



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0124987
(43) 공개일자 2019년11월06일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2006.01) A61B 5/04 (2006.01)
A61B 5/0476 (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/7264 (2013.01)
A61B 5/04012 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0049143
(22) 출원일자 2018년04월27일
심사청구일자 2018년04월27일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
정원주
서울특별시 강남구 삼성로64길 5, 107동 302호
박용구
서울특별시 성북구 인촌로13길 14, 206호
(74) 대리인
김홍석

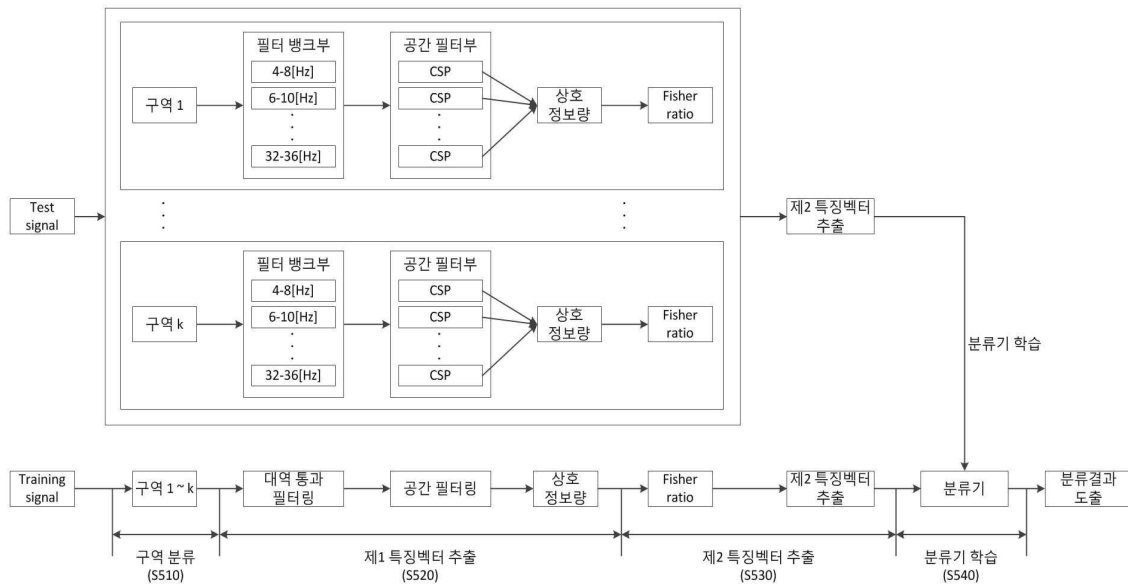
전체 청구항 수 : 총 11 항

(54) 발명의 명칭 지역 분석 기반의 FBCSP 기법을 이용한 운동심상 분류 장치 및 그 방법

(57) 요약

운동심상 분류 방법이 개시된다. 상기 운동심상 분류 방법은 운동심상 분류 장치에 의해 수행되고, 피험자에 부착된 k개의 전극들을 k개의 구역으로 분류하는 단계, 상기 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호에 대하여 FBCSP(Filter-bank Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 제1 특징벡터를 추출하는 단계, 상기 각 구역별로 피셔 비율(fisher ratio)을 계산하고, 상기 제1 특징벡터 중에서 상기 피셔 비율이 기 설정된 임계값 보다 작을 때의 구역의 제1 특징벡터를 제2 특징벡터로 추출하는 단계, 및 상기 제2 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 단계를 포함하고, 상기 피셔 비율은 분류하고자 하는 각 클래스에 대한 내부 클래스의 거리(Wd_k)와 상기 각 클래스 간의 거리(Id_k)의 비에 의해 정의된다. 여기서, k는 자연수일 수 있다.

대표도 - 도4



(52) CPC특허분류

A61B 5/0476 (2013.01)

A61B 5/725 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 20170004510021001

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 정보통신방송연구개발사업

연구과제명 딥러닝을 이용하여 사람의 의도를 인지하는 BCI 기반 뇌인지컴퓨팅 기술개발

기여율 1/1

주관기관 고려대학교 산학협력단

연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

운동심상 분류 장치에 의해 수행되는 운동심상 분류 방법으로서,

피험자에 부착된 k개의 전극들을 k개의 구역으로 분류하는 단계;

상기 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호에 대하여 FBCSP(Filter-bank Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 제1 특징벡터를 추출하는 단계;

상기 각 구역별로 피셔 비율(fisher ratio)을 계산하고, 상기 제1 특징벡터 중에서 상기 피셔 비율이 기 설정된 임계값 보다 작을 때의 구역의 제1 특징벡터를 제2 특징벡터로 추출하는 단계; 및

상기 제2 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 단계를 포함하고,

상기 피셔 비율은 분류하고자 하는 각 클래스에 대한 내부 클래스의 거리(Wd_k)와 상기 각 클래스 간의 거리(Id_k)의 비에 의해 정의되는 운동심상 분류 방법.

여기서, k는 자연수.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 내부 클래스의 거리(Wd_k)는
$$Wd_k = \frac{1}{2} \sum_{c=1}^2 \frac{1}{|c|} \sum_{i \in c} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (f_{i,k,m}^c - \overline{f_{k,m}^c})^2$$
 이고, 상기 각 클래스 간의

거리(Id_k)는
$$Id_k = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\overline{f_{k,m}^1} - \overline{f_{k,m}^2})^2$$
 인 운동심상 분류 방법.

여기서, c는 클래스, |c|는 클래스의 개수, M은 제1 특징벡터의 개수, $f_{i,k,m}^c$ 는 클래스 c의 구역 k의 i번째 신호의 m번째 제1 특징벡터, $\overline{f_{k,m}^c}$ 는 $f_{i,k,m}^c$ 의 평균벡터.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 FBCSP 기법을 적용하여 제1 특징벡터를 추출하는 단계는

필터 뱅크(filter-bank)를 이용하여 상기 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호를 필터링하여 제1 필터링 신호를 생성하는 단계;

상기 각 클래스에 대하여 상기 제1 필터링 신호의 공분산 행렬을 생성하는 단계;

상기 생성된 공분산 행렬에 대하여 아래의 수학식 1에 대한 고유값 분해를 수행하여 상기 각 구역별로 공간 필터 행렬(W_k)을 생성하는 단계;

상기 생성된 공간 필터 행렬(W_k)에 포함된 공간 필터(spatial filter) 중에서 상기 고유값 분해를 통해 산출된 고유값을 기반으로 선택된 공간 필터를 이용하여 상기 제1 필터링 신호를 공간 필터링하여 제2 필터링 신호

를 생성하는 단계;

상기 제2 필터링 신호의 분산을 CSP 특징벡터로 추출하는 단계; 및

상기 추출된 CSP 특징벡터에 대한 상호 정보량(mutual information)을 기반으로 상기 추출된 CSP 특징벡터로부터 제1 특징벡터를 추출하는 단계를 더 포함하는 운동심상 분류 방법.

[수학식 1]

$$E_1 W_k = (E_1 + E_2) W_k D_k$$

여기서, E_1, E_2 는 각 클래스에 대한 제1 필터링 신호의 공분산 행렬, W_k 는 공간 필터들로 구성된 구역 k의 투영 행렬, D_k 는 E_1 의 고유값들로 구성된 대각 행렬.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 상호 정보량을 기반으로 제1 특징벡터를 추출하는 단계는

상기 추출된 CSP 특징벡터에 대한 상호 정보량을 계산하는 단계; 및

상기 계산된 상호 정보량 중에서 가장 높은 상호 정보량을 갖는 CSP 특징벡터 및 상기 가장 높은 상호 정보량으로부터 내림차순으로 선별된 M개의 상호 정보량 각각에 대한 CSP 특징벡터를 제1 특징벡터로서 추출하는 단계를 더 포함하는 운동심상 분류 방법.

청구항 5

제3항 또는 제4항에 있어서,

상기 필터뱅크는 일정한 대역폭을 갖는 j개의 주파수 대역인 운동심상 분류 방법.

여기서, j는 자연수.

청구항 6

제4항에 있어서,

상기 상호 정보량을 계산하는 단계는 아래의 수학식 2에 의해 상기 상호 정보량을 계산하는 운동심상 분류 방법.

[수학식 2]

$$I(f;w) = H(w) - H(w|f)$$

여기서, $I(f;w)$ 는 CSP 특징벡터(f)에 대한 상호 정보량, $H(w)$ 는 클래스(w)에 대한 엔트로피, $H(w|f)$ 는 클래스(w)에 대한 조건부 엔트로피.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 기 설정된 임계값은 상기 k개의 구역들의 제1 특징 벡터에 대한 피셔 비율인 운동심상 분류 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 분류기는 SVM(Support Vector Machine) 기반인 운동심상 분류 방법.

청구항 9

피험자에 부착된 k개의 전극들을 k개의 구역으로 분류하는 구역 설정부;

상기 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호에 대하여 FBCSP(Filter-bank Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 제1 특징벡터를 추출하는 제1 특징벡터 추출부;

상기 각 구역별로 피셔 비율(fisher ratio)을 계산하고, 상기 제1 특징벡터 중에서 상기 피셔 비율이 기 설정된 임계값 보다 작을 때의 구역의 제1 특징벡터를 제2 특징벡터로 추출하는 제2 특징벡터 추출부; 및

상기 제2 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 학습부를 포함하고,

상기 피셔 비율은 분류하고자 하는 각 클래스에 대한 내부 클래스의 거리(Wd_k)와 상기 각 클래스 간의 거리(Id_k)의 비에 의해 정의되는 운동심상 분류 장치.

여기서, k는 자연수.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 내부 클래스의 거리(Wd_k)는
$$Wd_k = \frac{1}{2} \sum_{c=1}^2 \frac{1}{|c|} \sum_{i \in c} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (f_{i,k,m}^c - \overline{f_{k,m}^c})^2$$
 이고, 상기 각 클래스 간의 거리(Id_k)는
$$Id_k = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\overline{f_{k,m}^1} - \overline{f_{k,m}^2})^2$$
 인 운동심상 분류 장치.

여기서, c는 클래스, |c|는 클래스의 개수, M은 제1 특징벡터의 개수, $f_{i,k,m}^c$ 는 클래스 c의 구역 k의 i번째 신호의 m번째 제1 특징벡터, $\overline{f_{k,m}^c}$ 는 $f_{i,k,m}^c$ 의 평균벡터.

청구항 11

제9항에 있어서,

상기 제1 특징벡터 추출부는

필터 뱅크(filter-bank)를 이용하여 상기 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호를 필터링하여 제1 필터링 신호를 생성하는 필터 뱅크부;

상기 각 클래스에 대하여 상기 제1 필터링 신호의 공분산 행렬을 생성하고, 상기 생성된 공분산 행렬에 대하여 아래의 수학식 1에 대한 고유값 분해를 수행하여 상기 각 구역별로 공간 필터 행렬(W_k)을 생성하고, 상기 생성된 공간 필터 행렬(W_k)에 포함된 공간 필터(spatial filter) 중에서 상기 고유값 분해를 통해 산출된 고유값을 기반으로 선택된 공간 필터를 이용하여 상기 제1 필터링 신호를 공간 필터링하여 제2 필터링 신호를 생성하고, 상기 제2 필터링 신호의 분산을 CSP 특징벡터로 추출하는 공간 필터부; 및

상기 추출된 CSP 특징벡터에 대한 상호 정보량(mutual information)을 기반으로 상기 추출된 CSP 특징벡터로부

터 제1 특징벡터를 추출하는 추출부를 포함하는 운동심상 분류 장치.

[수학식 1]

$$E_1 W_k = (E_1 + E_2) W_k D_k$$

여기서, E_1, E_2 는 각 클래스에 대한 제1 필터링 신호의 공분산 행렬, W_k 는 공간 필터들로 구성된 구역 k의 투영 행렬, D_k 는 E_1 의 고유값들로 구성된 대각 행렬.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 FBCSP 기법을 이용한 운동심상 분류 장치 및 그 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로 측정된 전극의 위치에 기반하여 전극의 지역별 분석이 결합된 FBCSP 기법을 이용한 운동심상 분류 장치 및 그 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] BCI(Brain-Computer Interface technique)는 피험자가 직접 움직이는 것이 아닌 해당 동작의 상상을 통해 그에 대응하는 뇌의 신경 신호를 측정하고 이를 분석하여 실제 의도로 전환 시켜주는 기술로서 의료분야, 공학분야 등에 다양하게 이용되고 개발이 진행 중인 기술이다. 다양한 BCI의 방법들 중에 뇌전도(electroencephalogram, EEG)를 이용하는 방법이 가장 널리 사용되고 있으나, 뇌전도는 뇌의 내부에서 측정하는 것이 아니라 두피에서 측정하기 때문에 낮은 신호 대 잡음비(SNR)를 가지게 되므로 뇌전도를 이용하여 분류에 적합한 특징을 추출하는 알고리즘이 필요하게 된다.

[0003] CSP(Common Spatial Pattern)는 공간 필터를 이용하여 두 클래스 분류에 가장 적합한 특징을 추출하는 것으로서, 뇌전도에서 분류에 적합한 특징을 추출하는데 가장 널리 사용되는 기법이다. 그러나, CSP는 i) 추정된 공분산 행렬이 부정확하면 이를 통해 얻어지는 공간 필터 역시 분류하고자 하는 두 클래스 사이의 파워의 비를 효과적으로 최대화하지 못하므로 추정된 공분산 행렬에 크게 의존하는 문제점과, ii) ERD/ERS는 동일한 운동심상 실험에 대해서도 피험자마다 모두 나타나는 주파수 대역이 다르므로, 일반적으로 ERD/ERS가 발생한다고 알려진 주파수 대역의 구간(8-30[Hz])을 사용하거나, 적합하지 않은 특정 주파수 대역을 고려할 경우 성능이 저하되는 문제점이 있다.

[0004] 한편, 상술한 바와 같은 CSP의 문제점을 극복하기 위하여 다양한 기법들이 제안되었다. 보다 구체적으로, 추정된 공분산 행렬에 크게 의존하는 문제점을 극복하기 위하여 다양한 채널 선택방법들과 R-CSP(Rugularized Common Spatial Pattern) 기반의 방법들이 제안되었으나, 이는 정확한 주파수 대역의 추정은 고려하지 않는다. 또한, 정확한 주파수 대역의 추정을 위하여 FBCSP(Filter-bank Common Spatial Pattern)나 SBCSP(Sub-band Common Spatial Pattern)와 같은 최적화 주파수 추정방법들이 제안되었으나, 이는 정확한 공분산 행렬의 추정은 고려하지 않는다는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허 KR 제10-1068017호
(특허문헌 0002) 대한민국 등록특허 KR 제10-1619973호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명의 목적은 소구역 분석을 통하여 각 소구역 마다 공분산 행렬을 추정함으로써 보다 정확한 공분산 행렬

을 얻을 수 있으며, 각 소구역마다 FBCSP 기반의 특징 선택 방법을 적용하여 주파수 대역 최적화를 동시에 수행할 수 있는 운동심상 분류 장치 및 방법을 제공하는 것에 있다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 방법은 운동심상 분류 장치에 의해 수행되고 피험자에 부착된 k개의 전극들을 k개의 구역으로 분류하는 단계, 상기 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호에 대하여 FBCSP(Filter-bank Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 제1 특징벡터를 추출하는 단계, 상기 각 구역별로 피셔 비율(fisher ratio)를 계산하고, 상기 제1 특징벡터 중에서 상기 피셔 비율이 기 설정된 임계값 보다 작을 때의 구역의 제1 특징벡터를 제2 특징벡터로 추출하는 단계, 및 상기 제2 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 단계를 포함하고, 상기 피셔 비율은 분류하고자 하는 각 클래스에 대한 내부 클래스의 거리(Wd_k)와 상기 각 클래스 간의 거리(Id_k)의 비에 의해 정의될 수 있다. 여기서, k는 자연수일 수 있다.

[0008] 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치는 피험자에 부착된 k개의 전극들을 k개의 구역으로 분류하는 구역 설정부, 상기 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호에 대하여 FBCSP(Filter-bank Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 제1 특징벡터를 추출하는 제1 특징벡터 추출부, 상기 각 구역별로 피셔 비율을 계산하고, 상기 제1 특징벡터 중에서 상기 피셔 비율이 기 설정된 임계값 보다 작을 때의 구역의 제1 특징벡터를 제2 특징벡터로 추출하는 제2 특징벡터 추출부, 및 상기 제2 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 학습부를 포함하고, 상기 피셔 비율은 분류하고자 하는 각 클래스에 대한 내부 클래스의 거리(Wd_k)와 상기 각 클래스 간의 거리(Id_k)의 비에 의해 정의될 수 있다. 여기서, k는 자연수일 수 있다.

발명의 효과

[0009] 본 발명의 일 실시 예에 따르면 소구역 분석을 통해 공분산 행렬을 추정함으로써 보다 정확한 공분산 생렬을 얻을 수 있을 뿐만 아니라, 주파수 대역 최적화를 동시에 수행할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0010] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치의 블록도이다.
- 도 2는 피험자에 부착된 복수개의 전극들을 도시한 것이다.
- 도 3은 도 1에 도시된 제1 특징벡터 추출부의 블록도를 도시한 것이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 방법의 순서도이다.
- 도 5는 FBCSP 기법의 순서도를 도시한 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0011] 본 명세서에 개시되어 있는 본 발명의 개념에 따른 실시예들에 대해서 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 설명하기 위한 목적으로 예시된 것으로서, 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 형태로 실시될 수 있으며 본 명세서에 설명된 실시예들에 한정되지 않는다.

[0012] 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 변경들을 가할 수 있고 여러 가지 형태들을 가질 수 있으므로 실시예들을 도면에 예시하고 본 명세서에 상세하게 설명하고자 한다. 그러나 이는 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 특정한 개시형태들에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.

[0013] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만, 예를 들어 본 발명의 개념에 따른 권리 범위로부터 이탈되지 않은 채, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.

[0014] 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 이

해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다. 구성요소들 간의 관계를 설명하는 표현들, 예를 들어 "~사이에"와 "바로~사이에" 또는 "~에 직접 이웃하는" 등도 마찬가지로 해석되어야 한다.

- [0015] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예들을 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수개의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 실시된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0016] 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 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다. 이하, 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.
- [0018] 도 1은 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치의 블록도이다.
- [0019] 도 1을 참조하면, 운동심상 분류 장치(10)는 구역 설정부(100), 제1 특징벡터 추출부(200), 제2 특징벡터 추출부(300) 및 학습부(400)를 포함한다.
- [0020] 구역 설정부(100)는 피험자에 부착된 k개의 전극들이 모두 포함된 지역을 k개의 구역으로 분류한다(여기서, k는 자연수임). 보다 구체적으로, 구역 설정부(100)는 k개의 전극들 중에서 선택된 어느 하나의 전극을 기준으로 상기 선택된 어느 하나의 전극에 인접한 전극들을 그룹핑하여 각 전극당 하나의 구역을 만듦으로써 전극들이 모두 포함된 지역을 총 k개의 구역으로 분류한다. 여기서, 각 구역 k에 포함되는 전극의 개수는 상기 선택된 어느 하나의 전극에 인접한 전극들의 개수에 따라 달라질 수 있다.
- [0021] 한편, 구역 설정부(100)는 피험자에 부착된 전극이 적어도 하나 이상의 구역에 포함되도록 구역을 분류하는데, 전극은 하나의 구역에만 포함될 수도 있으며 둘 이상의 구역에 중복되어 포함될 수도 있다.
- [0022] 피험자에 부착된 복수개의 전극들을 도시한 도 2를 참조하면, 구역 설정부(100)가 예를 들어 C3 전극을 기준으로 구역을 설정하는 경우 C3에 인접한 전극인 T7, CFC5, CFC3, CCP3 및 C1이 포함되도록 구역을 설정할 수 있다.
- [0023] 또한, C1 전극을 기준으로 구역을 설정하는 경우 C1에 인접한 전극인 CFC3, C3, CCP3 및 Cz가 포함되도록 구역을 설정할 수 있다. 이때, CFC3 및 CCP3은 상술한 바와 같이 각 구역에 중복되어 포함되거나, 또는 중복되지 않도록 포함될 수도 있다.
- [0024] 상술한 바와 같이 구역 설정부(100)를 통하여 피험자에 부착된 전극들을 구역으로 분류함으로써, 각 구역별로 측정되는 뇌전도 신호를 특징벡터 추출에 이용할 수 있다. 여기서, 각 구역별로 측정되는 뇌전도 신호는 예를 들어 $D \times T$ 크기를 갖는 행렬로 표현될 수 있다. 이때, D는 구역 k에 포함되는 전극의 개수이고, T는 샘플의 개수이다. 즉, D는 구역 k에 포함되는 전극의 개수에 따라 달라질 수 있다.
- [0025] 따라서, 구역 설정부(100)를 통하여 구역을 분류하는 경우 특정 구역이 운동심상과 관련된 구역일 경우 먼 곳에 위치한 전극에서 측정되는 뇌전도 신호는 구역에 포함되지 않으므로, 보다 정확하고 신뢰할 수 있는 공분산 행렬을 얻을 수 있다.
- [0026] 제1 특징벡터 추출부(200)는 구역 설정부(100)를 통해 분류된 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호에 대하여 FBCSP(Filter-bank Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 제1 특징벡터를 추출한다.
- [0027] FBCSP 기법은 기존의 CSP 기법의 성능을 향상시키기 위한 것으로서, 기존의 CSP 기법에 특정 대역폭을 갖는 주파수 대역을 선택하고 뇌전도 신호에 대하여 대역 통과 필터링(band-pass filtering)을 수행하는 과정이 추가로 포함된다.
- [0028] 도 1에 도시된 제1 특징벡터 추출부의 블록도를 도시한 도 3을 참조하면, 제1 특징벡터 추출부(200)는 FBCSP 기법을 적용하여 제1 특징벡터를 추출하기 위하여 필터 뱅크부(210), 공간 필터부(230) 및 추출부(250)를 포함한다.

다.

- [0029] 필터뱅크부(210)는 필터뱅크(filter-bank)를 이용하여 분류된 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호를 필터링하여 제1 필터링 신호를 생성한다. 필터뱅크란 대역 통과 필터링을 수행하기 위하여 일정한 대역폭을 갖는 j개의 주파수 대역으로서, 특정 주파수 대역을 특정 대역폭마다 분할하여 얻은 분할된 주파수 대역들을 의미할 수 있다(여기서, j는 자연수임).
- [0030] 일 실시예에 따른 필터뱅크는 예를 들면, 4-36[Hz]의 주파수 대역을 2[Hz]마다 중복을 허용하여 각각 4[Hz]의 대역폭을 갖도록 분할하는 경우 그로부터 얻은 15개의 주파수 대역(4-8[Hz], 6-10[Hz], ..., 32-36[Hz])일 수 있다.
- [0031] 다른 실시예에 따른 필터뱅크는 중복을 허용하지 않도록 분할된 주파수 대역일 수도 있다. 예를 들어, 4-40[Hz]의 주파수 대역을 4[Hz]마다 분할하는 경우 그로부터 얻은 9개의 주파수 대역(4-8[Hz], 8-12[Hz], ..., 36-40[Hz])일 수 있다. 한편, 필터뱅크는 상술한 실시예에 한정되지 아니하며, 대역 통과 필터링을 수행하기 위해 다양한 형태의 주파수 대역들을 포함할 수 있다.
- [0032] 필터뱅크부(210)는 상술한 바와 같은 필터뱅크를 이용하여 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호를 대역 통과 필터링하여 각 구역별로 필터뱅크에 포함된 분할된 주파수 대역들의 개수(j)만큼의 제1 필터링 신호를 생성할 수 있다.
- [0033] 공간 필터부(230)는 필터뱅크부(210)를 통해 생성된 제1 필터링 신호에 CSP 기법을 적용하여 CSP 특징벡터를 추출한다. CSP 기법은 분류대상 동작인 두 클래스 뇌전도 신호에 대하여 분산 차이를 극대화 시키는 알고리즘이다. CSP 기법은 분류대상 동작의 뇌전도 신호에 대하여 하나의 클래스의 뇌전도 신호는 분산을 가장 크게 만들어줌과 동시에 다른 하나의 클래스의 뇌전도 신호는 분산을 가장 작게 만들어주는 공간 필터 행렬(W_k)을 생성한다.
- [0034] 공간 필터부(230)가 CSP 기법을 적용하여 CSP 특징벡터를 추출하는 과정에 대한 상세한 설명은 운동심상 분류 방법에서 후술하기로 한다.
- [0035] 추출부(250)는 공간 필터부(230)로부터 추출된 CSP 특징벡터의 상호 정보량(mutual information)을 기반으로 추출된 CSP 특징벡터로부터 제1 특징벡터를 추출한다. 상호 정보량은 두 변수 사이의 정보의 공유 정도를 측정하기 위한 변수로서, 아래의 수학적 식 1에 의해 정의될 수 있다.

수학적 식 1

[0036]
$$I(f;w) = H(w) - H(w|f)$$

[0037] 여기서, $I(f;w)$ 는 CSP 특징벡터(f)와 클래스($w = \{1,2\}$)에 대한 상호 정보량, $H(w)$ 는 클래스(w)에 대한 엔트로피, $H(w|f)$ 는 클래스(w)에 대한 조건부 엔트로피이다.

[0038] 추출부(250)는 상기 수학적 식 1을 이용하여 상호 정보량을 계산하고, 각 구역별 CSP 특징벡터를 상호 정보량의 크기에 따라 내림차순으로 정렬하여 상호 정보량이 높은 순서대로 M개의 CSP 특징벡터를 제1 특징벡터로서 추출한다(여기서, M은 자연수로서, 바람직하게는 2일 수 있다). 따라서, 추출부(250)를 통해 각 구역별로 M·j개의 제1 특징벡터가 추출될 수 있다.

[0039] 상술한 바와 같이, 제1 특징벡터는 각 구역별로 필터뱅크에 의해 대역 통과 필터링된 CSP 특징벡터로부터 상호 정보량의 크기에 따라 추출된 것이므로, 제1 특징벡터는 결국 운동심상 분류에 가장 밀접한 관련이 있는 주파수 대역을 갖는 CSP 특징벡터를 의미한다고 볼 수 있다.

[0040] 제2 특징벡터 추출부(300)는 각 구역별로 피셔 비율(fisher ratio)을 계산하고, 계산된 피셔 비율을 이용하여 추출부(250)를 통해 추출된 제1 특징벡터로부터 제2 특징벡터를 추출한다. 제2 특징벡터 추출부(300)가 피셔 비율을 이용하여 제2 특징벡터를 추출하는 것은 운동심상 분류에 의미있는 정보를 포함하는 구역에 대한 특징벡터를 추출하는 것을 의미한다.

[0041] 제1 특징벡터 추출을 위해 이용된 CSP 기법은 분류하고자 하는 두 클래스 간의 파워의 비를 최대화하는 공간 필

터를 이용하여 제1 특징벡터를 생성하므로, 이에 따라 특징벡터들의 파워를 수량화하여 나타낼 수 있는 변수인 피셔 비율을 계산하고, 이를 이용하여 분류된 구역 k 중에서 분류하고자 하고자 하는 동작과 연관성이 깊은 구역을 선별할 수 있다. 제2 특징벡터 추출을 위한 피셔 비율은 아래의 수학적 식 2에 의해 정의될 수 있다.

수학적 식 2

$$r = \frac{Wd_k}{Id_k}$$

여기서, r은 피셔 비율, Wd_k 는 분류하고자 하는 각 클래스에 대한 내부 클래스의 거리, Id_k 는 각 클래스 간의 거리이다. 즉, 피셔 비율은 Wd_k 와 Id_k 의 비를 의미한다. 한편, 내부 클래스의 거리와 각 클래스 간의 거리는 각각 아래의 수학적 식 3과 4에 의해 정의될 수 있다.

수학적 식 3

$$Wd_k = \frac{1}{2} \sum_{c=1}^2 \frac{1}{|c|} \sum_{i \in c} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (f_{i,k,m}^c - \overline{f_{k,m}^c})^2$$

여기서, c는 클래스, |c|는 클래스의 개수, M은 제1 특징벡터의 개수, $f_{i,k,m}^c$ 는 클래스 c의 구역 k의 i번째 신호의 m번째 제1 특징벡터, $\overline{f_{k,m}^c}$ 는 $f_{i,k,m}^c$ 의 평균벡터이다.

수학적 식 4

$$Id_k = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M (\overline{f_{k,m}^1} - \overline{f_{k,m}^2})^2$$

제2 특징벡터 추출부(300)는 상기 수학적 식 2 내지 4를 이용하여 구역 k에 대하여 각 구역별로 피셔 비율을 계산하고, 계산된 피셔 비율이 기 설정된 임계값 보다 작을 때의 구역의 제1 특징벡터를 제2 특징벡터로서 추출할 수 있다.

여기서, 기 설정된 임계값은 예를 들어 구역별 피셔 비율이 아닌 $2 \cdot j \cdot k$ 차원을 갖는 전체 구역들의 특징 벡터에 대한 피셔 비율을 의미할 수 있다.

학습부(400)는 제2 특징벡터 추출부(300)를 통하여 추출된 제2 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습한다. 여기서, 분류기는 서포트 벡터 머신(support vector machine, SVM), 뉴럴 네트워크(neural network, NN), 유사-하르 특징(Harr-like feature), 로컬 바이너리 패턴(Local Binary Patterns: LBP), 적응적 부스팅(adaptive boosting), 뉴럴 네트워크(Neural Network, NN), 또는 딥 러닝(deep learning) 등의 다양한 기계 학습 모델(machine learning model)을 포함할 수 있다. 바람직하게는, 분류기는 SVM 기반의 분류기일 수 있다.

도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 방법의 순서도이다. 이하에서는 앞서 설명한 부분과 중복되는 부분에 대한 설명은 생략하기로 한다.

도 4를 참조하면, S510 단계는 피험자에 부착된 k개의 전극들을 k개의 구역으로 분류한다. 여기서, 분류되는 구역은 k개의 전극들 중에서 선택된 어느 하나의 전극을 기준으로 상기 선택된 어느 하나의 전극에 인접한 전극들이 그룹핑된 구역으로서 각 구역에 포함되는 전극의 개수는 인접한 전극들의 개수에 따라 달라질 수 있다.

S520 단계는 상기 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호에 대하여 FBCSP(Filter-bank Common Spatial Pattern) 기법

을 적용하여 제1 특징벡터를 추출한다. 이하에서는 FBCSP 기법을 적용하여 제1 특징벡터를 추출하는 S520 단계에 대하여 보다 상세히 설명하기로 한다.

[0054] FBCSP 기법의 순서도를 도시한 도 5를 참조하면, S5201 단계는 필터 뱅크를 이용하여 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호를 필터링하여 제1 필터링 신호를 생성한다. 여기서, 필터 뱅크는 일정한 대역폭을 갖는 j개의 주파수 대역들을 의미할 수 있다.

[0055] S5202 단계는 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 S5201 단계를 통해 생성된 제1 필터링 신호의 공분산 행렬을 생성한다. 구역 k의 뇌전도 신호를 X_k 라 할때, X_k 에 대한 공분산 행렬(E_k)은 아래의 수학적 식 5와 같다.

수학적 식 5

[0056]
$$E_k = \frac{X_k X_k^T}{\text{trace}(X_k X_k^T)}$$

[0057] S5202 단계는 구역 k의 뇌전도 신호에 대하여 상기 수학적 식 5에 의한 공분산 행렬을 생성한다.

[0058] S5203 단계는 S5202 단계를 통해 생성된 공분산 행렬에 대하여 각 구역별로 공간 필터 행렬(W_k)을 생성한다. 공간 필터 행렬은 아래의 수학적 식 6에 대한 고유값 분해를 수행하여 얻을 수 있다.

수학적 식 6

[0059]
$$E_1 W_k = (E_1 + E_2) W_k D_k$$

[0060] 여기서, E_1, E_2 는 각 클래스(1,2)에 대한 제1 필터링 신호의 공분산 행렬, W_k 는 공간 필터들로 구성된 구역 k의 투영 행렬, D_k 는 E_1 의 고유값들로 구성된 대각 행렬이다.

[0061] S5204 단계는 S5203 단계를 통해 생성된 공간 필터 행렬(W_k)을 이용하여 제1 필터링 신호를 공간 필터링하여 제2 필터링 신호를 생성한다. 제2 필터링 신호(Z_k)는 아래의 수학적 식 7과 같다.

수학적 식 7

[0062]
$$Z_k = W_k^T X_k$$

[0063] 여기서, W_k 는 공간 필터 행렬(W_k)에 포함된 공간 필터(spatial filter) 중에서, 고유값 분해를 통하여 산출된 고유값들 중에서 가장 큰 고유값과 가장 작은 고유값에 대응하는 공간 필터로 구성된 행렬이다. 이에 따라, 제2 필터링 신호(Z_k)는 2 x T 크기를 갖는 행렬로 표현될 수 있다.

[0064] S5205 단계는 S5204 단계를 통해 생성된 제2 필터링 신호의 분산을 CSP 특징벡터로 추출한다. 따라서, 각 구역별로 2j개의 CSP 특징벡터가 추출될 수 있으며, 구역 k에 대하여 총 2j · k개의 CSP 특징벡터가 추출될 수 있다.

[0065] S5206 단계는 S5205 단계를 통해 추출된 CSP 특징벡터에 대한 상호 정보량을 기반으로 상기 추출된 CSP 특징벡터로부터 제1 특징벡터를 추출한다.

[0066] 이를 위하여, S5206 단계는 추출된 CSP 특징벡터에 대한 상호 정보량을 계산하는 단계와 계산된 상호 정보량 중에서 가장 높은 상호 정보량을 갖는 CSP 특징벡터 및 상기 가장 높은 상호 정보량으로부터 내림차순으로 선별된 M개의 상호 정보량 각각에 대한 CSP 특징벡터를 제1 특징벡터로서 추출하는 단계를 더 포함할 수 있다. 한편, 상호 정보량은 상술한 바와 같이 상기 수학적 식 1에 의해 계산될 수 있다.

[0067] 상술한 바와 같이 S520 단계는 S5201 단계 내지 S5206 단계를 통해 각 구역별로 측정된 뇌전도 신호에 대하여 FBCSP 기법을 적용하여 제1 특징벡터를 추출한다. 추출된 제1 특징벡터는 구역 k에 대하여 각 구역별로 M개의 주파수 대역에 대한 특징벡터이며, 일 실시 예에 따라 M이 2라면 총 4차원의 제1 특징벡터가 추출된다.

[0068] S530 단계는 각 구역별로 피셔 비율을 계산하고, S520 단계를 통해 추출된 제1 특징벡터 중에서 계산된 피셔 비율이 기 설정된 임계값 보다 작을 때의 구역의 제1 특징벡터를 제2 특징벡터로 추출한다. fisher ratio는 상기 수학적 2 내지 4를 통해 계산될 수 있다.

[0069] 한편, S530 단계는 임계값을 설정하는 단계를 더 포함할 수 있다. 이때, 임계값은 예를 들어 구역별 피셔 비율이 아닌 $2 \cdot j \cdot k$ 차원을 갖는 전체 구역들의 특징 벡터에 대한 피셔 비율을 의미할 수 있다.

[0070] S540 단계는 S530 단계를 통해 추출된 제2 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습한다.

[0072] <실시예>

[0073] 이하에서는 본 발명의 운동심상 분류 장치(10) 및 방법의 일 실시 예 및 그에 따른 운동심상 분류의 성능을 다른 기법과 비교하기로 한다. 일 실시 예에 따라, 운동심상 분류를 위해 사용된 뇌전도 신호 데이터는 bci competition iii dataset Iva로서, 훈련 신호가 적을 때 운동심상 분류 성능평가에 유용하게 사용되는 데이터이다. 데이터는 5명의 피험자(al, aa, av, aw, ay)에 대하여 측정되었으며, 각 피험자별로 두 클래스(오른손의 움직임과 오른발의 움직임)에 대하여 측정되었다. 피험자에 부착된 전극은 총 118개이며, 그 중에서 운동심상 지역으로 알려진 18개의 전극을 사용하였다. 뇌전도 신호는 visual cue가 제시된 후 0.5~3.5[s] 사이의 뇌전도 신호를 사용하였다. 이때, 각 피험자별 훈련 신호와 테스트 신호의 개수는 아래의 표 1과 같다.

표 1

피험자	훈련 신호 개수	테스트 신호 개수
al	224	56
aa	168	112
av	84	196
aw	56	224
ay	28	252

[0075] 본 발명 및 기존의 CSP 기법들 중에서 필터 बैं크가 사용된 기법들은 15개의 필터 बैं크(4-8[Hz], 6-10[Hz], ..., 32-36[Hz])를 사용하였다. 동작 분류를 위해 사용된 분류기는 SVM(Support Vector Machine) 기반의 분류기이다.

[0076] 아래의 표 2는 본 발명과 기존의 CSP 기법들과의 성능을 비교한 것이다.

표 2

피험자	R-CSP	FBCSP	SBRCS	FBRCS	본 발명
al	91.07	94.64	98.21	94.64	100
aa	75.89	88.39	86.61	91.07	91.07
av	60.2	61.22	63.78	75	78.06
aw	70.98	80.02	89.05	76.78	88.84
ay	88	82.14	77.78	93.65	80.16
평균	77.23	81.28	83.09	86.23	87.63

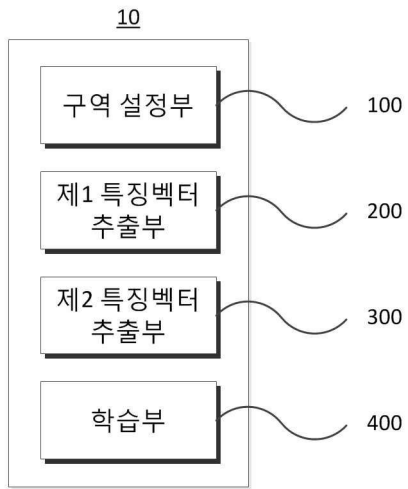
[0078] 상기 표 2를 참조하면, 평균 정확도를 비교하면 R-CSP, FBCSP, SBRCS 및 FBRCS 기법 대비 각각 10.4[%], 6.35[%], 4.94[%], 1.4[%]의 성능 향상을 보여주었다. 특히, FBRCS 기법과 비교할 때 본 발명은 피험자 aw에 대하여 12.06[%]의 높은 정확도 향상을 나타내었다.

[0079] 상술한 바와 같이 본 발명의 운동심상 분류 장치(10) 및 방법은 구역 분류를 통해 신뢰가능한 공분산 행렬을 추정하고, 동시에 구역별로 활성화 주파수 대역의 특징을 추출하여 최적의 주파수 대역 설정 문제를 해결함으로써 기존의 CSP 기법들과 비교하여 높은 BCI 분류 정확도를 나타낼 수 있다.

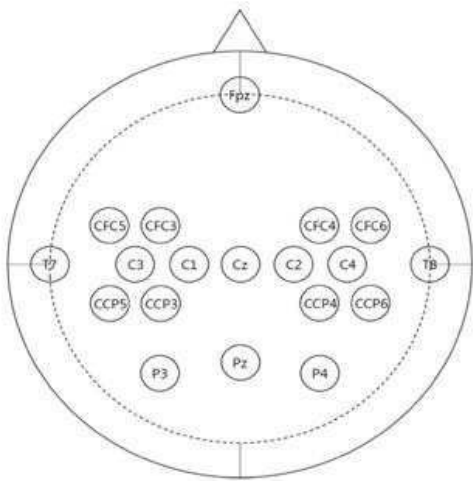
- [0080] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 컨트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPA(field programmable array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 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 체제상에서 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.
- [0081] 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(embodiment)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.
- [0082] 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.
- [0083] 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.
- [0084] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

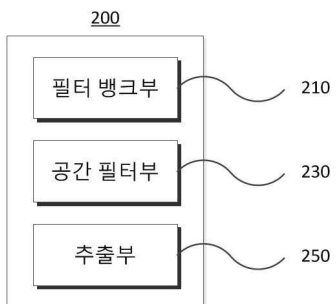
도면1



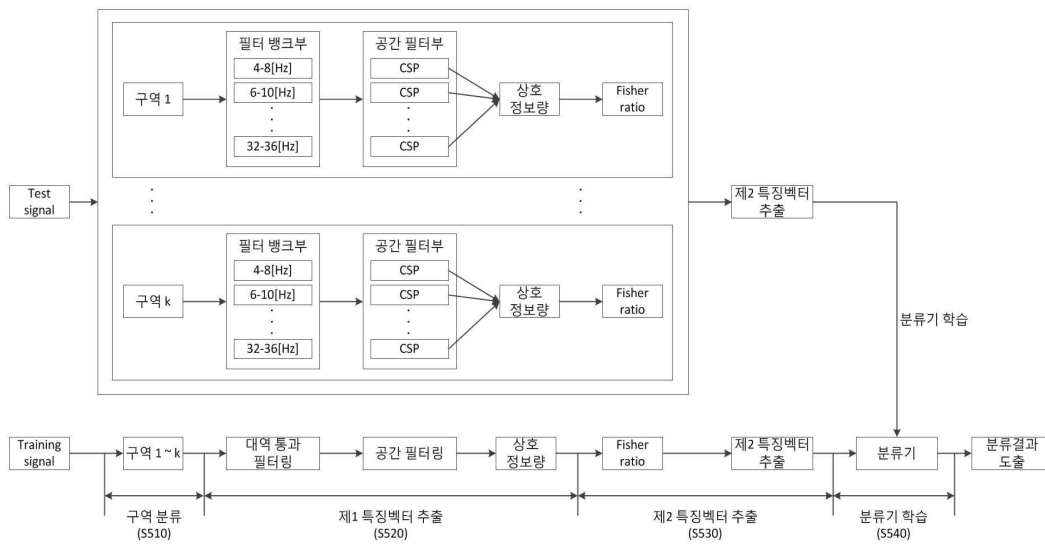
도면2



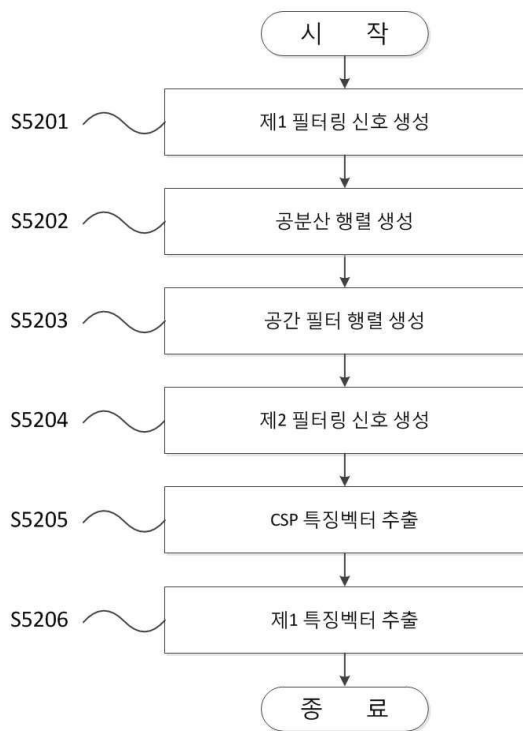
도면3



도면4



도면5



专利名称(译)	基于区域分析的FBCSP方法的运动图像分类装置及其方法		
公开(公告)号	KR1020190124987A	公开(公告)日	2019-11-06
申请号	KR1020180049143	申请日	2018-04-27
[标]申请(专利权)人(译)	高丽大学校产学协力团		
申请(专利权)人(译)	高丽大学产学合作基金会		
[标]发明人	정원주 박용구		
发明人	정원주 박용구		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/04 A61B5/0476		
CPC分类号	A61B5/7264 A61B5/04012 A61B5/0476 A61B5/725		
代理人(译)	Gimhongseok		
其他公开文献	KR102043191B1		
外部链接	Espacenet		

摘要(译)

公开了一种运动图像分类方法。运动图像分类方法由运动图像分类装置执行。该方法包括以下步骤：将附接到对象的k个电极分类为k个区域；通过对每个区域测得的脑电图信号应用滤波器组公共空间模式(FBCSP)技术提取第一特征向量；计算每个区域的费舍尔比，并从第一特征向量中提取费舍尔比小于预设阈值的区域的第一特征向量作为第二特征向量；并使用第二特征向量学习分类器。费舍尔比由要分类的每个类别到内部类别的距离(Wd_k)与类别之间的距离(Id_k)之比确定。在此，k可以是整数。因此，可以获得更准确的协方差矩阵。

