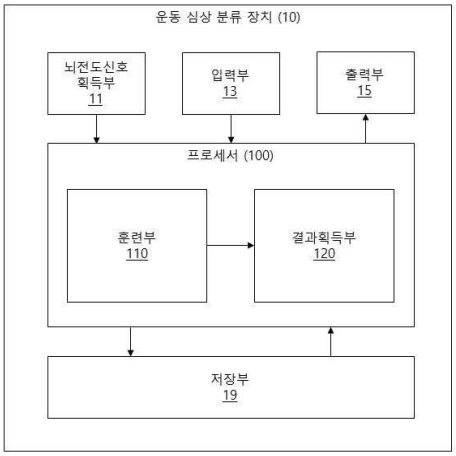
전체 청구항 수 : 총 16 항

(54) 발명의 명칭 **운동 심상 분류 장치 및 방법**

(57) 요 약

운동 심상 분류 장치 및 방법에 관한 것으로, 운동 심상 분류 장치는 학습 대상 신호를 수신하는 전극을 포함하는 뇌전도 신호 획득부 및 상기 복수의 전극을 기반으로 적어도 하나의 설정 지역을 결정하고, 상기 적어도 하나의 설정 지역 중에서 적어도 하나의 선택 지역을 결정하고, 상기 적어도 하나의 선택 지역에 대응하는 특징 벡터를 획득하고, 상기 특징 벡터를 이용하여 분류 모델을 훈련시키는 프로세서를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
A61B 5/7264 (2013.01)
G06F 3/015 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711126458
과제번호 2017-0-00451-005
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 SW컴퓨팅산업원천기술개발(R&D,정보화)
연구과제명 (BCI-2세부) 딥러닝을 이용하여 사람의 의도를 인지하는 BCI 기반 뇌인지컴퓨팅 기술 개발
기 여 율 1/3
과제수행기관명 고려대학교산학협력단
연구기간 2021.01.01 ~ 2021.12.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711126169
과제번호 2017-0-00432-005
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 SW컴퓨팅산업원천기술개발(R&D,정보화)
연구과제명 (BCI-총괄/1세부) 생각만으로 실생활 기기 및 AR/VR 디바이스를 제어하는 비침습 BCI 통합 뇌인지컴퓨팅 SW 플랫폼 기술 개발
기 여 율 1/3
과제수행기관명 한국과학기술연구원(KIST)
연구기간 2021.01.01 ~ 2021.12.31
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711126110
과제번호 2019-0-00079-003
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 정보통신방송혁신인재양성(R&D)
연구과제명 인공지능대학원지원(고려대학교)
기 여 율 1/3
과제수행기관명 고려대학교산학협력단
연구기간 2021.01.01 ~ 2021.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

학습 대상 신호를 각각 수신하는 복수의 전극을 포함하는 뇌전도 신호 획득부; 및

상기 복수의 전극을 기반으로 적어도 하나의 설정 지역을 결정하고, 상기 적어도 하나의 설정 지역 중에서 적어도 하나의 선택 지역을 결정하고, 상기 적어도 하나의 선택 지역에 대응하는 특징 벡터를 획득하고, 상기 특징 벡터를 이용하여 분류 모델을 훈련시키는 프로세서;를 포함하는 운동 심상 분류 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 프로세서는, 모든 전극 중에서 적어도 하나의 전극을 선택하고, 상기 적어도 하나의 전극 및 상기 적어도 하나의 전극의 주변에 위치한 전극을 포함하도록 상기 설정 지역을 결정하는 운동 심상 분류 장치.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 프로세서는, 상기 적어도 하나의 설정 지역에 대응하는 혼동 영역 점수를 연산하고, 상기 혼동 영역 점수를 기반으로 상기 적어도 하나의 선택 지역을 결정하는 운동 심상 분류 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 프로세서는, 일 지역에 대해 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균과 상기 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬 간의 리만 거리의 평균을 연산하고,

상기 일 지역에 대해 상기 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균과 상기 제1 클래스와 상이한 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬 간의 리만 거리 중 가장 작은 최소 리만 거리를 획득하고,

상기 리만 거리의 평균과 상기 최소 리만 거리의 차이를 획득하고,

상기 차이를 정규화하여, 상기 일 지역에 대해 상기 제1 클래스에 대한 혼동 영역 점수를 연산하는 운동 심상 분류 장치.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 프로세서는, 상기 일 지역에 대해 제2 클래스에 대한 혼동 영역 점수를 연산하고, 상기 제1 클래스에 대한 혼동 영역 점수 및 상기 제2 클래스에 대한 혼동 영역 점수 중 더 작은 값을 상기 일 지역에 대한 혼동 영역 점수로 결정하는 운동 심상 분류 장치.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 프로세서는, 상기 혼동 영역 점수가 낮은 지역을 상기 선택 지역으로 결정하는 운동 심상 분류 장치.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 프로세서는, 훈련 지역에 대한 공분산 행렬의 리만 평균을 연산하고, 상기 훈련 지역에 대한 리만 평균 및 상기 훈련 지역에 대한 적어도 하나의 일 공분산 행렬 사이의 로그 리만 거리 행렬을 연산하고, 상기 로그 리만

거리 행렬을 벡터화하고, 상기 선택 지역에 대한 로그 리만 거리 행렬을 연결하여 특징 벡터를 생성하는 운동 심상 분류 장치.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 뇌전도 신호 획득부는, 처리 대상 신호를 획득하고,

상기 프로세서는, 상기 처리 대상 신호를 기반으로 적어도 하나의 운동 심상을 분류하여 획득하는 운동 심상 분류 장치.

청구항 9

학습 대상 신호를 수신 가능한 복수의 전극을 기반으로 적어도 하나의 설정 지역을 결정하는 단계;

상기 적어도 하나의 설정 지역 중에서 적어도 하나의 선택 지역을 결정하는 단계;

상기 적어도 하나의 선택 지역에 대응하는 특징 벡터를 획득하는 단계; 및

상기 특징 벡터를 이용하여 분류 모델을 훈련시키는 단계;를 포함하는 운동 심상 분류 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 학습 대상 신호를 수신 가능한 복수의 전극을 기반으로 적어도 하나의 설정 지역을 결정하는 단계는,

모든 전극 중에서 적어도 하나의 전극을 선택하는 단계; 및

상기 적어도 하나의 전극 및 상기 적어도 하나의 전극의 주변에 위치한 전극을 포함하도록 상기 설정 지역을 결정하는 단계;를 포함하는 운동 심상 분류 방법.

청구항 11

제9항에 있어서,

상기 적어도 하나의 설정 지역 중에서 적어도 하나의 선택 지역을 결정하는 단계는,

상기 적어도 하나의 설정 지역에 대응하는 혼동 영역 점수를 연산하는 단계; 및

상기 혼동 영역 점수를 기반으로 상기 적어도 하나의 선택 지역을 결정하는 단계;를 포함하는 운동 심상 분류 방법.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 적어도 하나의 설정 지역에 대응하는 혼동 영역 점수를 연산하는 단계는,

일 지역에 대해 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균과 상기 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬 간의 리만 거리의 평균을 연산하는 단계;

상기 일 지역에 대해 상기 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균과 상기 제1 클래스와 상이한 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬 간의 리만 거리 중 가장 작은 최소 리만 거리를 획득하는 단계;

상기 리만 거리의 평균과 상기 최소 리만 거리의 차이를 획득하는 단계; 및

상기 차이를 정규화하여, 상기 일 지역에 대해 상기 제1 클래스에 대한 혼동 영역 점수를 연산하는 단계;를 포함하는 운동 심상 분류 방법.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 적어도 하나의 설정 지역에 대응하는 혼동 영역 점수를 연산하는 단계는,

상기 일 지역에 대해 제2 클래스에 대한 혼동 영역 점수를 연산하는 단계; 및

상기 제1 클래스에 대한 혼동 영역 점수 및 상기 제2 클래스에 대한 혼동 영역 점수 중 더 작은 값을 상기 일 지역에 대한 혼동 영역 점수로 결정하는 단계;를 더 포함하는 운동 심상 분류 방법.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 혼동 영역 점수를 기반으로 상기 적어도 하나의 선택 지역을 결정하는 단계는,

상기 혼동 영역 점수가 낮은 지역을 상기 선택 지역으로 결정하는 단계;를 더 포함하는 운동 심상 분류 방법.

청구항 15

제9항에 있어서,

상기 적어도 하나의 선택 지역에 대응하는 특징 벡터를 획득하는 단계는,

훈련 지역에 대한 공분산 행렬의 리만 평균을 연산하는 단계;

상기 훈련 지역에 대한 리만 평균 및 상기 훈련 지역에 대한 적어도 하나의 일 공분산 행렬 사이의 로그 리만 거리 행렬을 연산하는 단계;

상기 로그 리만 거리 행렬을 벡터화하는 단계; 및

상기 선택 지역에 대한 로그 리만 거리 행렬을 연결하여 특징 벡터를 생성하는 단계;를 포함하는 운동 심상 분류 방법.

청구항 16

제9항에 있어서,

처리 대상 신호를 획득하는 단계; 및

상기 처리 대상 신호를 기반으로 적어도 하나의 운동 심상을 분류하여 획득하는 단계;를 더 포함하는 운동 심상 분류 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 운동 심상 분류 장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 뇌-컴퓨터 인터페이스(BCI: Brain-Computer Interface)는 뇌와 외부 장치(컴퓨터)가 상호 간에 직접 정보나 명령 등을 전달할 수 있도록 함으로써, 인간 또는 동물의 생각을 기반으로 컴퓨터나 기계 등의 외부 기기를 직접 조작할 수 있는 인터페이스 시스템이다. 뇌-컴퓨터 인터페이스는 객체로부터 뇌 신호를 획득하고 획득한 뇌 신호를 외부 기기를 제거하기 위한 명령으로 변환하여 외부 기기를 제어하도록 하는데, 이러한 뇌신호의 획득은 침습형 또는 비침습형 방법을 통해 수행된다. 침습형 방법으로는 마이크로 칩 등의 전극을 두개골 내부에 삽입하여 뇌 신호를 수신하는 방식이고, 비침습형 방법은 외부 두피에 설치된 전극을 이용하여 뇌 신호를 수신하는 방식이다. 비침습형 방법의 경우에는 통상 뇌전도(EEG: electroencephalography)를 이용하여 뇌 신호를 획득한다. 이 경우, 획득한 뇌신호를 기반으로 기계나 장치 등을 제어하기 위해선 획득한 뇌신호를 해석하는 과정이 필요하다. 최근에는 이를 위해 CSP(Common spatial pattern) 기법이 널리 사용되고 있다. 그러나, CSP 기법은 불필요한 신호 채널로 인한 잡음의 증가나, 과적합 등과 같은 여러 문제점이 존재하였다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0003] 뇌전도 신호에 대응하는 운동 심상을 높은 정확도로 분류할 수 있는 운동 심상 분류 장치 및 방법을 제공하는

것을 해결하고자 하는 과제로 한다.

과제의 해결 수단

[0004] 상술한 과제를 해결하기 위하여 운동 심상 분류 장치 및 방법이 제공된다.

[0005] 운동 심상 분류 장치는, 학습 대상 신호를 각각 수신하는 복수의 전극을 포함하는 뇌전도 신호 획득부 및 상기 복수의 전극을 기반으로 적어도 하나의 설정 지역을 결정하고, 상기 적어도 하나의 설정 지역 중에서 적어도 하나의 선택 지역을 결정하고, 상기 적어도 하나의 선택 지역에 대응하는 특징 벡터를 획득하고, 상기 특징 벡터를 이용하여 분류 모델을 훈련시키는 프로세서를 포함할 수 있다.

[0006] 상기 프로세서는, 모든 전극 중에서 적어도 하나의 전극을 선택하고, 상기 적어도 하나의 전극 및 상기 적어도 하나의 전극의 주변에 위치한 전극을 포함하도록 상기 설정 지역을 결정할 수도 있다.

[0007] 상기 프로세서는, 상기 적어도 하나의 설정 지역에 대응하는 혼동 영역 점수를 연산하고, 상기 혼동 영역 점수를 기반으로 상기 적어도 하나의 선택 지역을 결정할 수도 있다.

[0008] 상기 프로세서는, 일 지역에 대해 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균과 상기 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬 간의 리만 거리의 평균을 연산하고, 상기 일 지역에 대해 상기 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균과 상기 제1 클래스와 상이한 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬 간의 리만 거리 중 가장 작은 최소 리만 거리를 획득하고, 상기 리만 거리의 평균과 상기 최소 리만 거리의 차이를 획득하고, 상기 차이를 정규화하여, 상기 일 지역에 대해 상기 제1 클래스에 대한 혼동 영역 점수를 연산하도록 마련된 것일 수도 있다.

[0009] 상기 프로세서는, 상기 일 지역에 대해 제2 클래스에 대한 혼동 영역 점수를 연산하고, 상기 제1 클래스에 대한 혼동 영역 점수 및 상기 제2 클래스에 대한 혼동 영역 점수 중 더 작은 값을 상기 일 지역에 대한 혼동 영역 점수로 결정할 수도 있다.

[0010] 상기 프로세서는, 상기 혼동 영역 점수가 낮은 지역을 상기 선택 지역으로 결정하는 것도 가능하다.

[0011] 상기 프로세서는, 상기 선택 지역에 속하는 일 지역에 대한 공분산 행렬의 리만 평균을 연산하고, 상기 일 지역에 대한 리만 평균 및 적어도 하나의 상기 일 지역에 대한 지역 공분산 행렬 사이의 로그 리만 거리 행렬을 연산하고, 상기 로그 리만 거리 행렬을 벡터화하고, 상기 선택 지역에 대한 로그 리만 거리 행렬을 연결하여 특징 벡터를 생성할 수도 있다.

[0012] 상기 뇌전도 신호 획득부는, 처리 대상 신호를 획득하고, 상기 프로세서는, 상기 처리 대상 신호를 기반으로 적어도 하나의 운동 심상을 분류하여 획득할 수도 있다.

[0013] 운동 심상 분류 방법은, 학습 대상 신호를 수신 가능한 복수의 전극을 기반으로 적어도 하나의 설정 지역을 결정하는 단계, 상기 적어도 하나의 설정 지역 중에서 적어도 하나의 선택 지역을 결정하는 단계, 상기 적어도 하나의 선택 지역에 대응하는 특징 벡터를 획득하는 단계 및 상기 특징 벡터를 이용하여 분류 모델을 훈련시키는 단계를 포함할 수도 있다.

[0014] 상기 학습 대상 신호를 수신 가능한 복수의 전극을 기반으로 적어도 하나의 설정 지역을 결정하는 단계는, 모든 전극 중에서 적어도 하나의 전극을 선택하는 단계 및 상기 적어도 하나의 전극 및 상기 적어도 하나의 전극의 주변에 위치한 전극을 포함하도록 상기 설정 지역을 결정하는 단계를 포함할 수도 있다.

[0015] 상기 적어도 하나의 설정 지역 중에서 적어도 하나의 선택 지역을 결정하는 단계는, 상기 적어도 하나의 설정 지역에 대응하는 혼동 영역 점수를 연산하는 단계 및 상기 혼동 영역 점수를 기반으로 상기 적어도 하나의 선택 지역을 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0016] 상기 적어도 하나의 설정 지역에 대응하는 혼동 영역 점수를 연산하는 단계는, 일 지역에 대해 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균과 상기 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬 간의 리만 거리의 평균을 연산하는 단계, 상기 일 지역에 대해 상기 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균과 상기 제1 클래스와 상이한 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬 간의 리만 거리 중 가장 작은 최소 리만 거리를 획득하는 단계, 상기 리만 거리의 평균과 상기 최소 리만 거리의 차이를 획득하는 단계 및 상기 차이를 정규화하여, 상기 일 지역에 대해 상기 제1 클래스에 대한 혼동 영역 점수를 연산하는 단계를 포함할 수 있다.

[0017] 상기 적어도 하나의 설정 지역에 대응하는 혼동 영역 점수를 연산하는 단계는, 상기 일 지역에 대해 제2 클래스

에 대한 혼동 영역 점수를 연산하는 단계 및 상기 제1 클래스에 대한 혼동 영역 점수 및 상기 제2 클래스에 대한 혼동 영역 점수 중 더 작은 값을 상기 일 지역에 대한 혼동 영역 점수로 결정하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0018] 상기 혼동 영역 점수를 기반으로 상기 적어도 하나의 선택 지역을 결정하는 단계는, 상기 혼동 영역 점수가 낮은 지역을 상기 선택 지역으로 결정하는 단계를 더 포함할 수도 있다.

[0019] 상기 적어도 하나의 선택 지역에 대응하는 특징 벡터를 획득하는 단계는, 상기 적어도 하나의 선택 지역에 속하는 일 지역에 대한 공분산 행렬의 리만 평균을 연산하는 단계, 상기 일 지역에 대한 리만 평균 및 적어도 하나의 상기 일 지역에 대한 지역 공분산 행렬 사이의 로그 리만 거리 행렬을 연산하는 단계, 상기 로그 리만 거리 행렬을 벡터화하는 단계 및 상기 선택 지역에 대한 로그 리만 거리 행렬을 연결하여 특징 벡터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0020] 운동 심상 분류 방법은, 처리 대상 신호를 획득하는 단계 및 상기 처리 대상 신호를 기반으로 적어도 하나의 운동 심상을 분류하여 획득하는 단계를 더 포함하는 것도 가능하다.

발명의 효과

[0021] 상술한 운동 심상 분류 장치 및 방법에 의하면, 뇌전도 신호에 대응하는 운동 심상을 높은 정확도로 분류할 수 있게 되는 효과를 얻을 수 있다.

[0022] 상술한 운동 심상 분류 장치 및 방법에 의하면, 전극의 위치를 이용하여, 인접한 전극들을 포함하는 지역들 중 운동 심상 분류에 가장 효과적인 지역을 선택할 수 있게 되는 장점도 얻을 수 있다.

[0023] 상술한 운동 심상 분류 장치 및 방법에 의하면, 공분산 행렬의 기하학적 공간을 고려하여 지역을 선택하고, 선택된 지역으로부터 지역 특징을 적절하게 추출할 수 있게 되므로, 운동 심상 분류의 정확도를 개선할 수 있는 효과도 얻을 수 있게 된다.

[0024] 상술한 운동 심상 분류 장치 및 방법에 의하면, 지역 분석을 통해 각 지역마다 공분산 행렬을 추정함으로써 과적합 위험을 절감할 수 있게 될 뿐만 아니라, 불필요한 신호로 인해 발생하는 잡음을 감소시킬 수 있는 이점도 얻을 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0025] 도 1은 운동 심상 분류 장치의 일 실시예에 대한 블록도이다.

도 2는 훈련부의 일 실시예에 대한 블록도이다.

도 3은 전극의 위치를 기준으로 지역을 설정하는 방법의 제1 예를 도시한 도면이다.

도 4는 전극의 위치를 기준으로 지역을 설정하는 방법의 제2 예를 도시한 도면이다.

도 5는 결과 획득부의 일 실시예에 대한 블록도이다.

도 6은 운동 심상 분류 방법의 일 실시예에 대한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 이하 명세서 전체에서 동일 참조 부호는 특별한 사정이 없는 한 동일 구성요소를 지칭한다. 이하에서 사용되는 '부'가 부가된 용어는, 소프트웨어 및/또는 하드웨어로 구현될 수 있으며, 실시예에 따라 하나의 '부'가 하나의 물리적 또는 논리적 부품으로 구현되거나, 복수의 '부'가 하나의 물리적 또는 논리적 부품으로 구현되거나, 하나의 '부'가 복수의 물리적 또는 논리적 부품들로 구현되는 것도 가능하다. 명세서 전체에서 어떤 부분이 다른 부분과 연결되어 있다고 할 때, 이는 어떤 부분과 다른 부분이 상호 간에 물리적으로 연결되었음을 의미할 수도 있고, 및/또는 전기적으로 연결되었음을 의미할 수도 있다. 또한, 어떤 부분이 다른 부분을 포함한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 부분 이외의 또 다른 부분을 제외하는 것이 아니며, 설계자의 선택에 따라서 또 다른 부분을 더 포함할 수 있음을 의미한다. 제1 내지 제N(N은 1 이상의 자연수) 등의 표현은, 적어도 하나의 부분(들)을 다른 부분(들)으로부터 구분하기 위한 것으로, 특별한 기재가 없는 이상 이들이 순차적임을 반드시 의미하지는 않는다. 또한 단수의 표현은 문맥상 명백하게 예외가 있지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다.

[0027] 이하 도 1 내지 도 5를 참조하여 운동 심상 분류 장치에 대해서 설명하도록 한다.

[0028] 도 1은 운동 심상 분류 장치의 일 실시예에 대한 블록도이다.

[0029] 도 1에 도시된 바에 의하면, 운동 심상 분류 장치(10)는, 일 실시예에 있어서 운동 심상 분류 처리를 수행하기 위한 적어도 하나의 프로세서(100)를 포함할 수 있고, 실시예에 따라서 뇌전도(EEG: electroencephalography) 신호를 획득하여 프로세서(100)에 전달하는 뇌전도 신호 획득부(11)를 더 포함할 수도 있다. 또한, 운동 심상 분류 장치(10)는 필요에 따라 입력부(13), 출력부(15) 및 저장부(19) 중 적어도 하나를 더 포함하는 것도 가능하다. 이 경우, 뇌전도 신호 획득부(11), 입력부(13), 출력부(15), 저장부(19) 및 프로세서(100) 중 적어도 둘은, 케이블, 무선통신네트워크 또는 금속회로선 등을 통해 일방으로 또는 쌍방으로 데이터나 명령/지시 등을 전달할 수 있게 마련될 수도 있다.

[0030] 뇌전도 신호 획득부(11)는 대상체(인간 또는 동물 등)의 두부에 장착되고, 대상체가 적어도 하나의 신체 부위를 움직이는 상상을 하는 동안 두부 내의 감각 운동 피질 영역에서 발생하는 특정한 주파수 대역의 뇌전도 신호를 측정하여 획득할 수 있도록 마련된다. 즉, 뇌전도 신호 획득부(11)는 대상체의 운동 심상에 대응하는 뇌전도 신호를 획득할 수 있다. 운동 심상은 대상체가 마음 속으로 어떠한 운동(움직임)을 상상하는 것 또는 이에 따라 떠오르는 영상이나 정경 등을 의미한다. 뇌전도 신호 획득부(11)에 의해 획득된 뇌전도 신호는 즉시 또는 일정한 시간의 경과 후에 프로세서(100)로 전달될 수 있으며, 필요에 따라 저장부(19)나 출력부(15) 등으로 전달될 수도 있다. 뇌전도 신호 획득부(11)는, 예를 들어, 두피에 부착 가능하게 마련된 적어도 하나의 전극(electrode)을 포함할 수 있다. 이 경우, 대상자의 두부의 적어도 일 지역(부위)에 적어도 하나의 전극이 뇌전도 신호를 적절히 획득할 수 있도록 배치될 수 있으며, 필요에 따라 소정의 패턴으로 배치될 수 있다. 예를 들어, 적어도 하나의 전극은, 뇌에 근접한 지역 대부분에 대체적으로 고르게 분포 및 배치될 수도 있다. 실시예에 따라서, 뇌전도 신호 획득부(11)는, 적어도 하나의 케이블이 장착 가능한 단자를 더 포함할 수도 있으며, 여기서 적어도 하나의 케이블은 적어도 하나의 전극과 운동 심상 분류 장치(10)의 본체(예를 들어, 운동 심상 처리를 위해 특별히 고안된 장치나, 데스크톱 컴퓨터와 같은 정보처리장치 등)를 서로 통신 가능하게 연결할 수 있다. 또한, 뇌전도 신호 획득부(11)는 통신을 위해 무선 통신 모듈 등을 더 포함할 수도 있다. 이외에도 뇌전도 신호 획득부(11)는 신호를 증폭하거나 디지털 변환 등을 수행하기 위한 적어도 하나의 회로 부품을 더 포함할 수도 있다.

[0031] 입력부(13)는, 운동 심상 분류 장치(10)의 동작에 필요한 데이터나 프로그램(앱, 애플리케이션 또는 소프트웨어) 등을 수신하고, 수신한 데이터나 프로그램 등을 저장부(19), 출력부(15) 또는 프로세서(100)로 전달할 수 있다. 예를 들어, 입력부(13)는 획득한 뇌전도 신호를 기반으로 결과 획득을 위한 사용자 명령 등을 입력 받을 수 있다. 입력부(13)는, 예를 들어, 키보드, 마우스, 태블릿, 터치 스크린, 터치 패드, 트랙 볼, 트랙 패드, 동작 감지 센서, 진동 센서, 수광 센서, 감압 센서, 근접 센서, 마이크로 폰, 영상 촬영 모듈, 데이터 입출력 단자 또는 유무선 통신 모듈(일례로 랜 카드, 근거리 통신 모듈 또는 이동통신 모듈 등) 등을 포함할 수도 있다.

[0032] 출력부(15)는 저장부(19)에 저장된 데이터나 프로세서(100)가 획득한 결과 등을 시각적 또는 청각적으로 외부로 출력하여 사용자에게 제공하거나 또는 유무선 통신 네트워크 등을 통해 다른 장치(미도시)로 전달할 수 있다. 출력부(15)는, 예를 들어, 디스플레이, 프린터 장치, 스피커 장치, 영상 출력 단자, 데이터 입출력 단자 및/또는 통신 모듈 등을 포함할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0033] 저장부(19)는 운동 심상 분류 장치(10)의 동작에 필요하거나 이의 동작 결과 획득된 데이터를 일시적으로 또는 비일시적으로 저장할 수 있다. 예를 들어, 저장부(19)는 프로세서(100)에 의해 설정된 적어도 하나의 지역(이하 설정 지역)에 대한 정보나, 설정 지역 내의 전극(들)에 대한 정보나, 설정 지역의 전극이 획득한 뇌전도 신호(이하 학습 대상 신호(도 2의 91)를 기반으로 획득된 혼동 영역 점수나(도 2의 113-1 내지 113-N)나, 최적 지역으로 선택된 설정 지역(이하 선택 지역)에 대한 정보나, 선택 지역에 대응하는 리만 평균이나, 선택 지역에 대응하는 특징 벡터나, 특징 벡터를 이용한 분류 결과나, 프로세서(110)의 동작에 따라 학습된 학습 모델(일례로 제1 분류부(119) 등)이나, 심상 분류를 위해 입력된 뇌전도 신호(이하 처리 대상 신호(도 5의 92))나, 또는 처리 대상 신호(92)에 대응하는 분류 결과 등을 일시적 또는 비일시적으로 저장할 수 있다. 또한, 저장부(19)는 프로세서(110)의 동작을 위한 적어도 하나의 프로그램을 저장할 수 있으며, 적어도 하나의 프로그램은 설계자에 의해 직접 작성 또는 수정된 것이거나, 데이터 단자나 슬롯 등을 통해 연결된 다른 메모리 장치 또는 유무선 통신 네트워크를 통해 접속 가능한 전자 소프트웨어 유통망을 통하여 획득 또는 갱신된 것일 수도 있다. 저장부(19)는, 예를 들어, 주기억장치 및 보조기억장치 중 적어도 하나를 포함할 수 있고, 주기억장치는 롬(ROM) 및/

또는 램(RAM)과 같은 반도체 저장 매체를 이용하여 구현 가능하며, 보조기억장치는, 플래시 메모리 장치(일례로 솔리드 스테이트 드라이브(SSD, Solid State Drive) 등), 하드 디스크 드라이브, 컴팩트 디스크(CD) 또는 디브이디(DVD) 등을 이용하여 구현 가능하다.

[0034] 프로세서(100)는, 일 실시예에 있어서, 뇌전도 신호 획득부(11)가 획득한 뇌전도 신호(일례로 학습 대상 신호(91) 또는 처리 대상 신호(92))를 기반으로 학습 모델을 훈련시키거나 뇌전도 신호에 대응하는 분류 결과를 획득할 수 있다. 프로세서(100)는, 저장부(19)에 저장된 프로그램을 실행시켜, 훈련 또는 분류 동작을 수행할 수도 있다. 프로세서(100)는, 예를 들어, 중앙 처리 장치(CPU: Central Processing Unit), 마이크로 컨트롤러 유닛(MCU: Micro Controller Unit), 애플리케이션 프로세서(AP: Application Processor), 전자 제어 유닛(ECU: Electronic Controlling Unit), 마이컴(Micom: Micro Processor) 및/또는 이외 각종 연산 및 제어 처리를 수행할 수 있는 처리 장치를 포함할 수 있으며, 필요에 따라서, 따라서 하나 또는 둘 이상의 물리적 처리 장치를 이용하여 구현될 수 있다.

[0035] 도 1에 도시된 바에 의하면, 프로세서(100)는 훈련부(110) 및 결과 획득부(120)를 포함할 수 있다. 훈련부(110) 및 결과 획득부(120)는 서로 논리적으로 구분되는 것일 수도 있고 또는 물리적으로 구분되는 것일 수도 있다.

[0036] 도 2는 훈련부의 일 실시예에 대한 블록도이다. 도 3은 전극의 위치를 기준으로 지역을 설정하는 방법의 제1 예를 도시한 도면이고, 도 4는 전극의 위치를 기준으로 지역을 설정하는 방법의 제2 예를 도시한 도면이다.

[0037] 도 2에 도시된 바에 의하면, 훈련부(110)는, 지역 설정부(111), 혼동영역점수 연산부(113), 제1 지역 선택부(115), 제1 특징 벡터 생성부(117) 및 제1 분류부(119)를 포함할 수 있다.

[0038] 지역 설정부(111)는, 학습 대상이 되는 하나 이상의 뇌전도 신호, 즉 학습 대상 신호(91)를 출력하는 적어도 하나의 전극(들)을 각각의 위치에 따라 분류하여 적어도 하나의 설정 지역을 결정할 수 있다. 적어도 하나의 설정 지역은 적어도 하나의 전극(들)을 포함하여 결정될 수 있다. 예를 들어, M개의 전극이 대상자의 두부에 부착된 경우, M개의 전극을 N개의 지역(111-1 내지 111-N)으로 분류할 수 있다. 여기서, M 및 N은 자연수이며, N은 M보다 작거나 또는 M과 동일할 수 있다.

[0039] 일 실시예에 의하면, 지역 설정부(111)는, 도 3 및 도 4에 도시된 바와 같이, 전체 M개의 전극들 중 임의적으로 적어도 하나의 전극(도 3의 FFC6 또는 도 4의 PO7)을 선택하고, 선택한 적어도 하나의 전극(FFC6 또는 PO7)과 해당 전극(FFC6 또는 PO7)의 대략 주변에 위치한 전극(들)(FFC6에 대해서는 도 3의 FFC4, FC4, CFC6, FC6, FFC8, F6, F4 등, 또는 PO7에 대해서는 도 4의 PPO7, O1, PO3, PPO5 등)을 포함하도록 적어도 하나의 설정 지역(이하 제1 설정 지역(111-1) 및 제2 설정 지역(111-2))을 생성할 수 있다. 이에 따라 적어도 하나의 전극(FFC6 또는 PO7) 각각에 대응하는 적어도 하나의 설정 지역(111-1, 111-2)이 생성될 수 있다. 생성된 적어도 하나의 설정 지역(111-1 및/또는 111-2) 각각이 포함하는 전극(FFC6, FFC4, FC4, CFC6, FC6, FFC8, F6, F4 등 또는 PO7에 대해서는 PPO7, O1, PO3, PPO5 등)은 모두 상이할 수도 있고, 일부는 동일하고 다른 일부는 상이할 수도 있으며, 또는 모두 동일할 수도 있다. 또한, 생성된 적어도 하나의 설정 지역(111-1 및/또는 111-2) 내의 전극(FFC6, FFC4, FC4, CFC6, FC6, FFC8, F6, F4 등 또는 PO7에 대해서는 PPO7, O1, PO3, PPO5 등)의 개수는 모두 동일할 수도 있고, 모두 상이할 수도 있으며, 또는 일부는 동일하고 다른 일부는 상이할 수도 있다. 적어도 하나의 설정 지역(111-1 및/또는 111-2) 내의 전극(FFC6, FFC4, FC4, CFC6, FC6, FFC8, F6, F4 등 또는 PO7에 대해서는 PPO7, O1, PO3, PPO5 등)의 개수는, 선택된 적어도 하나의 전극(FFC6 또는 PO7) 및/또는 해당 전극(FFC6 또는 PO7)의 대략 주변에 위치한 전극(들)(FFC4, FC4, CFC6, FC6, FFC8, F6, F4 등, 또는 PPO7, O1, PO3, PPO5 등)의 위치에 따라 상이하게 될 수 있다. 예를 들어, 도 3에 도시된 바와 같이 제1 설정 지역(111-1)은 총 8개의 전극을 포함하여 설정되고, 도 4에 도시된 바와 같이 제2 설정 지역(111-2)은 총 5개의 전극을 포함하여 설정될 수 있다.

[0040] 또한, 지역 설정부(111)는, 뇌전도 신호 획득부(11)에 해당하는 모든 전극이, 모든 설정 지역(111-1 내지 111-N) 중 적어도 하나에 포함되도록 전극을 분류하여 지역을 설정할 수도 있다. 이 경우, 하나 이상의 전극이 서로 상이한 둘 이상의 설정 지역(111-p, 111-q, p 및 q는 서로 상이한 1 이상의 자연수)에 공통적으로 포함되도록 분류될 수도 있고, 반대로 적어도 하나의 설정 지역(111-p)에 속한 전극은 다른 설정 지역(111-q)에는 포함되지 않도록 분류할 수도 있다.

[0041] 이와 같이 설정 지역(111-1 내지 111-N)이 분류된 경우, 각 지역 별로 측정되는 뇌전도 신호는 하기의 수학식 1과 같이 행렬로 표현될 수 있다.

[0042] [수학식 1]

[0043] $$X^n \in \mathbb{R}^{|R_n| \times T}$$

[0044] 수학식 1에서 X^(n)은 n번째 전극을 기준으로 하는 설정 지역에서 측정되는 뇌전도 신호를 표현하는 행렬이다. R_n은 n번째 전극을 기준으로 하는 설정 지역에 속하는 전극의 집합이고, |R_n|은 R_n에 속하는 원소의 개수로, 설정 지역에 속한 전극의 개수에 따라 상이할 수 있다. T는 샘플의 개수이다.

[0045] 일 실시예에 의하면, 혼동영역점수 연산부(113)는 각각의 설정 지역(111-1 내지 111-N)에 대응하는 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)을 연산하고, 연산 결과를 제1 지역 선택부(115)로 전달할 수 있다. 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)는, 일 실시예에 따르면, 지역의 구분을 위해 이용되는 지표로, 예를 들어, 두 개의 클래스(class, 범주 등)에 대해 연산된 리만 평균까지의 평균 리만 거리 및 리만 평균까지의 최소 리만 거리의 정규화된 차이 중 최소값으로 주어질 수 있다. 이 경우, 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)가 낮으면 낮을수록 클래스의 분류 성능이 개선될 수 있게 된다.

[0046] 이하 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)이 연산되는 과정을 보다 구체적으로 설명하도록 한다.

[0047] 구체적으로 K개의 학습 대상 신호(91)가 존재하는 경우, i번째 학습 대상 신호에 대한 제n 지역의 뇌전도 신호 X^(n)_i의 공분산(covariance) 행렬은 하기의 수학식 2로 주어질 수 있다.

[0048] [수학식 2]

[0049] $$C_i^n = \frac{1}{T} X_i^n X_i^{n^\top}$$

[0050] 수학식 2에서 T는 상술한 바와 같이 샘플의 개수를 의미한다. $^\top$ 는 행렬의 전치를 의미한다.

[0051] 후술하는 바와 같이 제1 또는 제2 분류부(119, 129)에 의해 분류될 클래스에 대해서, 지역 n에서의 공분산 행렬의 리만 평균(Riemannian mean)은 수학식 3으로 주어질 수 있다.

[0052] [수학식 3]

[0053] $$M_l^{(n)} = \underset{M}{argmin} \sum_{i \in L_l} d_R^2(C_i^{(n)}, M)$$

[0054] 수학식 3에서 M^(n)_l은 클래스 l에 대한 지역 n에서의 리만 평균이고, l은 분류될 클래스를 의미하며, L_l은 클래스 l에 속하는 학습 대상 신호(91)의 인덱스들의 집합으로, 제1 클래스(L_1) 및 제2 클래스(L_2)의 경우, 하기의 수학식 4와 같이 규정될 수 있다.

[0055] [수학식 4]

[0056] $$L_1 \cup L_2 = \{1, 2, \ldots . K\}, L_1 \cap L_2 = \emptyset$$

[0057] 수학식 4에서 1 내지 K는 학습 대상 신호(91)의 인덱스로, 이는 제1 클래스 및 제2 클래스에 총 K개의 학습 대상 신호(91)가 대응됨을 의미한다. 수학식 3에서 C^(n)_i는 i번째 신호에 대한 n번째 지역의 공분산 행렬을 의미한다. 우변의 d^2_R(C^(n)_i, M)은 i번째 신호에 대한 n번째 지역의 공분산 행렬(C^(n)_i)과 변수 M 간의 리만 거리의 제곱을 의미한다. 따라서, 수학식 3은, 클래스 l에 대한 지역 n에서의 리만 평균(M^(n)_l)은 n번째 지역의 공분산 행렬(C^(n)_i)과의 리만 거리의 제곱을 클래스 l (L_l)에 속하는 학습 대상 신호에 대해서 합한 결과를 최소로 하는 변수 M로 주어짐을 의미한다. 여기서, 리만 거리는 하기의 수학식 5로 정의될 수 있다.

[0058] [수학식 5]

[0059] $$d_R(C_i, C_j) = \left\| Log\left(C_j^{-\frac{1}{2}} C_i C_j^{-\frac{1}{2}} \right) \right\|_F$$

[0060] 수학식 5에서 Log는 행렬 로그(matrix log)로 하기의 수학식 6과 같은 꼴로 정의될 수 있다. ‖ · ‖_F는 프로베니우스 노름이다.

[0061] [수학식 6]

$$Log(A) = P\begin{pmatrix} \log d_{11} \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \log d_{NN} \end{pmatrix} P^{\top} \quad where\ A = PDP^{\top} \in \mathbb{R}^{N \times N}$$

[0062]

[0063] 수학식 6에서 A는 대칭 양의 정부호 행렬, D는 대각행렬, d_mn은 대각행렬(D)의 m행, n열 성분이다.

[0064] 이 경우, 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)은, 만약 두 개의 클래스(일례로 제1 클래스 및 제2 클래스)가 존재한다면, 하기의 수학식 7 및 수학식 8을 이용해서 결정될 수 있다.

[0065] [수학식 7]

[0066] $$g^n = \min\{g_1^{(n)}, g_2^{(n)}\}$$

[0067] [수학식 8]

[0068] $$g_l^{(n)} = \frac{v_l^{(n)} - p_l^{(n)}}{d_R(M_1^{(n)}, M_2^{(n)})}$$

[0069] 수학식 7의 g^(n)은 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)이고, 수학식 8의 g^(n)_l은 클래스 l에 대한 혼동 영역 점수이다. g^(n)_1 및 g^(n)_2는 각각 제1 클래스 및 제2 클래스에 대한 혼동 영역 점수이다. 또한, 수학식 8의 M^(n)_1 및 M^(n)_2는 각각 제1 클래스 및 제2 클래스에 대한 지역 n에서의 리만 평균이다. v^(n)_l은, 하기의 수학식 9에 기재된 바와 같이, 지역 n에 대해서 클래스 l에 해당하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균 및 지역 n에 대해서 클래스 l에 속하는 지역 공분산 행렬 사이의 리만 거리의 평균(이하 평균 리만 거리)이다. p^(n)_l은, 하기의 수학식 10에 기재된 바와 같이, 지역 n에 대해서 클래스 l에 해당하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균 및 클래스 l 이외의 다른 클래스에 해당하는 지역 공분산 행렬 사이의 리만 거리 중에서 가장 작은 값(이하 최소 리만 거리)이다.

[0070] [수학식 9]

[0071] $$v_l^{(n)} = \frac{1}{|L_l|} \sum_{i \in L_l} d_R(C_i^{(n)}, M_l^{(n)})$$

[0072] [수학식 10]

[0073] $$p_l^{(n)} = \min_{i \in L_l^c} d_R(C_i^{(n)}, M_l^{(n)})$$

[0074] 수학식 10에서 L^c_l은, 클래스 l에 속하는 학습 대상 신호(91)의 인덱스들의 집합(L_l)의 여집합을 의미한다.

[0075] 통상적으로 최소 리만 거리(p^(n)_l)가 충분히 크다면, 두 개의 클래스(일례로 제1 클래스 및 제2 클래스)를 구분하는 것은 용이하나, 최소 리만 거리(p^(n)_l)가 충분히 크다고 하더라도 평균 리만 거리(v^(n)_l)도 크다면, 두 개의 클래스의 구분은 상대적으로 어려워진다. 따라서, 수학식 8에 기재된 바와 같이 평균 리만 거리(v^(n)_l) 및 최소 리만 거리(p^(n)_l) 사이의 차이를 이용하여 두 개의 클래스를 구분하면, 클래스의 구분 성능이 향상될 수 있게 된다. 한편, 서로 상이한 지역 간에 차이를 보정하기 위해서, 수학식 7에 기재된 바와 같이, 평균 리만 거리(v^(n)_l) 및 최소 리만 거리(p^(n)_l)의 차에 두 클래스(일례로 제1 클래스 및 제2 클래스) 사이의 리만 평균의 거리(d_R(M^(n)_1, M^(n)_2)를 나눔으로써, 평균 리만 거리(v^(n)_l) 및 최소 리만 거리(p^(n)_l)의 차이를 정규화할 수도 있다.

[0076] 수학식 8에 의해 특정한 일 지역 n에 관하여, 각각의 클래스마다 혼동 영역 점수(일례로 제1 클래스에 대한 혼동 영역 점수 및 제2 클래스에 대한 혼동 영역 점수)가 연산되면, 수학식 7에 의해 이 두 개의 클래스에 대응하는 각각의 혼동 영역 점수 중 더 작은 값을 선택함으로써, 특정한 지역 n을 대표하는 혼동 영역 점수(g^(n), 113-1 내지 113-N)가 획득될 수 있다. 특정한 지역 n에 대한 혼동 영역 점수(g^(n), 113-1 내지 113-N)는 상황에 따라 양수가 될 수도 있고, 음수가 될 수도 있다.

[0077] 제1 지역 선택부(115)는 지역 설정부(111)가 출력한 설정 지역(111-1 내지 111-N) 중에서 최적의 지역(즉, 선택

지역)을 선택할 수 있으며, 예를 들어, 연산된 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)를 기반으로 선택 지역을 결정할 수도 있다. 일 실시예에 따르면, 제1 지역 선택부(115)는 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)가 작으면 작을수록 클래스 분류 성능을 향상시킬 수 있는 지역으로 판단하도록 설계될 수도 있다. 예를 들어, 다수의 지역이 설정되고, 다수의 지역 각각에 대응하는 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)가 연산되면, 제1 지역 선택부(115)는 상대적으로 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)가 낮게 주어지는 적어도 하나의 지역을 선택 지역으로 결정할 수 있다. 보다 구체적으로 예를 들어, 제1 지역 선택부(115)는 전체 지역 중에서 하위 20%의 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)에 해당하는 지역을 선별하여 선택 지역으로 결정할 수도 있다. 여기서, 하위 20%는 예시적인 것으로, 설계자나 사용자는 임의적 선택에 따라서 이외에 다른 범위의 혼동 영역 점수(113-1 내지 113-N)에 해당하는 지역을 선택 지역으로 결정되도록 하는 것도 가능하다.

[0078] 제1 특징 벡터 생성부(117)는 제1 지역 선택부(115)가 결정한 선택 지역(들)을 기반으로 적어도 하나의 특징 벡터를 추출하여 생성할 수 있다.

[0079] 일 실시예에 따르면, 제1 특징 벡터 생성부(117)는 선택 지역에 대응하는 로그 리만 거리 행렬을 이용하여 적어도 하나의 특징 벡터를 생성할 수 있다. 구체적으로 제1 특징 벡터 생성부(117)는 먼저 훈련 대상이 되는 지역(이하 훈련 지역이라 한다. 훈련 지역은, 예를 들어, 선택 지역 등을 포함할 수도 있다)에 대응하는 공분산 행렬의 리만 평균을 연산할 수 있다. 이 경우, 리만 평균은 하기의 수학식 11과 같이 주어질 수 있다.

[0080] [수학식 11]

[0081] $$M^{(n)} = argmin_M \sum_{i=1}^{K} d_R^2 \ (C_i^{(n)}, M)$$

[0082] 수학식 11에서 M^(n)은 리만 평균이고, K는 학습 대상 신호(91)의 인덱스이다. d^2_R(C^(n)_i, M)은 i번째 신호에 대한 n번째 지역의 공분산 행렬(C^(n)_i)과 변수 M 간의 리만 거리의 제곱을 의미한다. 이 경우, 훈련 대상 지역에 대한 리만 평균 및 적어도 하나의 일 신호(일례로 i번째 신호)에 대한 공분산 행렬 사이의 로그 리만 거리 행렬은, 예를 들어, 하기의 수학식 12를 이용하여 연산될 수 있다.

[0083] [수학식 12]

[0084] $$Z_i^{(n)} = \mathrm{Log}((\mathrm{M}^{(n)})^{-\frac{1}{2}} \mathrm{C}_i^{(n)} (\mathrm{M}^{(n)})^{-\frac{1}{2}})$$

[0085] 수학식 12에서 Z^(n)_i는 로그 리만 거리 행렬이다. 이러한 로그 리만 거리 행렬은 리만 다양체 내에서 두 행렬 간의 거리에 대한 정보뿐만 아니라 상대적 방향에 대한 정보도 가지고 있어, 후술하는 제1 분류부(119)에 분류를 위한 다양한 정보를 제공할 수 있게 된다.

[0086] 로그 리만 거리 행렬은 대칭 행렬이므로, 행렬의 대각선 상의 성분과 대각선 위쪽의 모든 성분만을 이용해서 나타낼 수 있다. 따라서, 훈련 대상 지역에 대한 리만 평균과, 상기 훈련 대상 지역에 대한 공분산 행렬 간의 로그 리만 거리 행렬은 벡터화될 수 있다. 예를 들어, 하기의 수학식 13을 이용하여 로그 리만 거리 행렬의 백터화가 가능하다.

[0087] [수학식 13]

[0088] $$\mathrm{vec}(Z) = [z_{11}, \sqrt{2}z_{12}, \sqrt{2}z_{13} \cdots z_{22}, \sqrt{2}z_{23} \cdots z_{NN}]^{\top}$$

[0089] 여기서, 로그 리만 거리 행렬(Z)은 N×N 크기의 대칭 행렬이고, z_mn은 로그 리만 거리 행렬(Z)의 m행, n열 성분이다.

[0090] 로그 리만 거리 행렬의 벡터화는, 선택 지역 각각마다 수행될 수 있으며, 이어서 적어도 하나의 선택 지역 각각에 대한 적어도 하나의 벡터화된 로그 리만 거리 행렬은 서로 연결될 수 있다. 로그 리만 거리 행렬의 연결(concatenate)에 의해 제1 특징 벡터 생성부(117)는 하나 이상의 특징 벡터를 획득할 수 있게 된다.

[0091] 제1 분류부(119)는 제1 특징 벡터 생성부가 생성한 특징 벡터를 이용하여, 학습 대상 신호(91)를 분류하기 위한 소정의 모델(분류기 모델)을 훈련시킬 수 있다. 제1 분류부(119)는, 예를 들어, 서포트 벡터 머신(SVM: Support Vector Machine), 랜덤 포레스트(Random Forest), K-최근접 이웃(k-Nearest neighbor), 다층 퍼셉트론(Multi-layer Perceptron), 의사 결정 나무(DT: Decision Tree) 또는 나이브 베이지안(Naïve Bayesian) 등을 이용하

여 구현될 수 있다. 상술한 로그 리만 거리 행렬의 공간은 유클리드 공간이므로, 상술한 바 외에도 제1 분류부(119)는 또 다른 적어도 하나의 분류기를 이용하여 구현될 수도 있다. 제1 분류부(119)에 의해 훈련되거나 훈련 중인 적어도 하나의 분류하기 위한 모델은 결과 획득부(120)의 제2 분류부(도 5의 129)로 전달될 수 있다.

[0092] 제1 분류부(119)의 훈련 결과(즉, 훈련된 모델)는 저장부(19)로 전달되어 일시적 또는 비일시적으로 저장되거나, 출력부(15)로 전달되어 사용자에게 제공되거나 또는 출력부(15)를 통해 운동 심상 분류 장치(10) 이외의 다른 장치(메모리 장치나 정보 처리 장치 등)로 직접 또는 유무선 통신 네트워크를 통해 전달될 수도 있다. 훈련된 모델이 다른 정보 처리 장치로 전달되는 경우, 훈련된 분류 모델은 다른 정보 처리 장치에 의해 운동 심상 분류 동작을 위해 이용될 수도 있다.

[0093] 도 5는 결과 획득부의 일 실시예에 대한 블록도이다.

[0094] 도 5에 도시된 바에 의하면, 결과 획득부(120)는 처리 대상 신호(92)를 수신하고, 처리 대상 신호(92)를 이용하여 처리 대상 신호(92)에 대응하는 분류 결과(일례로 처리 대상 신호(92)에 대응하는 운동 심상)를 획득할 수 있다. 도 1 및 도 5에는 결과 획득부(120)가 훈련부(110)와 별도로 분리되어 마련된 것처럼 도시되어 있으나, 이는 설명의 편의를 위한 것으로 훈련부(110)와 결과 획득부(120)는 실시예에 따라 분리되지 않고 결합된 형태로 하나로 구현될 수도 있다. 이 경우, 설계자는 훈련부(110)가 결과 획득부(120)의 동작을 동일하게 또는 일부 변형된 형태로 수행하도록 설계할 수도 있다.

[0095] 일 실시예에 의하면, 결과획득부(120)는 제2 지역 선택부(125), 제2 특징 벡터 생성부(127) 및 제2 분류부(129)를 포함할 수 있다.

[0096] 제2 지역 선택부(125)는 적어도 하나의 전극으로부터 처리 대상 신호(92)를 수신하고 처리 대상 신호(92)에 대응하는 선택 지역을 결정할 수 있다. 이 경우, 제2 지역 선택부(125)는, 제1 지역 선택부(115)에 의해 결정된 선택 지역을 기반으로 처리 대상 신호(92)에 대응하는 지역을 선택 및 결정할 수도 있다. 여기서, 제1 지역 선택부(115)는, 동일한 운동 심상 분류 장치(10)에 포함되는 것일 수도 있고, 또는 제2 지역 선택부(125)을 포함하는 운동 심상 분류 장치(10)와 상이한 다른 정보 처리 장치에 포함되는 것일 수도 있다.

[0097] 제2 특징 벡터 생성부(127)는 처리 대상 신호(92)에 대응하는 선택 지역(들)을 이용하여 적어도 하나의 특징 벡터를 생성할 수 있다. 제1 특징 벡터 생성부(117)와 동일하게 제2 특징 벡터 생성부(127)는 처리 대상 신호(92)에 대응하는 선택 지역에 대한 로그 리만 거리 행렬을 이용하여 적어도 하나의 특징 벡터를 생성할 수 있으며, 보다 구체적으로는 제1 특징 벡터 생성부(117)에서 연산한 각 지역에 대한 리만 평균 및 처리 대상 신호(92)에 대응하는 각 지역 공분산 행렬 간의 로그 리만 거리 행렬의 연산을 통해 적어도 하나의 특징 벡터를 획득할 수도 있다.

[0098] 제2 분류부(129)는, 제2 특징 벡터 생성부(127)가 획득한 적어도 하나의 특징 벡터와 제1 분류부(119)에 의해 학습 및 훈련된 분류기 모델(일례로 훈련된 서포트 벡터 머신 등)을 이용하여 처리 대상 신호(92)를 운동 심상에 대한 적어도 하나의 범주로 분류할 수 있다. 이에 따라 처리 대상 신호(92)에 대응하여 분류된 운동 심상에 대한 정보가 획득될 수 있다. 실시예에 따라서 제2 분류부(129)는 운동 심상 분류 장치(10)가 아닌 다른 장치에 마련된 제1 분류부(119)에 의해 훈련되고 입력부(13)를 통해 수신된 분류 모델을 이용하여 운동 심상에 대한 분류 결과를 획득할 수도 있다. 제2 분류부(129)에 의한 분류 결과는 저장부(19)에 일시적 또는 비일시적으로 저장되거나, 출력부(15)를 통해 시각적 또는 청각적으로 사용자에게 제공될 수도 있다. 또한, 실시예에 따라 분류 결과는 운동 심상 분류 장치(10) 이외의 다른 장치로 직접 또는 유무선 통신 네트워크를 통해 전달되는 것도 가능하다.

[0099] 상술한 운동 심상 분류 장치(10)는, 상술한 학습 대상 신호(91)를 이용하여 지역 설정, 지역 선택, 특징 벡터 추출 및 모델 훈련 등의 동작을 순차적으로 수행하거나, 또는 처리 대상 신호(92)에 대응하는 결과 획득 등의 동작을 수행하기 위해 특별히 고안된 적어도 하나의 장치를 이용하여 구현될 수도 있고, 또는 적어도 하나의 종래 알려진 정보처리장치를 단독으로 이용하거나 조합 이용하여 구현될 수도 있다. 적어도 하나의 정보처리장치는, 예를 들어, 데스크톱 컴퓨터, 랩톱 컴퓨터, 서버용 하드웨어 장치, 의료 기기(엑스선 촬영 장치, 컴퓨터 단층 촬영 장치(CT: Computed Tomography), 유방 촬영 장치 또는 자기공명촬영(MRI: Magnetic Resonance Imaging) 장치 등), 스마트 폰, 태블릿 피씨, 스마트 시계, 스마트 태그, 스마트 밴드, 두부 장착형 디스플레이(HMD: Head Mounted Display) 장치, 휴대용 게임기, 내비게이션 장치, 디지털 텔레비전, 셋 톱 박스, 디지털 미디어 플레이어 장치, 미디어 스트리밍 장치, 디브이디 재생 장치, 컴팩트 디스크 재생 장치, 음향 재생 장치(인공 지능 스피커 등), 가전 기기(일례로 냉장고, 선풍기, 공조기, 오븐 또는 세탁기 등), 유인 또는 무인 이동체

(일례로 승용차, 버스, 트럭이나 이륜차와 같은 차량, 이동성 로봇, 무선 모형 차량, 로봇 청소기 등), 유인 또는 무인 비행체(일례로 항공기나, 헬리콥터나, 드론, 모형 비행기, 모형 헬리콥터 등), 가정용, 산업용 또는 군사용 로봇, 산업용 또는 군사용 기계 또는 교통 제어기 등을 포함할 수 있다. 그러나, 운동 심상 분류 장치(10)는 예시된 바 한정되는 것은 아니며, 설계자나 사용자 등이 상황이나 조건에 따라 고려할 수 있는 다양한 연산 처리 장치 중 적어도 하나를 포함할 수도 있다.

[0100] 이하 도 6을 참조하여 운동 심상 분류 방법의 여러 실시예에 대해서 설명하도록 한다.

[0101] 도 6은 운동 심상 분류 방법의 일 실시예에 대한 흐름도이다.

[0102] 도 6에 도시된 운동 심상 분류 방법의 일 실시예를 참조하면, 먼저 대상체 두부에 장착된 적어도 하나의 전극을 이용하여 적어도 하나의 설정 지역을 결정할 수 있다(200). 구체적으로 예를 들어, 도 3 및 도 4에 도시된 바와 같이 M개의 모든 전극들 중 적어도 하나의 전극을 선택하고, 적어도 하나의 주변에 위치한 적어도 하나의 전극을 선택하고, 설정 지역이 선택된 전극 및 그 주변에 위치한 전극들을 포함하도록, 적어도 하나의 설정 지역을 결정할 수도 있다. 생성된 적어도 하나의 설정 지역은 모두 전극을 배타적으로 포함할 수도 있고, 일부는 공통적으로 포함할 수도 있다. 생성된 적어도 하나의 설정 지역의 전극의 개수는 모두 동일할 수도 있고, 모두 상이할 수도 있으며, 일부는 동일하고 다른 일부는 상이할 수도 있다.

[0103] 적어도 하나의 전극은 뇌전도 신호를 획득하여 출력할 수 있다. 일 실시예에 의하면, 각각의 설정 지역의 전극이 출력한 뇌전도 신호를 기반으로 각각의 설정 지역에 대한 혼동 영역 점수가 연산될 수 있다(202).

[0104] 일 지역에 대해 소정의 클래스(일례로 제1 클래스)에 해당하는 혼동 영역 점수는, 일 실시예에 의하면, 적어도 하나의 지역에 대해서 제1 클래스에 대응하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균과 동일한 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬 간의 리만 거리의 평균을 연산하고, 동일한 적어도 하나의 지역에 대해 제1 클래스에 속하는 지역 공분산 행렬의 리만 평균과 제1 클래스와 상이한 다른 클래스에 대응하는 지역 공분산 행렬 간의 리만 거리 중 가장 작은 최소 리만 거리를 획득한 후, 리만 거리의 평균과 최소 리만 거리의 차이를 획득함으로써 연산될 수도 있다. 이 경우, 혼동 영역 점수는 리만 거리의 평균과 최소 리만 거리의 차이를 정규화하여 연산된 것일 수도 있으며, 정규화는, 예를 들어, 수학식 8에 기재된 바와 같이 리만 거리의 평균과 최소 리만 거리의 차이에 제1 클래스 및 다른 클래스(일례로 제2 클래스) 각각의 리만 평균의 거리를 나누어 연산될 수도 있다. 이 경우, 일 지역에 관한 혼동 영역 점수가 적어도 두 개의 클래스(일례로 제1 클래스 및 제2 클래스) 각각에 대해 연산될 수 있으며, 두 개의 클래스 각각에 대한 혼동 영역 점수(들) 중에서 상대적으로 더 작은 값이 수학식 7에 도시된 바와 해당 지역에 대한 혼동 영역 점수로 결정될 수 있다.

[0105] 혼동 영역 점수가 결정되면, 혼동 영역 점수를 이용하여 선택 지역이 결정될 수 있다(206). 이 경우, 상대적으로 낮은 혼동 영역 점수에 대응하는 지역이 선택 지역으로 결정될 수 있으며, 보다 구체적으로는 전체 지역 중에서 대응하는 혼동 영역 점수가 하위 특정 비율(일례로 하위 20%)에 속하는 적어도 하나의 지역이 선택 지역으로 선별될 수도 있다.

[0106] 선택 지역이 결정되면, 선택 지역에 대응하는 특징 벡터가 획득될 수 있다(206). 특징 벡터는, 선택 지역에 대한 공분산 행렬의 리만 평균을 연산하고, 선택 지역에 대한 리만 평균과 학습 대상 신호에 대응하는 상기 지역에 대한 공분산 행렬 간의 로그 리만 거리 행렬을 연산한 후, 로그 리만 거리 행렬을 벡터화하고, 선택 지역에 대응하는 벡터화된 로그 리만 행렬(들)을 연결하여 획득될 수도 있다.

[0107] 적어도 하나의 특징 벡터가 획득되면, 적어도 하나의 특징 벡터를 분류 모델에 입력하여 분류 모델을 훈련시킬 수 있다(208). 여기서, 분류 모델은, 예를 들어, 서포트 벡터 머신, 랜덤 포레스트 또는 다층 퍼셉트론 등을 포함할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 훈련된 분류 모델은 저장부에 저장되어 운동 심상의 분류를 위해 이용되거나, 별도로 마련된 외장 메모리 장치 등에 전달되어 저장되거나 및/또는 운동 심상의 분류를 수행하기 위한 다른 정보 처리 장치로 유무선 통신네트워크를 통해 전달될 수 있다.

[0108] 처리 대상 신호가 수신되면(210), 훈련된 분류 모델을 이용하여 처리 대상 신호에 대응하는 운동 심상이 분류될 수 있다(212). 예를 들어, 처리 대상 신호가 수신되면, 처리 대상 신호에 대응하는 선택 지역이 결정되고, 선택 지역에 따라서 처리 대상 신호에 대응하는 적어도 하나의 특징 벡터가 생성될 수 있다. 적어도 하나의 특징 벡터는 훈련된 분류 모델에 입력될 수 있으며, 훈련된 분류 모델은 적어도 하나의 특징 벡터를 이용하여 운동 심상에 대한 적어도 하나의 범주를 결정함으로써 처리 대상 신호에 대응하여 분류된 운동 심상을 획득할 수 있게 된다.

[0109] 상술한 적어도 하나의 설정 지역의 결정 내지 분류 모델의 훈련(200 내지 208)과, 처리 대상 신호의 수신 및 분

류 처리의 수행(210, 212)은, 실시예에 따라서, 서로 동일한 장치에 의해 수행될 수도 있고, 또는 서로 상이한 장치에 의해 수행되는 것도 가능하다.

[0110] 상술한 실시예에 따른 운동 심상 분류 방법은, 컴퓨터 장치에 의해 구동될 수 있는 프로그램의 형태로 구현될 수 있다. 프로그램은, 명령어, 라이브러리, 데이터 파일 및/또는 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있으며, 기계어 코드나 고급 언어 코드를 이용하여 설계 및 제작된 것일 수 있다. 프로그램은 상술한 운동 심상 분류 방법을 구현하기 위하여 특별히 설계된 것일 수도 있고, 컴퓨터 소프트웨어 분야에서 통상의 기술자에게 기 공지되어 사용 가능한 각종 함수나 정의를 이용하여 구현된 것일 수도 있다. 또한, 여기서, 컴퓨터 장치는, 프로그램의 기능을 실현 가능하게 하는 프로세서나 메모리 등을 포함하여 구현된 것일 수 있으며, 필요에 따라 통신 장치를 더 포함할 수도 있다.

[0111] 상술한 운동 심상 분류 방법을 구현하기 위한 프로그램은, 컴퓨터에 의해 판독 가능한 기록 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터에 의해 판독 가능한 기록 매체는, 예를 들어, 솔리드 스테이트 드라이브(SSD), 롬, 램 또는 플래시 메모리 등과 같은 반도체 저장 매체나, 하드 디스크나 플로피 디스크 등과 같은 자기 디스크 저장 매체나, 콤팩트 디스크나 디브이디 등과 같은 광 기록 매체나, 또는 플롭티컬 디스크 등과 같은 자기-광 기록 매체 등 컴퓨터 등의 호출에 따라 실행되는 하나 이상의 프로그램을 일시적 또는 비일시적으로 저장 가능한 적어도 한 종류의 물리적 저장 매체를 포함할 수 있다.

[0112] 이상 운동 심상 분류 장치 및 운동 심상 분류 방법의 여러 실시예에 대해 설명하였으나, 운동 심상 분류 장치 또는 운동 심상 분류 방법은 오직 상술한 실시예에 한정되는 것은 아니다. 해당 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 상술한 실시예를 기초로 수정 및 변형하여 구현할 수 있는 다른 다양한 장치나 방법 역시 상술한 운동 심상 분류 장치 또는 운동 심상 분류 방법의 일 실시예가 될 수 있다. 예를 들어, 설명된 방법(들)이 설명된 바와 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성 요소(들)가 설명된 바와 다른 형태로 결합, 연결 또는 조합되거나 다른 구성 요소 또는 균등물 등에 의하여 대치 또는 치환되더라도, 상술한 운동 심상 분류 장치 및/또는 운동 심상 분류 방법의 일 실시예가 될 수 있다.

부호의 설명

[0113] 10: 운동 심상 분류 장치 11: 뇌전도 신호 획득부

13: 입력부 15: 출력부

19: 저장부 91: 학습 대상 신호

92: 처리 대상 신호 100: 프로세서

110: 훈련부 111: 지역설정부

113: 혼동영역점수연산부 115: 제1 지역 선택부

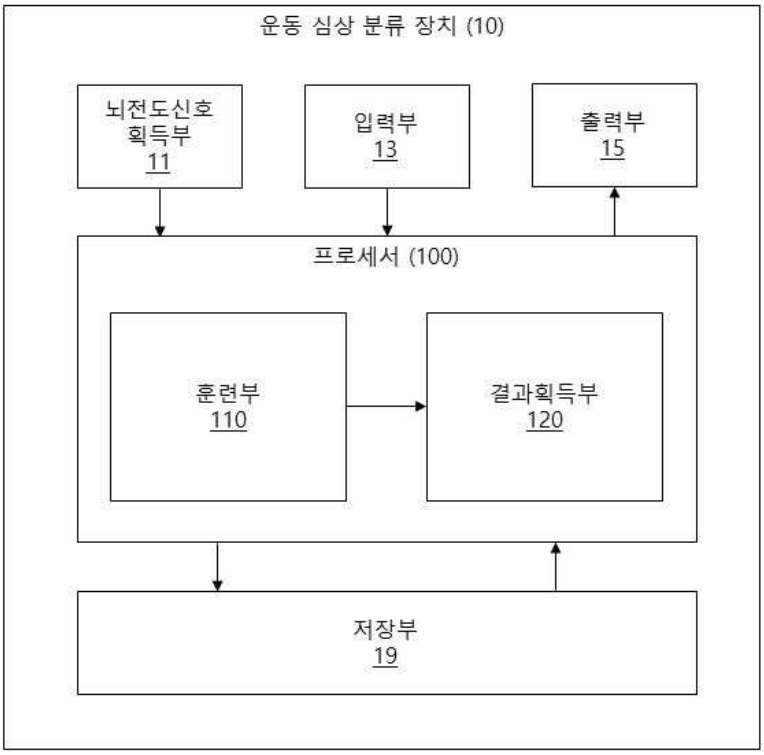
117: 제1 특징벡터생성부 119: 제1 분류부

120: 결과획득부 125: 제2 지역 선택부

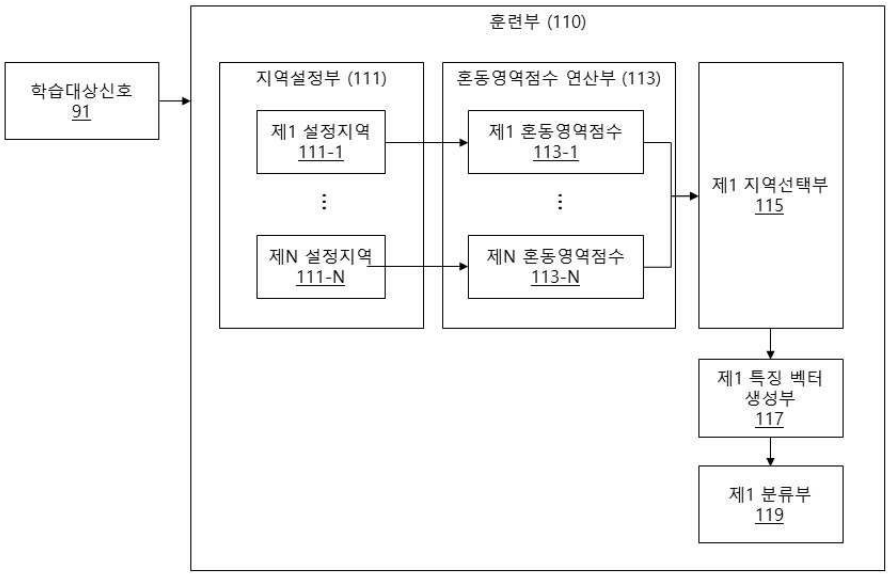
127: 제2 특징벡터생성부 129: 제2 분류부

도면

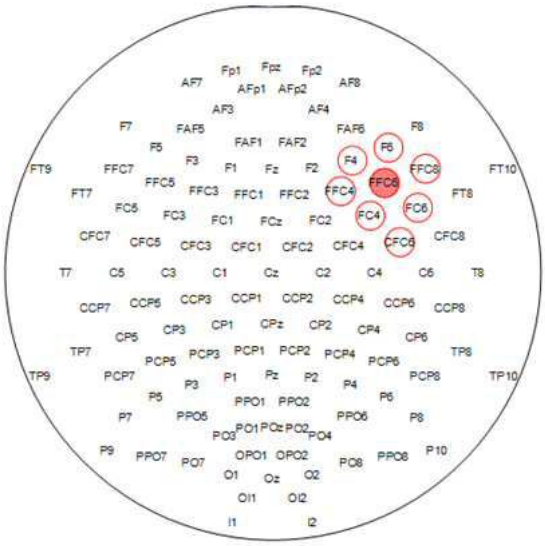
도면1


운동 심상 분류 장치 (10)
뇌전도신호 획득부 11
입력부 13
출력부 15
프로세서 (100)
훈련부 110
결과획득부 120
저장부 19

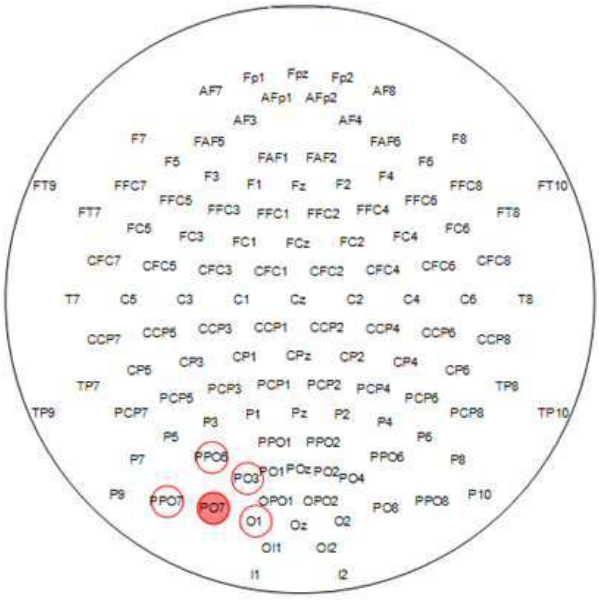
도면2


훈련부 (110)
학습대상신호 91
지역설정부 (111)
제1 설정지역 111-1
제N 설정지역 111-N
혼동영역점수 연산부 (113)
제1 혼동영역점수 113-1
제N 혼동영역점수 113-N
제1 지역선택부 115
제1 특징 벡터 생성부 117
제1 분류부 119

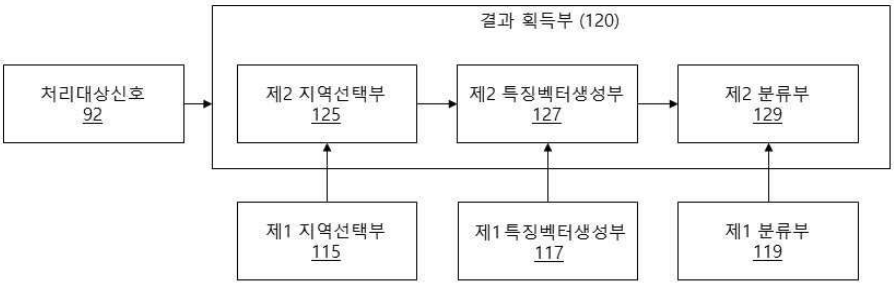
도면3


Fp1
Fpz
Fp2
AF7
AFp1
AFp2
AF8
AF3
AF4
F7
FAF5
FAF6
F8
F5
FAF1
FAF2
F6
FT9
FFC7
F3
F1
Fz
F2
F4
FFC8
FT10
FFC5
FFC3
FFC1
FFC2
FFC4
FT7
FT8
FC5
FC3
FC1
FCz
FC2
FC4
FC6
CFC7
CFC5
CFC3
CFC1
CFC2
CFC4
CFC6
CFC8
T7
C5
C3
C1
Cz
C2
C4
C6
T8
CCP7
CCP5
CCP3
CCP1
CCP2
CCP4
CCP6
CCP8
CP5
CP3
CP1
CPz
CP2
CP4
CP6
TP7
TP8
PCP5
PCP3
PCP1
PCP2
PCP4
PCP6
TP9
PCP7
P3
P1
Pz
P2
P4
PCP8
TP10
P5
PPO1
PPO2
P6
P7
PPO5
PPO6
P8
PO3
PO1
POz
PO2
PO4
P9
PPO7
PO7
OPO1
OPO2
PO8
PPO8
P10
O1
Oz
O2
OI1
OI2
I1
I2

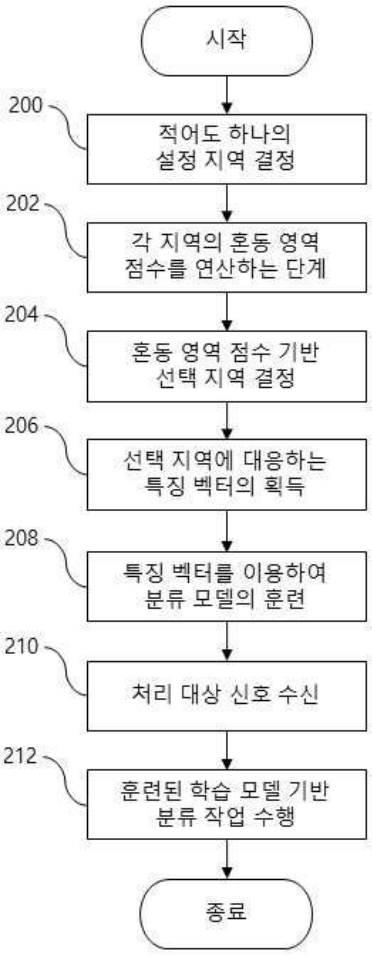
도면4


Fp1
Fpz
Fp2
AF7
AFp1
AFp2
AF8
AF3
AF4
F7
FAF5
FAF6
F8
F5
FAF1
FAF2
F6
FT9
FFC7
F3
F1
Fz
F2
F4
FFC8
FT10
FFC5
FFC3
FFC1
FFC2
FFC4
FT7
FT8
FC5
FC3
FC1
FCz
FC2
FC4
FC6
CFC7
CFC5
CFC3
CFC1
CFC2
CFC4
CFC6
CFC8
T7
C5
C3
C1
Cz
C2
C4
C6
T8
CCP7
CCP5
CCP3
CCP1
CCP2
CCP4
CCP6
CCP8
CP5
CP3
CP1
CPz
CP2
CP4
CP6
TP7
TP8
PCP5
PCP3
PCP1
PCP2
PCP4
PCP6
TP9
PCP7
P3
P1
Pz
P2
P4
PCP8
TP10
P5
PPO1
PPO2
P6
P7
PPO5
PPO6
P8
PO3
PO1
POz
PO2
PO4
P9
PPO7
PO7
OPO1
OPO2
PO8
PPO8
P10
O1
Oz
O2
OI1
OI2
I1
I2

도면5


결과 획득부 (120)
처리대상신호
92
제2 지역선택부
125
제2 특징벡터생성부
127
제2 분류부
129
제1 지역선택부
115
제1특징벡터생성부
117
제1 분류부
119

도면6


시작
200
적어도 하나의
설정 지역 결정
202
각 지역의 혼동 영역
점수를 연산하는 단계
204
혼동 영역 점수 기반
선택 지역 결정
206
선택 지역에 대응하는
특징 벡터의 획득
208
특징 벡터를 이용하여
분류 모델의 훈련
210
처리 대상 신호 수신
212
훈련된 학습 모델 기반
분류 작업 수행
종료