



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0134338
(43) 공개일자 2019년12월04일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2006.01) A61B 5/0476 (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/7267 (2013.01)
A61B 5/0476 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0059845
(22) 출원일자 2018년05월25일
심사청구일자 2018년05월25일

(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 9 항

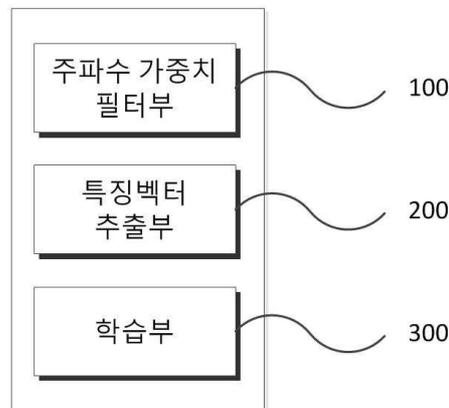
(54) 발명의 명칭 전극별 주파수 가중치 필터를 이용한 CSP 기반의 운동심상 분류 장치 및 그 방법

(57) 요약

운동심상 분류 장치가 개시된다. 상기 운동심상 분류 장치는 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 상기 각 클래스 사이의 파워의 비를 최대화하는 주파수 가중치 필터를 피험자에 부착된 전극들 각각에 대하여 생성하고, 상기 주파수 가중치 필터를 이용하여 상기 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호를 주파수 가중치 필터링하여 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 생성하는 주파수 가중치 필터부, 상기 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호에 대하여 CSP(Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 특징벡터를 추출하는 특징벡터 추출부, 및 상기 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 학습부를 포함한다.

대표도 - 도2

10



(52) CPC특허분류

A61B 5/7257 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 20170004510021001

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 정보통신방송연구개발사업

연구과제명 딥러닝을 이용하여 사람의 의도를 인지하는 BCI 기반 뇌인지컴퓨팅 기술 개발

기 여 율 1/1

주관기관 고려대학교 산학협력단

연구기간 2018.01.01 ~ 2018.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 상기 각 클래스 사이의 파워의 비를 최대화하는 주파수 가중치 필터를 피험자에 부착된 전극들 각각에 대하여 생성하고, 상기 주파수 가중치 필터를 이용하여 상기 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호를 주파수 가중치 필터링하여 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 생성하는 주파수 가중치 필터부;

상기 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호에 대하여 CSP(Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 특징벡터를 추출하는 특징벡터 추출부; 및

상기 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 학습부를 포함하는 운동심상 분류 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 주파수 가중치 필터부는

상기 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호를 운동심상 발생 대역으로 필터링하고, 상기 운동심상 발생 대역으로 필터링된 뇌전도 신호에 대하여 푸리에 변환을 수행하여 푸리에 변환된 뇌전도 신호를 생성하는 전처리부를 포함하는 운동심상 분류 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 푸리에 변환된 뇌전도 신호는 K개의 각 주파수 샘플별 뇌전도 신호가 기 설정된 주파수 대역폭 단위로 묶여진 각 주파수 샘플 묶음별 뇌전도 신호의 집합인 운동심상 분류 장치.

여기서, K는 자연수.

청구항 4

제2항 또는 제3항에 있어서,

상기 주파수 가중치 필터부는

상기 푸리에 변환된 뇌전도 신호와 상기 주파수 가중치 필터에 대한 레일리 지수(Rayleigh quotient) 문제를 통해 상기 주파수 가중치 필터를 생성하는 주파수 가중치 필터 생성부를 더 포함하는 운동심상 분류 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

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

청구항 6

운동심상 분류 장치에 의해 수행되는 운동심상 분류 방법에 있어서,

- (a) 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 상기 각 클래스 사이의 파워의 비를 최대화하는 주파수 가중치 필터를 피험자에 부착된 전극들 각각에 대하여 생성하는 단계;
- (b) 상기 주파수 가중치 필터를 이용하여 상기 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호를 주파수 가중치 필터링하여 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 생성하는 단계;
- (c) 상기 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호에 대하여 CSP(Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 특징벡터를 추출하는 단계; 및
- (d) 상기 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 단계를 포함하는 운동심상 분류 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 (a) 단계는

- (a-1) 상기 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호를 운동심상 발생 대역으로 필터링하는 단계; 및
- (a-2) 상기 운동심상 발생 대역으로 필터링된 뇌전도 신호에 대하여 푸리에 변환을 수행하여 푸리에 변환된 뇌전도 신호를 생성하는 단계를 더 포함하는 운동심상 분류 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 푸리에 변환된 뇌전도 신호는 K개의 각 주파수 샘플별 뇌전도 신호가 기 설정된 주파수 대역폭 단위로 묶여진 각 주파수 샘플 묶음별 뇌전도 신호의 집합인 운동심상 분류 방법.

여기서, K는 자연수.

청구항 9

제7항 또는 제8항에 있어서,

상기 (b) 단계는

상기 푸리에 변환된 뇌전도 신호와 상기 주파수 가중치 필터에 대한 레일리 지수(Rayleigh quotient) 문제를 통해 상기 주파수 가중치 필터를 생성하는 운동심상 분류 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 CSP 기반의 운동심상 분류 장치 및 그 방법에 관한 것으로서, 보다 구체적으로 전극별 주파수 가중치 필터를 이용한 CSP 기반의 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, 자율주행 분야에서는 기계가 판단할 수 없는 위험한 상황에 대한 제어를 가능하게 해주며, 의료 분야에서는 몸을 움직일 수 없는 환자들의 의도를 인식하여 표현 가능하게 해주는 등 각종 분야에서 이용될 수 있는 미래 기술로 각광받고 있다.

[0003] 의도 파악을 위해 사용되는 신호 중의 하나로서 뇌전도(electroencephalogram, EEG) 신호는 두피에 전극을 직접 부착하여 발생하는 전기 신호로서, 두피에서 바로 측정하기 때문에 뛰어난 시간 분해능을 지니고 있으며, 접근성이 좋고 가성비가 뛰어나기 때문에 BCI 기술에 가장 많이 사용되고 있다. 이러한 뇌전도 기반의 운동심상 분석에서는 SMR(sensorimotor) 리듬과 beta 리듬에서 발생하는 변화인 ERD(Event-Related Desynchronization)와 ERS(Event-Related Synchronization)를 분석한다.

[0004] ERD와 ERS를 이용한 분석방법 중에서 가장 널리 쓰이는 기법인 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, CSP기법은 주파수 대역에 크게 의존적이라는 문제점이 있다.

[0005] 이러한 CSP 기법의 문제점을 극복하고 정확한 ERD와 ERS를 포함하는 최적의 주파수 대역을 찾기 위하여 넓은 주파수 대역을 여러 개의 필터 बैं크로 나누어 각 필터 बैं크마다 분석을 하는 FBCSP(Filter-Bank Common Spatial Pattern) 기법이 있으나, FBCSP 기법은 각 뇌전극마다 측정된 신호의 활성화 주파수 대역이 다를 수 있다는 가능성이 있음에도 모든 뇌전극에 대하여 동일한 필터 बैं크를 사용한다는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허 제1233781호
 (특허문헌 0002) 대한민국 등록특허 제1205892호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명의 목적은 주파수 가중치 필터를 통해 운동심상 분류에 가장 효과적인 주파수 대역에 높은 가중치를 줌으로써 운동심상 분류에 효율적인 뇌전도 신호를 생성하고, 보다 명확하게 ERD/ERS에 관련된 특징을 추출하여 높은 분류 정확도를 나타낼 수 있는 운동심상 분류 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0008] 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치는 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 상기 각 클래스 사이의 파워의 비를 최대화하는 주파수 가중치 필터를 피험자에 부착된 전극들 각각에 대하여 생성하고, 상기 주파수 가중치 필터를 이용하여 상기 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호를 주파수 가중치 필터링하여 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 생성하는 주파수 가중치 필터부, 상기 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호에 대하여 CSP(Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 특징벡터를 추출하는 특징벡터 추출부, 및 상기 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 학습부를 포함할 수 있다.

[0009] 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 방법은 (a) 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 상기 각 클래스 사이의 파워의 비를 최대화하는 주파수 가중치 필터를 피험자에 부착된 전극들 각각에 대하여 생성하는 단계, (b) 상기 주파수 가중치 필터를 이용하여 상기 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호를 주파수 가중치 필터링하여 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 생성하는 단계, (c) 상기 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호에 대하여 CSP(Common Spatial Pattern) 기법을 적용하여 특징벡터를 추출하는 단계, 및 (d) 상기 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습하는 단계를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0010] 본 발명의 일 실시 예에 따르면, 운동심상 분류에 효율적인 뇌전도 신호를 생성하고, ERD/ERS와 관련성이 깊은 특징을 추출할 수 있다.

[0011] 또한, 기존의 분류 알고리즘에 비하여 높은 정확도를 나타낼 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0012] 도 1은 피험자에 부착된 전극들의 일 예를 도시한 것이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치의 블록도이다.
- 도 3은 도 2에 도시된 운동심상 분류 장치에 포함된 주파수 가중치 필터부의 블록도이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 방법의 순서도이다.
- 도 5a, 5b는 각 클래스에 대한 주파수 가중치 필터를 도시한 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0013] 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.
- [0014] 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.
- [0015] 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.
- [0016] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다. 구성요소들 간의 관계를 설명하는 표현들, 예를 들어 "~사이에"와 "바로~사이에" 또는 "~에 직접 이웃하는" 등도 마찬가지로 해석되어야 한다.
- [0017] 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.
- [0018] 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.
- [0020] 도 1은 피험자에 부착된 전극들의 일 예를 도시한 것이다.
- [0021] 도 1을 참조하면, BCI(Brain-Computer Interface technique)의 방법들 중에서 뇌전도(electroencephalogram, EEG) 신호를 이용하는 방법은 피험자의 두피에 부착된 적어도 하나 이상의 전극들로부터 뇌전도 신호를 측정하고, 측정된 뇌전도 신호를 이용하여 분류하고자 하는 동작의 특징벡터를 추출한다.
- [0022] 이러한 뇌전도 기반의 운동심상 분석은 ERD와 ERS가 나타나는 구역에 대하여 분류 정확도가 의존적이다. 한편, ERD와 ERS는 같은 운동심상에서도 피험자에 따라, 또는 도 1과 같이 피험자에 부착된 뇌전극의 위치에 따라 발생 대역에 큰 편차가 존재할 수 있다.
- [0023] 상술한 문제로 인하여 넓은 주파수 대역에 기존의 CSP(Common Spatial Pattern) 기법을 적용하게 되면 분류 성능의 저하가 나타날 수 있으며, 좁은 주파수 대역에 CSP 기법을 적용하게 되면 피험자마다 활성화 주파수 대역이 모두 다르기 때문에 잘못된 주파수 대역을 선택할 경우에도 분류 성능의 저하를 피할 수 없다. 또한,

FBCSP(Filter-Bank Common Spatial Pattern) 기법을 적용하더라도 다양한 위치에 부착된 모든 뇌전극에 대하여 동일한 필터 뱅크를 적용하므로, 상술한 문제를 극복할 수 없다.

[0024] 이에 따라, 본 발명의 운동심상 분류 장치 및 방법은 기존의 CSP 기법에 각 전극마다 뇌전도 신호의 파워의 차이를 최대화할 수 있는 주파수 가중치 필터를 적용하여 상술한 문제를 극복하고자 한다.

[0026] 도 2는 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치의 블록도이다.

[0027] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치(10)는 주파수 가중치 필터부(100), 특징벡터 추출부(200) 및 학습부(300)를 포함한다.

[0028] 주파수 가중치 필터부(100)는 피험자에 부착된 각 전극별로 주파수 가중치 필터를 생성하고, 생성된 주파수 가중치 필터를 이용하여 각 전극별로 수집한 뇌전도 신호를 필터링한다. 기존의 FBCSP 기법과 비교하여, 본 발명의 주파수 가중치 필터부(100)는 모든 전극에 대하여 동일한 필터 뱅크를 생성하여 뇌전도 신호를 필터링하는 것이 아니라, 각 전극별로 최적의 주파수 가중치 필터를 생성하는데서 차이점이 있다.

[0029] 도 2에 도시된 운동심상 분류 장치에 포함된 주파수 가중치 필터부의 블록도를 도시한 도 3을 참조하면, 주파수 가중치 필터부(100)는 피험자로부터 측정된 뇌전도 신호에 대한 전처리를 수행하는 전처리부(110) 및 주파수 가중치 필터 생성부(130)를 포함한다.

[0030] 전처리부(110)는 피험자로부터 측정된 뇌전도 신호에 대하여 전처리를 수행한다. 여기서, 피험자에 부착된 뇌전극들로부터 측정되는 뇌전도 신호는 예를 들어 $C \times T$ 크기를 갖는 행렬로 표현될 수 있다. 이때, C는 피험자에 부착된 뇌전도 신호의 전극의 개수이고, T는 시간별 샘플의 개수이다(여기서, C와 T는 자연수임).

[0031] 일 실시 예에 따라, 전처리부(110)는 측정된 뇌전도 신호에 대하여 운동심상 발생 대역으로 필터링을 수행하여 운동심상 발생 대역에 해당하는 주파수 대역의 신호를 얻을 수 있다. 운동심상 발생 대역은 예를 들면 7 내지 30[Hz]로 설정될 수 있으나, 이러한 실시 예에 한정되는 것은 아니며 다양한 운동심상 발생 대역으로 필터링을 수행할 수 있다.

[0032] 일 실시 예에 따라, 전처리부(110)는 주파수 영역에서의 분석을 위하여, 측정된 뇌전도 신호 또는 상술한 바에 따라 운동심상 발생 대역으로 필터링된 뇌전도 신호를 푸리에 변환할 수 있다. 푸리에 변환은 대칭성을 가지므로, T개의 샘플 대신 $K=(T/2)+1$ 개의 샘플을 사용할 수 있다. 여기서, K는 푸리에 변환된 뇌전도 신호에 대한 샘플의 개수이므로, 시간이 아닌 주파수 샘플의 개수를 의미한다.

[0033] 이에 따라, 푸리에 변환된 뇌전도 신호는 $C \times K$ 크기를 갖는 행렬로 아래와 같이 표현될 수 있다.

$$Y_A = \{y_1, y_2, \dots, y_K\}$$

[0034] 여기서, Y_A 는 푸리에 변환된 뇌전도 신호이고, Y_A 에 포함된 원소들은 K개의 각 주파수 샘플별 뇌전도 신호이다.

[0036] 한편, 일 실시 예에 따라 푸리에 변환된 뇌전도 신호 Y_A 에 포함된 K개의 각 주파수 샘플별 뇌전도 신호를 기 설정된 주파수 대역폭 단위로 n개씩 묶어 상기 푸리에 변환된 뇌전도 신호 Y_A 를 아래와 같이 총 N개의 뇌전도 신호 행렬의 집합인 Y_B 로 나타낼 수도 있다(여기서, n은 자연수이고, $N=K/n$ 임).

$$Y_B = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\}$$

[0038] 여기서, Y_B 는 푸리에 변환된 뇌전도 신호로서 $C \times n$ 의 크기를 갖는 행렬이고, Y_B 에 포함된 원소들은 N개의 각 주파수 샘플 묶음별 푸리에 변환된 뇌전도 신호이다.

[0039] 주파수 가중치 필터 생성부(130)는 푸리에 변환된 뇌전도 신호에 대하여 주파수 가중치 필터를 생성한다. 이하에서 기재되는 푸리에 변환된 뇌전도 신호는 Y_A 또는 Y_B 중 어느 하나일 수 있다.

[0040] 일 실시 예에 따라, 주파수 가중치 필터 생성부(130)는 푸리에 변환된 뇌전도 신호와 주파수 가중치 필터에 대한 레일리 지수(Rayleigh quotient) 문제를 통해 각 전극별 최적의 주파수 가중치 필터를 생성할 수 있다.

[0041] 전처리부(110)를 통해 푸리에 변환된 뇌전도 신호 Y_i 에 대한 주파수 가중치 필터를 H_i 라 하면, 주파수 가중치 필

터링된 신호(\hat{Y}_i)는 아래의 수학적 식 1과 같다.

수학적 식 1

$$\hat{Y}_i = H_i Y_i$$

[0042]

여기서, $i=1, 2, \dots, N$ 이다.

[0043]

상기 수학적 식 1의 H_i 는 N 개의 주파수 샘플 묶음 각각에 대한 주파수 가중치 필터이다. 주파수 가중치 필터 생성부 (130)는 상기 주파수 가중치 필터(H_i)에 대하여, 분류하고자 하는 두 클래스(L, R) 각각에 대하여 두 클래스 사이의 파워의 비를 최대화할 때의 주파수 가중치 필터(H_L, H_R)를 생성한다.

[0044]

주파수 가중치 필터의 대각 원소의 집합을 주파수 가중치 필터 벡터(h_i)라 할 때, 두 클래스 사이의 파워의 비를 최대화할 때의 두 클래스에 대한 $h_{L,i}, h_{R,i}$ 는 아래의 수학적 식 2, 3을 통해 구할 수 있다.

[0045]

수학적 식 2

$$\max_{h_{L,i}} \frac{h_{L,i}^T Y_{L,i} Y_{L,i}^T h_{L,i}}{h_{R,i}^T Y_{R,i} Y_{R,i}^T h_{R,i}}$$

[0046]

수학적 식 3

$$\max_{h_{R,i}} \frac{h_{R,i}^T Y_{R,i} Y_{R,i}^T h_{R,i}}{h_{L,i}^T Y_{L,i} Y_{L,i}^T h_{L,i}}$$

[0047]

여기서, $Y_{L,i}, Y_{R,i}$ 는 두 클래스에 대한 푸리에 변환된 너전도 신호이다.

[0048]

상기 수학적 식 2를 통하여 클래스 L에 대하여 파워를 최대화하는 주파수 가중치 필터 벡터($h_{L,i}$)를 구할 수 있으며, 상기 수학적 식 3을 통하여 클래스 R에 대하여 파워를 최대화하는 주파수 가중치 필터 벡터($h_{R,i}$)를 구할 수 있다.

[0049]

상기 수학적 식 2, 3을 통하여 주파수 가중치 필터 벡터($h_{L,i}, h_{R,i}$)를 구하는 것은 레일리 지수 문제를 해결하는 것과 동일하다.

[0050]

레일리 지수 문제는 복소 에르미트 행렬(complex Hermitian matrix) A, B와 0이 아닌 벡터 w에 대하여 아래의 수학적 식 4에 의해 정의되는 레일리 지수의 극값에 대한 최적의 w를 찾는 것이다.

[0051]

수학적 식 4

$$R(w) = \frac{w^T A w}{w^T B w}$$

[0052]

여기서, $R(w)$ 는 레일리 지수이다.

[0053]

[0054] 상기 수학적 식 4에 대한 최적의 w 를 찾는 것은 $B^{-1}A$ 에 고유값 분해를 적용하여 얻은 고유값 중에서 가장 큰 고유값에 대응하는 고유값 벡터를 찾는 것과 같다. 한편, 상기 수학적 식 4에서 w 는 상기 수학적 식 2, 3에서의 주파수 가중치 필터 벡터와 대응되고, A , B 는 YY^T 와 대응된다고 볼 수 있다.

[0055] 따라서, 상기 수학적 식 2에 대한 최적의 주파수 가중치 필터 벡터($h_{L,i}$)는 $(Y_{R,i}Y_{R,i}^T)^{-1}(Y_{L,i}Y_{L,i}^T)$ 에 고유값 분해를 적용하여 얻은 고유값 중에서 가장 큰 고유값에 대응하는 고유값 벡터이며, 상기 수학적 식 3에 대한 최적의 주파수 가중치 필터 벡터($h_{R,i}$)는 $(Y_{L,i}Y_{L,i}^T)^{-1}(Y_{R,i}Y_{R,i}^T)$ 에 고유값 분해를 적용하여 얻은 고유값 중에서 가장 큰 고유값에 대응하는 고유값 벡터이다.

[0056] 상술한 바에 따라, 주파수 가중치 필터 생성부(130)는 N 개의 주파수 샘플 묶음에 대하여 각 전극마다 두 클래스 사이의 파워의 비를 최대화하는 주파수 가중치 필터를 생성한다.

[0057] 생성된 주파수 가중치 필터 H_L 은 클래스 L 에 대하여 파워를 최대화하는 필터로서, 주파수 가중치 필터 벡터($h_{L,i}$)의 집합인 $H_L = \{h_{L,1}, h_{L,2}, \dots, h_{L,N}\}$ 이고, 주파수 가중치 필터 H_R 은 클래스 R 에 대하여 파워를 최대화하는 필터로서, 주파수 가중치 필터 벡터($h_{R,i}$)의 집합인 $H_R = \{h_{R,1}, h_{R,2}, \dots, h_{R,N}\}$ 이다.

[0058] 여기에, 일 실시 예에 따른 주파수 가중치 필터 생성부(130)는 생성된 주파수 가중치 필터에서 전처리부(110)를 통하여 운동심상 발생 대역에 대하여 필터링된 신호에 대응하지 않는 주파수에 대한 가중치를 0으로 처리하여 보다 정확한 주파수 가중치 필터를 생성할 수 있다.

[0059] 주파수 가중치 필터부(100)는 주파수 가중치 필터 생성부(130)를 통해 생성된 주파수 가중치 필터 H_L , H_R 을 이용하여 전처리된 뇌전도 신호에 대하여 주파수 가중치 필터링을 수행하고, 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 얻는다.

[0060] 특징벡터 추출부(200)는 주파수 가중치 필터부(100)를 통하여 얻은 뇌전도 신호에 CSP 기법을 적용하여 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(W)를 생성한다. 이러한 공간 필터를 통과한 뇌전도 신호를 이용하여 도출된 특징벡터는 운동심상의 분류 성능 향상에 효과적이다.

[0061] 이하에서는 특징벡터 추출부(200)가 CSP 기법을 이용하여 특징벡터를 추출하는 과정을 보다 상세히 설명하기로 한다. 우선, 특징벡터 추출부(200)는 주파수 가중치 필터부(100)로부터 얻은 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호의 공분산 행렬 E 를 생성한다. 이때, 공분산 행렬 E 는 수학적 식 5와 같다.

수학적 식 5

$$E = \frac{XX^T}{\text{trace}(XX^T)}$$

[0062]

[0063] 여기서, X 는 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 의미한다. 분류대상 동작에 대한 클래스 L , R 의 공분산 행렬을 각각 E_L , E_R 이라 하면 두 공분산 행렬의 합은 고유값 분해를 통해 아래의 수학적 식 6으로 나타낼 수 있다.

수학식 6

$$E_t = E_L + E_R = U\Lambda U^T$$

[0064]

[0065] 여기서, U 는 고유벡터이고, Λ 는 고유값을 의미한다. 상기 고유벡터 및 고유값에 대하여 백색화 행렬 Q 를 $Q = \sqrt{\Lambda^{-1}} U^T$ 로 정의하면, 백색화 변환된 공분산 행렬 S 는 아래의 수학식 7로 나타낼 수 있다.

수학식 7

$$S = QE_tQ^T = W\Lambda W^T$$

[0066]

[0067] 여기서, W 는 각각의 열이 공간 필터들로 구성된 투영행렬을 나타낸다. 고유값 행렬 Λ 에 대하여, 가장 큰 고유값에 대응하는 공간 필터는 클래스 L 의 분산을 가장 작게 하는 공간 필터(w_L)이고, 가장 작은 고유값에 대응하는 공간 필터는 클래스 R 의 분산을 가장 작게 하는 공간 필터(w_R)이다.

[0068]

생성된 공간 필터에 대하여, 특징벡터 추출부(200)는 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 상기 생성된 공간 필터를 통해 필터링한 신호의 분산을 특징벡터로 추출한다.

[0069]

보다 구체적으로, 주파수 가중치 필터 H_L 으로 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 공간 필터 w_L 으로 공간 필터링하여 얻은 공간 필터링된 뇌전도 신호의 분산과, 주파수 가중치 필터 H_R 으로 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 공간 필터 w_R 으로 공간 필터링하여 얻은 공간 필터링된 뇌전도 신호의 분산을 특징벡터로 추출한다.

[0070]

이러한 특징벡터는 각 전극별로 서로 다른 주파수 가중치 필터를 이용하여 필터링된 뇌전도 신호에 CSP 기법을 적용하여 얻은 것으로서, 각 전극별로 클래스에 따라 활성화되는 주파수 대역을 보다 정확하게 반영함으로써 분류 정확도를 향상시킬 수 있다.

[0071]

학습부(300)는 특징벡터 추출부(200)에서 추출된 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.

[0073]

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

[0074]

도 4를 참조하면, S410 단계는 피험자에 부착된 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호에 대하여 전처리를 수행한다. S410 단계는 두 단계에 걸쳐 뇌전도 신호에 대한 전처리를 수행한다.

[0075]

우선 상기 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호를 운동심상 발생 대역으로 필터링한다. 운동심상 발생 대역은 분류하고자 하는 동작이나 피험자에 따라 달리 설정될 수 있다.

[0076]

다음으로, 운동심상 발생 대역으로 필터링된 뇌전도 신호에 대하여 푸리에 변환을 수행하여 푸리에 변환된 뇌전도 신호를 생성한다. 여기서, 상기 푸리에 변환된 뇌전도 신호는 K 개의 각 주파수 샘플별 뇌전도 신호의 집합 또는 K 개의 각 주파수 샘플별 뇌전도 신호가 기 설정된 주파수 대역폭 단위로 묶여진 N 개의 각 주파수 샘플 묶음별 뇌전도 신호의 집합일 수 있다.

[0077]

S420 단계는 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 상기 각 클래스 사이의 파워의 비를 최대화하는 주파수 가중치 필터를 피험자에 부착된 전극들 각각에 대하여 생성한다.

- [0078] 이를 위하여, S420 단계는 S410 단계에서 전처리를 통해 생성된 푸리에 변환된 뇌전도 신호와 상기 주파수 가중치 필터에 대한 레일리 지수 문제를 통해 상기 주파수 가중치 필터를 생성할 수 있다.
- [0079] S430 단계는 S420 단계에서 생성된 주파수 가중치 필터를 이용하여 상기 전극들로부터 측정된 뇌전도 신호를 주파수 가중치 필터링하여 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 생성한다.
- [0080] S440 단계는 S430 단계를 통해 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호에 대하여 CSP 기법을 적용하여 특징벡터를 추출한다.
- [0081] S440 단계를 보다 상세히 설명하면, 우선 분류하고자 하는 각 클래스에 대하여 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호의 공분산 행렬을 생성한다.
- [0082] 다음으로, 각 클래스에 대하여 생성된 공분산 행렬의 합의 고유값 분해를 산출한다. 산출된 고유값 분해를 이용하여 각 분류에 대하여 가장 큰 고유값과 가장 작은 고유값에 대응하는 공간 필터를 생성한다.
- [0083] 마지막으로, 생성된 공간 필터에 대하여, 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호를 상기 생성된 공간 필터를 통해 필터링한 신호의 분산을 특징벡터로 추출한다.
- [0084] S450 단계는 S440 단계에서 추출된 특징벡터를 이용하여 분류기를 학습한다. 바람직하게는, 분류기는 SVM 기법의 분류기일 수 있다.

[0086] <실시예>

- [0087] 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. 이때, 각 클래스마다 140회씩 총 280회의 운동심상 신호 측정이 이루어졌다. 피험자에 부착된 전극은 총 118개이며, 그 중에서 운동심상 지역으로 알려진 18개의 전극을 사용하였다.
- [0088] 뇌전도 신호는 샘플링 주파수 100[Hz]로 샘플링되었으며, 운동심상 명령이 주어지고나서 0.5~3.0[s] 사이의 뇌전도 신호를 사용하였다.
- [0089] 각 클래스에 대한 주파수 가중치 필터를 도시한 도 5a, 5b를 참조하면, 뇌전도 신호는 전처리를 통해 7~30[Hz]의 운동심상 발생 대역으로 필터링되었으며, 5.7[Hz]의 주파수 대역폭 단위에 대하여 0~50[Hz]까지 총 9개의 주파수 샘플 묶음을 사용하였다. 또한, 상기 운동심상 발생 대역 외부 대역의 주파수 가중치는 0으로 하였다.
- [0090] 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

- [0092] 상기 표 1의 피험자 및 신호에 대하여, 본 발명과 기존의 CSP 기법들과의 성능 비교를 수행하였으며, 그에 대한 결과는 아래의 표 2와 같다.

표 2

	R-CSP	FBCSP	SBRCSF	본 발명
aa	85.71	98.21	98.21	96.43
av	74.11	80.36	86.61	80.36
al	58.16	61.73	63.78	70.41

aw	72.32	88.84	89.05	86.61
ay	75.40	73.81	77.78	90.87
평균	73.14	80.59	82.69	84.94

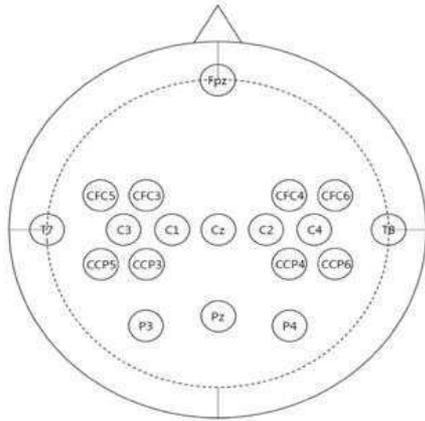
- [0094] 상기 표 2를 참조하면, 본 발명과 기존의 CSP 기법들 간에 평균 분류 정확도를 비교하였을 때, 기존의 가장 높은 정확도를 나타낸 SBRCSP 기법 대비 약 1.85[%]의 평균 정확도 향상을 나타냈다.
- [0095] 또한, 모든 전극에 대하여 동일한 주파수 대역을 추출하여 CSP 기법을 적용하는 FBCSP 기법과 비교하였을 때, 약 3.66[%]의 정확도 향상을 나타냈다. 즉, 본 발명에 따른 운동심상 분류 장치(10) 및 방법은 기존의 기법에서 모든 전극에 대하여 동일한 주파수를 분석한 것과 달리, 각 전극별 주파수 가중치 분석을 수행함으로써 기존의 CSP 기법들 보다 분류 정확도에 있어서 높은 이점을 가지는 것을 확인할 수 있다.
- [0096] 살펴본 바와 같이, 본 발명의 일 실시 예에 따른 운동심상 분류 장치(10) 및 방법은 운동심상 분류에 의미있는 지 여부에 따라 각 전극과 각 주파수 샘플별로 서로 다른 가중치를 가지는 주파수 가중치 필터를 생성하고, 이를 이용해 주파수 가중치 필터링된 뇌전도 신호로부터 운동심상 분류에 보다 정확한 특징벡터를 추출하고, 이를 이용하여 운동심상 분류를 수행함으로써 기존의 CSP 기법들에 비하여 높은 분류 정확도를 가질 수 있다.
- [0097] 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, 콘트롤러, 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 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.
- [0098] 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.
- [0099] 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.
- [0100] 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 또

는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

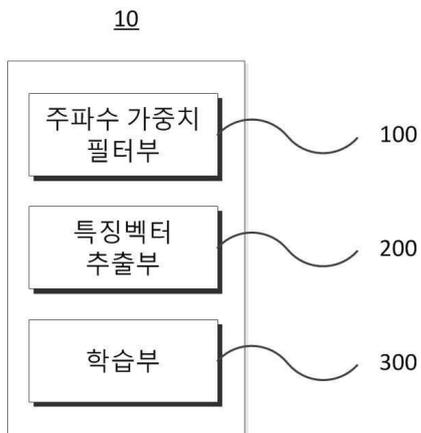
[0101] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

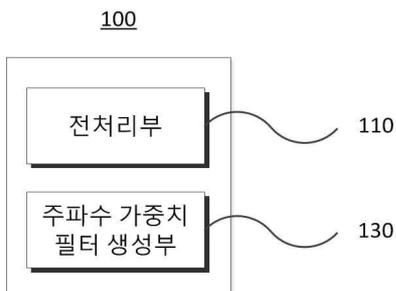
도면1



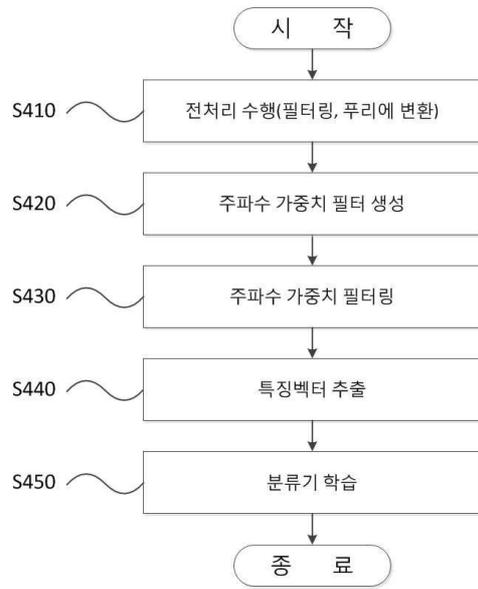
도면2



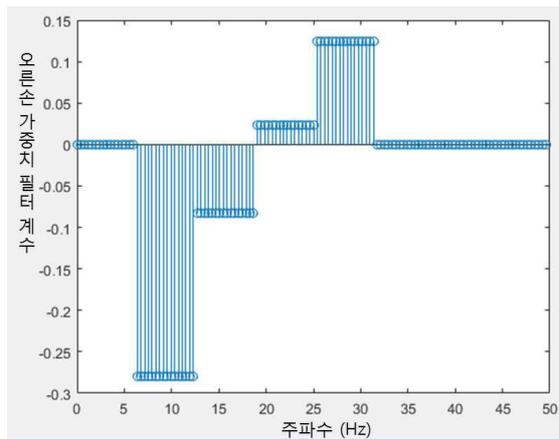
도면3



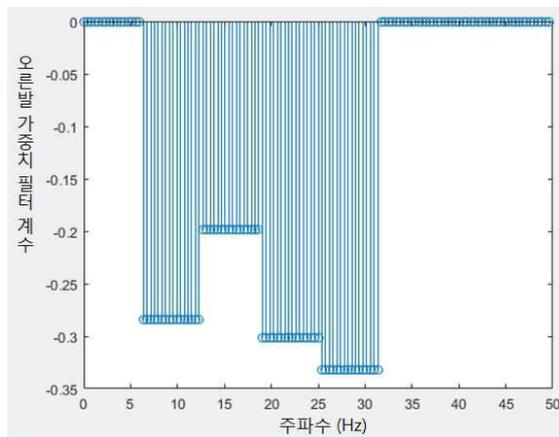
도면4



도면5a



도면5b



专利名称(译)	基于CSP法的运动图像分类装置及其方法，每个电极使用频率权重过滤器		
公开(公告)号	KR1020190134338A	公开(公告)日	2019-12-04
申请号	KR1020180059845	申请日	2018-05-25
[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 A61B5/0476		
CPC分类号	A61B5/7267 A61B5/0476 A61B5/7257		
代理人(译)	Gimhongseok		
外部链接	Espacenet		

摘要(译)

公开了一种能够产生对于运动图像分类有效的EEG信号的运动图像分类设备。所述运动图像分类装置包括：频率加权滤波器单元，其产生频率加权滤波器，所述频率加权滤波器用于针对附接到待测试的人的每个电极最大化关于要分类的类别之间的功率比，并且对从所述电极测量的EEG信号进行滤波。使用频率权重滤波器产生以频率权重滤波的EEG信号；特征向量提取单元通过对利用频率权重滤波的EEG信号应用公共空间模式(CSP)技术来提取特征向量；学习单元使用特征向量学习分类器。

