

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2025-0029660
(43) 공개일자 2025년03월05일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06F 3/01 (2006.01) G06N 3/0464 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06F 3/015 (2013.01)
G06N 3/0464 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0110864
(22) 출원일자 2023년08월23일
심사청구일자 2023년08월23일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암
동5가)
(72) 발명자
신진호
경기도 남양주시 평내로 104, 1910동 905호
이석원
서울특별시 송파구 위례성대로 176, 2동 1104호
정원주
서울특별시 강남구 삼성로64길 5, 107동 302호
(74) 대리인
김동용

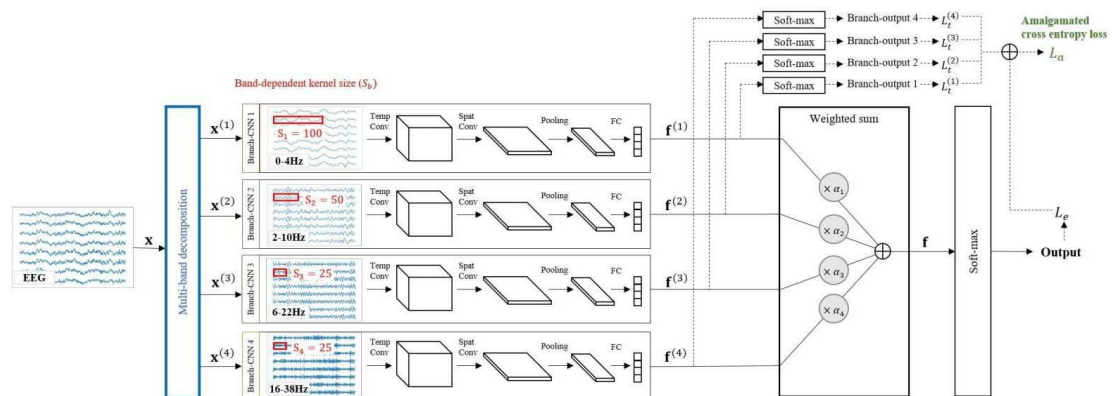
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 대역 의존 커널 크기와 통합 교차 엔트로피 손실을 이용하는 다중 대역 CNN 기반 운동 심상
분류 장치 및 방법

(57) 요약

대역 의존 커널 크기와 통합 교차 엔트로피 손실을 이용하는 다중 대역 CNN(Convolutional Neural Network) 기
반 운동 심상 분류 모델 생성 장치 및 방법이 개시된다. 상기 운동 심상 분류 모델 생성 방법은 적어도 프로세서
(processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되고, 학습 데이터에 포함되는 뇌전도
(electroencephalography, EEG) 신호들 각각을 다중 대역 신호로 분해하는 단계, 하위 대역별로 뇌전도 신호의
특징을 추출하는 단계, 추출된 특징들을 가중합한 후 분류 결과를 도출하는 단계, 상기 운동 심상 분류 모델의
손실을 산출하는 단계, 및 상기 손실을 최소화하도록 운동 심상 분류 모델의 파라미터를 업데이트하는 단계를 포
함한다.

대표도



이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193622
과제번호	RS-2021-II212068
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	인공지능 혁신 허브 연구 개발
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

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

명세서

청구범위

청구항 1

적어도 프로세서(processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 운동 심상 분류 모델 생성 방법에 있어서,

학습 데이터에 포함되는 뇌전도(electroencephalography, EEG) 신호들 각각을 다중 대역 신호로 분해하는 단계;

하위 대역별로 뇌전도 신호의 특징을 추출하는 단계;

추출된 특징들을 가중합한 후 분류 결과를 도출하는 단계;

상기 운동 심상 분류 모델의 손실을 산출하는 단계; 및

상기 손실을 최소화하도록 운동 심상 분류 모델의 파라미터를 업데이트하는 단계를 포함하는 운동 심상 분류 모델 생성 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 다중 대역 신호로 분해하는 단계는,

뇌전도 신호를 복수의 하위 대역들의 신호로 분해하되, 상기 하위 대역들 중 서로 인접하는 하위 대역들은 주파수 대역의 일부를 공유하는,

운동 심상 분류 모델 생성 장치.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 특징을 추출하는 단계는,

각각이 하위 대역들 각각에 대응하는 CNN(Convolutional Neural Network) 모델을 이용하여 상기 특징을 추출하고,

상기 CNN 모델은 적어도 시간 및 공간 컨볼루션 레이어, 평균 풀링 레이어, 및 완전 연결 레이어를 포함하는,

운동 심상 분류 모델 생성 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

CNN 모델들 각각의 커널 크기는 하위 대역의 중심 주파수(center frequency, f_c)의 역수에 기초하여 결정되는,

운동 심상 분류 모델 생성 장치.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 커널 크기는 $\max(f_s/f_c, 25)$ 이고,

상기 f_s 는 뇌전도(EEG) 신호의 샘플 레이트(sample rate)인,

운동 심상 분류 모델 생성 장치.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 손실을 산출하는 단계는 수학적 식 1을 이용하여 상기 손실(L_a)을 산출하고,

상기 수학적 식 1은
$$L_a := \lambda L_e + (1 - \lambda) \sum_{b=1}^B L_t^{(b)}$$
 이고,

상기 $\lambda \in [0, 1]$ 은 비율 계수(ratio factor)이고,

상기 L_e 는 수학적 식 2에 의해 정의되고,

상기 수학적 식 2는
$$L_e = - \sum_{k=1}^K \delta_{y,k} \cdot \log \frac{\exp(f_k)}{\sum_{k'=1}^K \exp(f_{k'})}$$
 이고,

상기 $\delta_{y,k}$ 는 크로네커 델타 함수(Kronecker delta function)이고,

상기 f_k 는 특징 벡터(f)의 $k(1 \leq k \leq K)$ 번째 원소이고,

상기 $L_t^{(b)}$ 는 수학적 식 3에 의해 정의되고,

상기 수학적 식 3은
$$L_t^{(b)} = - \sum_{k=1}^K \delta_{y,k} \cdot \log \frac{\exp(f_k^{(b)})}{\sum_{k'=1}^K \exp(f_{k'}^{(b)})}$$
 이고,

상기 b 는 하위 대역의 인덱스인,

운동 심상 분류 모델 생성 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

타겟 뇌전도(EEG) 신호를 수신하는 단계;

상기 타겟 뇌전도(EEG) 신호를 다중 대역 신호로 분해하는 단계;

하위 대역별로 분해된 타겟 뇌전도(EEG) 신호에 대한 특징을 추출하는 단계; 및

상기 타겟 뇌전도(EEG) 신호에 대한 특징들을 가중합하고 분류 결과를 도출하는 단계를 더 포함하는,

운동 심상 분류 모델 생성 방법.

청구항 8

적어도 프로세서(processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 운동 심상 분류 모델 생성 방법에 있어서,

학습 데이터에 포함되는 뇌전도(electroencephalography, EEG) 신호들 각각을 다중 대역 신호로 분해하는 단계;

하위 대역들 각각에 대하여, 채널들 각각에 대하여 인접 채널들을 포함하는 집합을 생성함으로써 지역을 생성하는 단계;

각 하위 대역의 지역별로 뇌전도 신호의 특징을 추출하는 단계;

추출된 특징들을 가중합한 후 분류 결과를 도출하는 단계;

상기 운동 심상 분류 모델의 손실을 산출하는 단계; 및

상기 손실을 최소화하도록 운동 심상 분류 모델의 파라미터를 업데이트하는 단계를 포함하는 운동 심상 분류 모델 생성 장치.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 특징을 추출하는 단계, 상기 분류 결과를 도출하는 단계, 상기 손실을 산출하는 단계, 및 상기 업데이트하는 단계는 복수회 수행되고,

학습이 완료된 운동 심상 분류 모델에 대하여, 가중합에서 이용되는 가중치 계수의 파라미터 중요성에 기초하여 지역들 중 일부의 지역을 선택하는 단계를 더 포함하는,

운동 심상 분류 모델 생성 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 지역을 선택하는 단계는,

지역들 중에서, 파라미터 중요성이 높은 미리 정해진 개수의 지역을 선택하는,

운동 심상 분류 모델 생성 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 뇌전도(electroencephalography, EEG) 신호를 이용한 뇌-컴퓨터 인터페이스(Brain-computer interface, BCI)에 관한 것으로, 보다 상세하게는 대역 의존 커널 크기와 통합 교차 엔트로피 손실을 이용하는 다중 대역 CNN 기반 운동 심상 분류 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 뇌-컴퓨터 인터페이스(Brain-computer interface, BCI)는 뇌파를 이용하여 뇌와 컴퓨터 간의 소통을 제공하는 시스템이다. BCI에 사용되는 뇌파 생성 패러다임 중, 피험자가 근육을 움직이지 않고 몸의 움직임을 상상하는 운동 심상(motor imagery, MI)은 뇌파 생성을 유도하는 별도의 외부 장치 없이 피험자가 자발적으로 뇌파를 생성할 수 있는 장점 때문에 널리 연구되고 있다. BCI에 사용되는 뇌파 측정 방법 중, 별도의 외과적 수술 없이 두피에 부착된 전극을 통해 뇌파 활동을 기록하는 뇌전도(electroencephalography, EEG)는 사용이 편리하고, 시간 분해능이 높은 장점 때문에 많이 사용되어 왔다.

[0003] 뇌전도를 이용한 운동 심상 기반 BCI는 피험자가 의도된 동작을 직관적으로 상상하면, 그 때 발현되는 뇌파를 두피에 부착된 전극을 통해 기록하고, 측정된 뇌전도를 분석하여 의도된 동작을 분류하여 컴퓨터를 제어하는 기술이다.

[0004] 운동 심상 기반 BCI의 상용화를 위해서는 정확한 운동 심상 분류가 필요하다. 공통 공간 패턴(Common spatial pattern, CSP)은 가장 널리 사용되는 분류 방법이며, CSP의 성능 개선을 위해 필터뱅크를 통해 다양한 주파수를 활용하는 FBCSP(Filterbank CSP)와 지역 분석을 통해 공간 다양성을 활용하는 LRFSP(Local region frequency-optimized CSP)가 제안되었다. 그러나 CSP는 이진 분류 알고리즘이므로, 다중 클래스 분류 성능이 제한된다.

[0005] 한편, 최근 발전된 합성곱 신경망(Convolutional neural network, CNN) 기술로 인해 다중 클래스 운동 심상 분류 기술의 정확도는 향상되었지만, 피험자마다 최적의 합성곱 커널 크기가 다른 문제가 있다. 최적 커널 크기의 피험자 의존성 문제를 해결하기 위하여 다양한 크기의 커널을 사용하는 다중 분기 CNN 기반 운동 심상 분류 기술이 연구되었다.

[0006] 그러나, 기존 다중 분기 CNN 기반 방법들은 각 커널의 크기를 실험을 통해 선택하였으며, 이 방법으로 선택된 커널 크기는 피험자에 따라 최적일 수도 아닐 수도 있다. 따라서 피험자에 따른 최적 커널 크기 이슈가 없는 보다 체계적인 방법이 필요하다. 또한, 대부분의 다중 분기 CNN 기반 분류 기법은 단일 대역에 기반하고 있으므로, FBCSP의 분류 정확도 향상에 도움이 되었던 다양한 주파수를 활용하지 않고 있다. 따라서, 본 발명에서는 다양한 주파수를 활용하고 동시에 커널 크기의 피험자 의존성을 해소하기 위하여, 대역 의존 커널 크기를 이용하는 다중 대역 CNN 기반 운동 심상 분류 알고리즘과 과적합 방지를 위한 통합 교차 엔트로피 손실을 제안

한다. 또한, 다양한 공간적 특징을 이용하여 제안하는 알고리즘의 분류 정확도를 추가적으로 향상시킬 수 있는 지역 기반 변형 방법도 제안한다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0007] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허 제2019-0124987호 (2019.11.06. 공개)
(특허문헌 0002) 대한민국 공개특허 제2023-0054128호 (2023.04.24. 공개)
(특허문헌 0003) 대한민국 등록특허 제2096565호 (2020.04.02. 공고)
(특허문헌 0004) 대한민국 공개특허 제2022-0051613호 (2022.04.26. 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0008] 본 발명이 이루고자 하는 기술적인 과제는 뇌전도 신호에 대응하는 운동 심상을 높은 분류 정확도로 분류할 수 있으며 동시에 커널 크기의 피험자 의존성을 해소할 수 있는 다중 대역 CNN 기반 운동 심상 분류 장치 및 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0009] 본 발명의 일 실시예에 따른 운동 심상 분류 모델 생성 방법은 적어도 프로세서(processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 운동 심상 분류 모델 생성 방법으로, 학습 데이터에 포함되는 뇌전도(electroencephalography, EEG) 신호들 각각을 다중 대역 신호로 분해하는 단계, 하위 대역별로 뇌전도 신호의 특징을 추출하는 단계, 추출된 특징들을 가중합한 후 분류 결과를 도출하는 단계, 상기 운동 심상 분류 모델의 손실을 산출하는 단계, 및 상기 손실을 최소화하도록 운동 심상 분류 모델의 파라미터를 업데이트하는 단계를 포함한다.
- [0010] 본 발명의 다른 실시예에 따른 운동 심상 분류 모델 생성 방법은 적어도 프로세서를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 운동 심상 분류 모델 생성 방법으로, 학습 데이터에 포함되는 뇌전도 신호들 각각을 다중 대역 신호로 분해하는 단계, 하위 대역들 각각에 대하여, 채널들 각각에 대하여 인접 채널들을 포함하는 집합을 생성함으로써 지역을 생성하는 단계, 각 하위 대역의 지역별로 뇌전도 신호의 특징을 추출하는 단계, 추출된 특징들을 가중합한 후 분류 결과를 도출하는 단계, 상기 운동 심상 분류 모델의 손실을 산출하는 단계, 및 상기 손실을 최소화하도록 운동 심상 분류 모델의 파라미터를 업데이트하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

- [0011] 본 발명의 실시예에 따른 대역 의존 커널 크기와 통합 교차 엔트로피 손실을 이용하는 다중 대역 CNN 기반 운동 심상 분류 장치 및 방법에 의할 경우, 뇌전도 신호에 대응하는 운동 심상을 높은 정확도로 분류할 수 있는 효과가 있다.
- [0012] 또한, BCI 피험자별로 최적의 CNN 커널 크기를 고려할 필요 없이, 주파수 대역에 따른 CNN 커널 크기를 설정함으로써 높은 운동 심상 분류 정확도를 달성할 수 있다.
- [0013] 또한, EEG 신호 기반 운동 심상 분류에 사용되는 기존 대역 구성과 달리, 하위 대역의 대역 폭을 서로 다르게 설정하고 하위 대역 간 주파수 대역이 일부 겹치도록 구성하여 높은 분류 정확도를 달성할 수 있다.
- [0014] 또한, 다중 대역 특징들을 결합하기 위해 가중합을 사용하여 네트워크 구조를 간단히 하였으며, 네트워크 과적합을 방지하기 위해 통합 교차 엔트로피 손실을 이용하여 분류 정확도를 향상시켰다.
- [0015] 또한, 지역 기반 접근법을 활용한 특징 다양성 향상과 딥러닝 가지치기(pruning) 기법을 이용한 지역 선택법을 이용한 변형을 통해 추가적인 성능 향상을 달성할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0016] 본 발명의 상세한 설명에서 인용되는 도면을 보다 충분히 이해하기 위하여 각 도면의 상세한 설명이 제공된다.
- 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 운동 심상 분류 모델의 구조를 나타낸다.
- 도 2는 EEG 신호를 다중 대역 신호로 분해하기 위한 3차 버터워스 필터의 주파수 특성을 나타낸다.
- 도 3은 분기-CNN의 구조를 도시한다.
- 도 4는 본 발명의 다른 실시예에 따른 운동 심상 분류 모델의 구조를 나타낸다.
- 도 5는 EEG 채널들의 행렬 표현을 도시한다.
- 도 6은 인접한 채널들로 구성되는 지역을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 7은 성능비교 결과를 나타내는 표 2와 피험자 s4의 특징에 대한 시각화 결과를 도시한다.
- 도 8은 성능비교 결과를 나타내는 표 3과 클래스별 성능을 보여주기 위한 혼동 행렬을 도시한다.
- 도 9는 성능비교 결과를 나타내는 표 4를 도시한다.
- 도 10은 성능비교 결과를 나타내는 표 5를 도시한다.
- 도 11은 성능비교 결과를 나타내는 표 6을 도시한다.
- 도 12는 성능비교 결과를 나타내는 표 7을 도시한다.
- 도 13은 성능비교 결과를 나타내는 표 8을 도시한다.
- 도 14는 성능비교 결과를 나타내는 표 9를 도시한다.
- 도 15는 본 발명의 일 실시예에 따른 운동 심상 분류 모델 생성 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- 도 16은 본 발명의 다른 실시예에 따른 운동 심상 분류 모델 생성 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0017] 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.
- [0018] 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 변경들을 가할 수 있고 여러 가지 형태들을 가질 수 있으므로 실시예들을 도면에 예시하고 본 명세서에서 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 특정한 개시 형태들에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0019] 제1 또는 제2 등의 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성 요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소로부터 구별하는 목적으로만, 예컨대 본 발명의 개념에 따른 권리 범위로부터 벗어나지 않은 채, 제1 구성 요소는 제2 구성 요소로 명명될 수 있고 유사하게 제2 구성 요소는 제1 구성 요소로도 명명될 수 있다.
- [0020] 어떤 구성 요소가 다른 구성 요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성 요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성 요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성 요소가 다른 구성 요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는 중간에 다른 구성 요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다. 구성 요소들 간의 관계를 설명하는 다른 표현들, 즉 "~사이에"와 "바로 ~사이에" 또는 "~에 이웃하는"과 "~에 직접 이웃하는" 등도 마찬가지로 해석되어야 한다.
- [0021] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로서, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 본 명세서에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성 요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성 요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

- [0022] 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.
- [0023] 이하, 본 명세서에 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예들을 상세히 설명한다. 그러나, 특허출원의 범위가 이러한 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일한 참조 부호는 동일한 부재를 나타낸다.
- [0024] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 운동 심상 분류 모델(MBK-CNN 모델로 명명될 수 있음)의 구조를 나타낸다.
- [0025] 도 1을 참조하면, EEG 신호의 주파수 다양성(frequency diversity)을 활용하기 위하여 먼저 EEG 신호는 다중 대역 신호(multi-band signal)로 분해(또는 분할)된다. 각 하위 대역 신호(sub-band signal)마다, 특징(features)을 추출하기 위한 전용 분기-CNN 모델(branch-CNN, 서브 CNN 모델, 단위 CNN 모델 등으로 명명될 수도 있음)을 적용하고 하위 대역에 최적 커널 크기(kernel size)를 설정하기 위하여 대역 의존 커널 크기를 사용한다. 추출된 분기-CNN 특징들을 가중합하고 소프트맥스 함수를 거쳐 출력을 생성할 수 있다. MBK-CNN의 학습은 통합 교차 엔트로피 손실(amalgamated cross entropy loss)을 이용하여 이루어지는데, 통합 교차 엔트로피 손실은 가중합 구조로 인한 과적합(over-fitting) 문제를 해결하기 위하여 고안된 손실이다.
- [0026] 이하에서는, 제안하는 다중 대역 구성, MBK-CNN 모델의 구조, 및 통합 교차 엔트로피 손실에 대하여 상세하게 설명한다. 추가적으로, 공간 다양성을 활용하기 위한 MBK-CNN 모델의 변형 버전인 MBK-LR-CNN 모델을 제안한다.
- [0027] **다중 대역 구성(Multi-band Configuration)**
- [0028] EEG 데이터 행렬을 $x \in \mathbb{R}^{C \times T}$ 로 나타내고, 대응하는 클래스 라벨을 $y \in \{1, \dots, K\}$ 로 나타낸다. C, T, K는 각각 채널 개수, 채널당 샘플 개수, 및 클래스 개수를 나타낸다. 실시예에 따르면, 겹침(또는 중복)을 허용하는 3차 버터워스 필터(3rd order Butterworth filter, 도 2 참조)를 사용하여 EEG 신호를 복수의 하위 대역 신호(예컨대, 4 개의 하위 대역 신호)로 분해할 수 있다(즉, B=4. B는 분해되는 대역의 개수를 나타낼 수 있음). 예시적으로, 0-4Hz, 2-10Hz, 6-22Hz, 및 16-38Hz 대역으로 분해될 수 있다. $x^{(b)} \in \mathbb{R}^{C \times T}$ ($b=1, \dots, B$)를 b번째 하위 대역에 대한 EEG 데이터 행렬이라고 하자. 보다 구체적으로, 소정의 주파수 대역을 갖는 EEG 신호는 복수의 하위 대역들의 신호로 분해될 수 있다. 이때, 하위 대역들은 사전에 정해진 범위를 가질 수 있으며, 서로 인접하는 하위 대역들 간에는 주파수 대역의 일부가 중첩될 수 있다. 즉, 제1 하위 대역의 주파수 대역의 적어도 일부는 제2 하위 대역의 주파수 대역의 적어도 일부와 중첩되고, 제2 하위 대역의 주파수 대역의 적어도 일부는 제3 하위 대역의 주파수 대역의 주파수 대역의 일부와 중첩될 수 있다. 마찬가지로, 제(B-1) 하위 대역의 주파수 대역의 적어도 일부는 제B 하위 대역의 주파수 대역의 적어도 일부와 중첩될 수 있다. 또한, 각 하위 대역의 주파수 대역은 연속적인 범위를 가질 수 있다.
- [0029] 하위 대역의 차단 주파수(cutoff frequency)는 다음과 같은 두 가지 사실을 도출한 철저한 실험을 통해 최적화될 수 있다. 1) 고주파 대역에 넓은 대역폭 그리고 저주파 대역에 좁은 대역폭을 적용하는 것이 성능 향상에 기여한다. 2) 하위 대역 간에 겹침을 허용하는 것이 성능을 높인다. 자세한 실험 결과는 실시예에서 서술한다.
- [0030] **대역 의존 커널 크기를 이용하는 다중 대역 CNN의 구조**
- [0031] 대역 의존 커널 크기를 이용하는 다중 대역 CNN(MBK-CNN)은 B 개의 평행한 분기-CNN과 가중합(weighted sum) 그리고 소프트맥스 레이어(softmax layer)로 구성되며, 여기서 b번째 분기-CNN은 대역 의존 커널 크기(S_b)를 사용한다.
- [0032] 1) 분기-CNN(branch-CNN): 분기-CNN은 b번째 하위 대역에 대응하는 특징 $f^{(b)}$ 를 생성하기 위하여 다음 수학적 식 1과 같이 사용된다.
- [0033] [수학적 식 1]
- [0034]
$$f^{(b)} = \text{branch CNN}(x^{(b)}, \theta^{(b)}) \in \mathbb{R}^K$$
- [0035] 여기서, $\theta^{(b)}$ 는 분기-CNN의 파라미터를 나타낸다.

[0036] 각 분기-CNN은 순차적으로 연결된(또는 비순차적으로 연결된) 입력 레이어, 시간 및 공간 컨볼루션 레이어(convolutional layer), 평균 풀링 레이어(average pooling layer), 완전 연결 레이어(fully connected layer), 및 출력 레이어 중 적어도 하나로 구성될 수 있다. 시간 및 공간 컨볼루션에서는, 40개의 필터가 각 사용될 수 있다. 풀링 레이어에서는 풀 크기(pool size) 75와 스트라이드 크기(stride size) 15가 사용되고, 완전 연결 레이어의 유닛 개수는 클래스 개수 K로 설정될 수 있다. 비선형성을 위하여, 공간 컨볼루션 레이어 다음에 제곱 함수(squared function)를 평균 풀링 레이어 다음에는 로그 함수(logarithmic function)를 적용할 수 있다. 과적합을 방지하기 위해서, 드롭아웃(droupout), 배치 정규화(batch normalization), 및 maxnorm 중 적어도 하나가 사용될 수 있다. 분기-CNN의 구조 및 동작은 도 3에서 확인할 수 있다. 도 3에서, $\lfloor$ 는 하한 연산(floor operation)을 나타낸다.

[0037] 모든 분기-CNN은 커널 크기 S_b 를 제외하고는 모두 동일한 구조를 가질 수 있다. 커널 크기 S_b 는 하위 대역의 중심 주파수(center frequency, f_c)에 역비례하게 선택되는데, 이는 (대략적으로) $\max(f_s/f_c, 25)$ 일 수 있다. f_s 는 샘플 레이트(sample rate)로, 예시적으로 250일 수 있다. S_b 는 아래 표 1에 나열되어 있다.

표 1

하위 대역 인덱스 b	1	2	3	4
차단 주파수	0-4Hz	2-10Hz	6-22Hz	16-38Hz
커널 크기 S_b	100	50	25	25

[0039] 다만, 표 1의 예시에서, 하위 대역의 개수, 차단 주파수의 크기, 및 커널 크기 중 적어도 하나는, 실시예에 따라, 변화될 수도 있다.

[0040] 2) 가중합을 이용한 특징 결합: B 개의 분기-CNN 특징들, $\{f^{(b)}\}_{b=1}^B$ 은 다음 수학적 2와 같이 간단한 가중합을 통해 결합될 수 있다.

[0041] [수학적 2]

$$f = \sum_{b=1}^B \alpha_b f^{(b)}$$

[0043] 여기서, $\alpha_b \in \mathbb{R}$ 은 b번째 분기-CNN의 특징에 대한 가중치 계수(weight coefficient)를 나타내며, 종단간 학습(end-to-end training)을 통해 결정된다. 가중치에 대한 제약으로서, 맥스노름(maxnorm)이 가중치 계수들에 적용된다.

$$\sum_{b=1}^B |\alpha_b|_1 \leq 1$$

[0045] **통합 교차 엔트로피 손실**

[0046] 통합 교차 엔트로피 손실은 종단간 엔트로피 손실(end-to-end cross entropy loss, L_e)과 잠정 교차 엔트로피 손실(tentative cross entropy loss)의 합으로 정의된다. 종단간 교차 엔트로피 손실(L_e)은 다음 수학적 3과 같다.

[0047] [수학적 3]

$$L_e = - \sum_{k=1}^K \delta_{y,k} \cdot \log \frac{\exp(f_k)}{\sum_{k'=1}^K \exp(f_{k'})}$$

[0049] 수학적 3에서, $\delta_{y,k}$ 는 크로네커 델타 함수(Kronecker delta function)인데, $y=k$ 일 때는 1이고, 그렇지 않은 경우 0이다. f_k 는 특징 벡터 f의 $k(1 \leq k \leq K)$ 번째 원소를 나타낸다. 비슷한 방법으로, b번째 분기-CNN의 잠정 교차

엔트로피 손실($L_t^{(b)}$)은 다음 수학적 식 4와 같이 계산된다.

[수학적 식 4]

$$L_t^{(b)} = - \sum_{k=1}^K \delta_{y,k} \cdot \log \frac{\exp(f_k^{(b)})}{\sum_{k'=1}^K \exp(f_{k'}^{(b)})}$$

모든 하위 대역 EEG 데이터 $x^{(b)}$ 는 동일한 라벨 y 를 공유한다. 통합 교차 엔트로피 손실 L_a 는 수학적 식 5와 같이 종단간 교차 엔트로피 손실과 모든 잠정 엔트로피 손실들의 합으로 정의된다.

[수학적 식 5]

$$L_a := \lambda L_e + (1 - \lambda) \sum_{b=1}^B L_t^{(b)}$$

여기서, $\lambda \in [0, 1]$ 은 종단간 교차 엔트로피 손실과 잠정 교차 엔트로피 손실 간의 비율 계수(ratio factor)로써, 미리 정해진 값을 갖을 수 있다. 또는, 실시예에 따라 또는 사용자나 관리자의 선택에 따라 상이한 값을 가질 수 있다. 통합 교차 엔트로피 손실의 계산 과정은 도 1에서 점선으로 묘사되어 있다.

상술한 통합 교차 엔트로피 손실을 최소화하도록 각 파라미터를 업데이트함으로써 운동 심상 분류 모델이 생성될 수 있다.

대역 의존 커널 크기와 지역을 이용하는 다중 대역 CNN(MBK-LR-CNN)

MBK-LR-CNN은 공간 다양성을 증가시키기 위해서 MBK-CNN에 지역 기법을 도입한 알고리즘이다. MBK-LR-CNN의 전체적인 구조는 도 4에서 확인할 수 있다. 각 하위 대역마다, 공간 다양성을 향상시키기 위해서 지역들을 생성한다. 하위 대역의 각 지역마다, 대역 의존 커널을 사용하는 전용 분기-CNN을 적용하여 특징을 추출할 수 있다. MBK-CNN에서 했던 것과 같은 방식으로, 분기-CNN 특징을 가중합으로 결합하고 통합 교차 엔트로피 손실을 이용하여 MBK-LR-CNN을 학습시킬 수 있다. 학습 후, 불필요한 특징을 줄이기 위해서 운동 심상 분류에 관련된 일부 지역만 선택할 수도 있다.

1) 지역(Local region): 전극의 공간적 위치에 기반하여, EEG 채널을 행렬 표현, M 으로 나타내는 것을 고려하자(도 5 참조)(D. Zhang, L. Yao, X. Zhang, S. Wang, W. Chen, R. Boots, and B. Benatallah, "Cascade and parallel convolutional recurrent neural networks on eeg-based intention recognition for brain computer interface," in Proceedings of the aaai conference on artificial intelligence, vol. 32, no. 1, 2018.). 채널 c 가 주어졌을 때, i_c 와 j_c 는 행렬 표현에서 채널 c 의 행과 열 인덱스를 나타낸다. 채널 c 의 지역 $\mathcal{R}^{(c)}$ 은 수학적 식 6과 같이 채널 c 를 중심으로 한 인접 채널로 구성된 채널 부분 집합으로 정의된다.

[수학적 식 6]

$$\mathcal{R}^{(c)} := \{M_{ij} | |i - i_c| \leq \xi \text{ and } |j - j_c| \leq \xi, M_{ij} \neq 0\}$$

여기서, M_{ij} 는 M 의 (i, j) 번째 원소이자 채널을 M 을 이용해 표현한 것이다. ξ 는 지역의 크기를 나타낸다(도 6 참조). 지역에 속한 채널의 개수 $|\mathcal{R}^{(c)}|$ 는, 도 6에 도시된 바와 같이, 중심 채널 c 에 의해 달라질 수 있다. 여기서, 인접한 채널이라 함은 행과 열을 나타내는 인덱스가 중심 채널의 행과 열을 나타내는 인덱스와 미리 정해진 차이 이하인 채널을 의미한다고 이해할 수 있다.

EEG 신호를, 앞서 설명한 바와 같이, 다중 대역으로 분해한 다음, 각 하위 대역마다, 각 채널에 대한 지역이 정의된다. b 번째 하위 대역과 채널 c 의 지역에 대한 EEG 데이터 행렬을 $x^{(b,c)} \in \mathbb{R}^{|\mathcal{R}^{(c)}| \times T}$ 로 나타낼 수 있다.

2) MBK-LR-CNN의 구조: EEG 신호 $x^{(b,c)}$ 에 대하여, 전용 분기-CNN을 적용하여 수학적 식 7과 같이 주파수 및 공간 특징 $f^{(b,c)}$ 를 추출할 수 있다.

[0065] [수학식 7]

$$f^{(b,c)} = \text{branch CNN}(x^{(b,c)}; \theta^{(b,c)})$$

[0067] 여기서, $\theta^{(b,c)}$ 는 분기-CNN의 파라미터를 나타낸다.

[0068] MBK-LR-CNN은 $B \cdot C$ 개의 분기-CNN으로 구성되며, 분기-CNN은 MBK-CNN의 분기-CNN과 같은 구조이다. 단, 공간 커널 크기는 지역 $\mathcal{R}^{(c)}$ 마다 다를 수 있다.

[0069] 추출된 특징들을 수학식 8과 같이 가중치 계수 $\alpha_{b,c}$ 를 이용하여 합산될 수 있다.

[0070] [수학식 8]

$$f = \sum_{b=1}^B \sum_{c=1}^C \alpha_{b,c} f^{(b,c)}$$

[0071]

[0072] 3) MBK-LR-CNN의 학습: MBK-LR-CNN은 수학식 9와 수학식 10과 같이 정의되는 통합 교차 엔트로피 손실을 최적화 하도록 학습된다.

[0073] [수학식 9]

$$L_a := \lambda L_e + (1 - \lambda) \sum_{b=1}^B \sum_{c=1}^C L_t^{(b,c)}$$

[0074]

[0075] [수학식 10]

$$L_t^{(b,c)} = - \sum_{k=1}^K \delta_{y,k} \cdot \log \frac{\exp(f_k^{(b,c)})}{\sum_{k'=1}^K \exp(f_{k'}^{(b,c)})}$$

[0076]

[0077] 4) 지역 선택: 각 하위 대역에서, 일부 지역은 운동 심상 분류에 크게 기여하고, 일부 지역은 그렇지 않을 수 있다. 본 발명에서는 운동 심상 분류와 관련이 없는 지역을 잡음으로 간주하고 제거하고자 한다. 관련 지역을 선택하기 위하여, 하위 대역과 지역에 대한 가중치 계수 $\alpha_{b,c}$ 의 파라미터 중요성(P. Molchanov, A. Mallya, S. Tyree, I. Frosio, and J. Kautz, "Importance estimation for neural network pruning," in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, pp. 11 264-11 272.)을 지표로 삼을 수 있다.

[0078] MBK-LR-CNN의 파라미터를 $\Theta = \{\alpha_{b,c}, \theta^{(b,c)}\}_{b,c=1}^{B,C}$ 라고 하고, 중단간 교차 엔트로피 손실 함수를 $L_e(\Theta)$ 라고 하자. P.Molchanov 등의 논문에 따르면, 파라미터의 중요성은 해당 가중치 파라미터가 있을 때와 없을 때의 손실 차이로 정의되며 다음 수학식 11과 수학식 12와 같이 정량화될 수 있다.

[0079] [수학식 11, 수학식 12]

$$I^{(b,c)} = (L_e(\Theta^*) - L_e(\Theta^* | \alpha_{b,c}^* = 0))^2 \\ \approx \left(\frac{\partial L_e(\Theta^*)}{\partial \alpha_{b,c}^*} \alpha_{b,c}^* \right)^2$$

[0080]

[0081] 여기서, Θ^* 는 학습된 파라미터를 나타내고 $\Theta^* | \alpha_{b,c}^* = 0$ 은 Θ^* 에서 $\alpha_{b,c}^*$ 만 0으로 만든 것을 나타낸다.

[0082] b번째 하위 대역에 대하여, 중요성 값들(importance values) $\{I^{(b,c)}\}_{c=1}^C$ 중에서 η 백분위수(η -th percentile)를 $v_\eta^{(b)}$ 라고 하자. $v_\eta^{(b)}$ 를 이용하여, b번째 하위 대역에서 선택된 지역의 집합 Z_b 를 다음 수학식 13과 같이 생성한다.

- [0083] [수학식 13]
- [0084] $Z_b = \{ \mathcal{R}^{(c)} | I^{(b,c)} > v_{\eta}^{(b)} \}$
- [0085] 수학식 13에서, η 는 하이퍼파라미터이다.
- [0086] 하위 대역당 선택된 지역의 총 개수는 (대략) $\left(1 - \frac{\eta}{100}\right) \cdot C$ 개로 같음에 반해, 하위 대역당 선택된 지역은 하위 대역마다 다를 수 있다. 지역이 선택된 후의 MBK-LR-CNN의 분기-CNN의 개수는 대략 $\left(1 - \frac{\eta}{100}\right) \cdot B \cdot C$ 으로 줄어든다.
- [0087] [실시예]
- [0088] A. 데이터셋 설명
- [0089] 본 발명의 성능을 평가하기 위해 BCI Competition IV dataset 2a과 High Gamma Dataset을 사용하였다. 두 가지 데이터셋은 다중 클래스 운동심상 분류 성능 평가에 주로 사용되는 공공 데이터셋이다.
- [0090] BCI Competition IV dataset 2a는 4가지 클래스의 운동 심상(오른손, 왼손, 혀, 발)에 대한 EEG 신호로 구성되어 있다. EEG 신호는 9명의 건강한 피험자를 대상으로 22개의 전극에서 미리 정해진 샘플 레이트(예컨대, 250Hz)로 측정되었으며 대역 통과 필터(0.5Hz-100Hz)가 적용되었다. 피험자별 데이터셋은 2개의 세션으로 구성되어 있고, 각 세션은 288개의 시도(클래스당 72개)로 구성되어 있다. 첫 번째 세션은 학습용이며, 두 번째 세션은 평가용이다. 자세한 데이터셋 설명은 C. Brunner 등의 논문(C. Brunner, R. Leeb, G. Muller-Putz, A. Schlogl, and G. Pfurtscheller, "Bci competition 2008-graz data set a," Institute for Knowledge Discovery (Laboratory of Brain-Computer Interfaces), Graz University of Technology, vol. 16, pp. 1-6, 2008.)에서 확인할 수 있다.
- [0091] High Gamma Dataset은 4가지 클래스의 운동 수행(오른손, 왼손, 양발, 휴식)에 대한 EEG 신호로 구성되어 있으며, 다중 클래스 운동심상 분류 성능 평가에 자주 사용되는 데이터셋이다. 14명의 건강한 피험자를 대상으로 128채널 EEG 신호가 미리 정해진 샘플 레이트(예컨대, 500Hz)로 기록되었다. 이 데이터셋은 고주파 EEG 성분을 탐지하는데 최적화된 EEG 연구실에서 생성되었기 때문에, high gamma 대역으로부터 정보를 추출하기 적합하다. 피험자별 데이터셋은 13개의 run으로 구성되는데 이는 약 1040개의 시도이다. 첫 번째 11개의 run (약 880개의 시도)는 훈련에 사용되고 마지막 2개의 run(약 160개의 시도)는 평가에 사용된다. 이 데이터셋에 대한 자세한 설명은 R. T. Schirrmeister 등의 논문(R. T. Schirrmeister, J. T. Springenberg, L. D. J. Fiederer, M. Glasstetter, K. Eggenberger, M. Tangermann, F. Hutter, W. Burgard, and T. Ball, "Deep learning with convolutional neural networks for eeg decoding and visualization," Human brain mapping, vol. 38, no. 11, pp. 5391-5420, 2017.)에서 확인가능하다.
- [0092] B. 데이터 전처리
- [0093] High Gamma Dataset의 경우, 데이터셋 제작자의 전처리 과정과 동일하게 extreme high amplitude recording artifact가 포함된 시도를 데이터셋에서 제외하였다. 128개의 채널 중, 운동 피질(motor cortex)을 덮고 있는 44개의 채널만 선택하였으며, EEG 신호는 500Hz에서 128Hz로 리샘플하였다. High gamma 대역을 활용하기 위해, 제안하는 방법의 하위 대역 16-38Hz는 16-125Hz로 대체하였다.
- [0094] BCI Competition IV dataset 2a와 High Gamma Dataset 모두에 대하여, 채널별 하위 대역 EEG 신호는 exponential moving average window와 decay factor of 0.999를 사용하여 표준화되었다(R. T. Schirrmeister 등의 논문 참조). 각 시도마다, cue 이전 0.5초부터 cue 이후 4초까지의 분할된 EEG 신호가 사용되었다.
- [0095] 실험 결과로부터, 지역의 크기 ξ 가 클수록, 성능이 높아짐을 발견하였다. 그러나, 만약 ξ 가 너무 크면, 대부분의 지역이 같은 채널로 구성될 수 있기 때문에 공간 다양성이 줄어들 수 있다. 따라서, 우리는 채널 개수가 적은 데이터셋(예: BCI Competition IV dataset 2a)에는 $\xi=2$ 를 권장하고, 채널 개수가 큰 데이터셋(예: High Gamma Dataset)에는 $\xi=3$ 을 적용하는 것을 권장한다.

- [0096] C. 실험 세팅
- [0097] 제안하는 방법은 배치 크기(batch size) 60을 이용하여 500 epochs 동안 학습되었다. 통합 교차 엔트로피의 비율 계수 λ 는 0.9로 설정되었는데, 다른 데이터셋에 적용할 경우에는 교차 검증 기법을 통해 튜닝될 수 있다. 통합 교차 엔트로피 손실을 최소화하기 위해서 Adam 옵티마이저를 사용하였다. 학습률(learning rate)은 0.001로 초기화하였고 300 epochs 이후에 감쇄율(decay rate) 0.1을 적용하였다.
- [0098] 학습을 시작할 때, 컨볼루션 레이어의 파라미터는 Xavier uniform 초기화 기법을 이용하여 초기화되었고, 가중합의 가중치 계수(weight coefficients)는 모든 분기-CNN에 동등한 가중치를 부여하기 위하여 균일한 값으로 초기화되었다. 즉, MBK-CNN의 경우 $\alpha^{(b)} = \frac{1}{B} \forall b$ 로, MBK-LR-CNN의 경우 $\alpha^{(b,c)} = \frac{1}{B \cdot C} \forall b, c$ 로 초기화될 수 있다.
- [0099] MBK-LR-CNN의 지역 선택 단계에서는 $\eta = 60\%$ 를 적용하였다.
- [0100] 제안하는 방법은 PyTorch를 이용하여 구현되었으며 3개의 GeForce RTX 3090을 이용하여 학습되었다.
- [0101] D. 실험 결과
- [0102] 기존 운동 심상 분류 알고리즘과의 성능 비교와 제안하는 방법의 각 요소에 대한 제거 실험 결과를 설명한다. 실험 결과와 재구성 결과는 네트워크 파라미터 무작위 초기화 후 학습하는 과정을 10회 반복하여 얻은 정확도의 평균값이다.
- [0103] 1) BCI Competition IV dataset 2a를 이용한 분류 성능 비교
- [0104] 표 2(도 7 참조)는 제안하는 방법과 Shallow ConvNet(R. T. Schirrmeister, J. T. Springenberg, L. D. J. Fiederer, M. Glasstetter, K. Eggensperger, M. Tangermann, F. Hutter, W. Burgard, and T. Ball, "Deep learning with convolutional neural networks for eeg decoding and visualization," Human brain mapping, vol. 38, no. 11, pp. 5391-5420, 2017.), Deep ConvNet(R. T. Schirrmeister, J. T. Springenberg, L. D. J. Fiederer, M. Glasstetter, K. Eggensperger, M. Tangermann, F. Hutter, W. Burgard, and T. Ball, "Deep learning with convolutional neural networks for eeg decoding and visualization," Human brain mapping, vol. 38, no. 11, pp. 5391-5420, 2017.), MCNN(S. U. Amin, M. Alsulaiman, G. Muhammad, M. A. Mekhtiche, and M. S. Hossain, "Deep learning for eeg motor imagery classification based on multi-layer cnns feature fusion," Future Generation computer systems, vol. 101, pp. 542-554, 2019.), MBEEGNet(G. A. Altuwaijri and G. Muhammad, "A multibranch of convolutional neural network models for electroencephalogram-based motor imagery classification," Biosensors, vol. 12, no. 1, p. 22, 2022.), ATCNet(H. Altaheri, G. Muhammad, and M. Alsulaiman, "Physics-inform attention temporal convolutional network for eeg-based motor imagery classification," IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022.), MAtt(Y.-T. Pan, J.-L. Chou, and C.-S. Wei, "Matt: A manifold attention network for eeg decoding," arXiv preprint arXiv:2210.01986, 2022.), EEG Conformer(Y. Song, Q. Zheng, B. Liu, and X. Gao, "Eeg conformer: Convolutional transformer for eeg decoding and visualization," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2022.), FBC-MV-CNN(Z. Fan, X. Xi, Y. Gao, T. Wang, F. Fang, M. Houston, Y. Zhang, L. Li, and Z. Lu, "Joint filter-band-combination and multi-view cnn for electroencephalogram decoding," IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2023.)을 BCI Competition IV dataset 2a를 이용하여 성능 평가한 결과를 나타내고 있다.
- [0105] Shallow ConvNet과 Deep ConvNet의 분류 결과는 저자들이 공개한 소스 코드를 이용하여 생성하였다(<https://github.com/robintibor/braindecode/>). MAtt의 분류 결과도 저자의 공개 소스코드를 이용하여 생성하였다(<https://github.com/CECNL/MAtt>). MCNN, MBEEGNet, EEG Conformer, FBC-MV-CNN의 분류 결과는 각 알고리즘을 제안한 논문에서 발췌하였다. ATCNet의 분류 결과는 저자들이 공개한 소스 코드의 로그 파일에서 발췌하였다(<https://github.com/Altaheri/EEG-ATCNet/>).
- [0106] 표 2에서 볼 수 있듯이, MBK-CNN은 가장 높은 평균 정확도(82.67%)를 달성하였다. 또한, 피험자 s4, s5, s6, s7의 경우, MBK-CNN이 비교 알고리즘들보다도 높은 분류 정확도를 보였다.
- [0107] 피험자 의존 커널 크기 문제를 고려하지 않는 Shallow ConvNet과 Deep ConvNet에 비교하면, 다중 대역과 대역 의존 커널 크기를 사용하는 MBK-CNN은 피험자 의존성 문제를 해결하여 평균 정확도를 8.58%와 10.84% 개선하였

다.

- [0108] 피험자 의존 커널 크기 문제를 해결하기 위해 서로 다른 커널 크기들을 사용하는 MBEEGNet에 비교하면, MBK-CNN은 주파수 다양성을 활용하여 약간의 성능 향상을 보였다. 제안하는 발명은 피험자별로 커널 크기를 최적화하지 않았기 때문에, 개별적인 피험자에 대해서는 최고 성능을 달성하지 못할 수도 있다. 하지만 MBK-CNN의 피험자 정확도의 표준 편차(std. 9.31)는 피험자 데이터를 이용해 커널 크기들을 선택한 MBEEGNet의 표준 편차(std. 9.55)보다 작다.
- [0109] MBK-LR-CNN은 추가적으로 공간 다양성을 활용함으로써 MBK-CNN 대비 평균 정확도를 0.44% 향상시켰다. 피험자 s4, s6, s7의 경우, MBK-LR-CNN은 표 2에 나타난 모든 알고리즘 중에서 가장 높은 분류 정확도를 달성하였다.
- [0110] 또한, 도 7은 차원 감소 기법(dimension reduction technique, t-SNE)을 이용한, 특징 변별성을 보여주기 위한, 피험자 s4의 특징에 대한 시각화 결과를 도시한다.
- [0111] 2) High Gamma Dataset을 이용한 분류 성능 비교
- [0112] 표 3(도 8 참조)는 제안하는 발명과 Shallow ConvNet, Deep ConvNet, MBEEGNet, ATCNet의 분류 성능을 High Gamma Dataset을 이용하여 평가한 결과를 나타낸다.
- [0113] Shallow ConvNet, Deep ConvNet, ATCNet의 분류 성능은 공개 소스 코드에 기반하여 복원되었다. MBEEGNet의 분류 결과는 알고리즘이 제안된 논문에서 발췌하였다. ATCNet의 경우, 하이퍼 파라미터가 250Hz를 기준으로 설정되었기 때문에 44-channel EEG 신호를 250Hz로 다운 샘플한 뒤 같은 하이퍼 파라미터를 적용하였다.
- [0114] 표 3에 나타나듯, MBK-CNN은 가장 높은 분류 성능 (96.24%)를 달성하였다. 피험자 s2, s6, s7, s8s, s9, s13의 경우, MBK-CNN이 비교 알고리즘보다 높은 분류 정확도를 보였다.
- [0115] MBK-LR-CNN은 분류 성능을 더욱 향상시켜서 96.70%의 가장 높은 분류 정확도를 달성하였다. s4, s6, s10, s12, s14를 제외한 모든 피험자에서 MBK-LR-CNN은 가장 높은 분류 정확도를 달성하였다.
- [0116] 또한, 도 8은 클래스별 성능을 보여주기 위한 혼동 행렬(confusion matrix)을 도시하고 있다.
- [0117] 3) 다중 대역 분해의 효과 분석
- [0118] 다중 대역 분해의 성능 향상 효과를 확인하기 위하여, MBK-CNN을 단일 대역(0-38Hz) 신호를 이용하여 학습시켰다. 학습 및 성능 평가는 BCI Competition IV dataset 2a를 이용하였다. 공정한 비교를 위하여, 분기-CNN의 개수와 커널 크기를 MBK-CNN과 같게 설정함으로써 네트워크의 용량(capacity of network)을 유지하였다.
- [0119] 표 4(도 9 참조)에 나타나듯, MBK-CNN의 평균 분류 성능은 단일 대역을 사용한 경우보다 다중 대역을 사용한 경우가 6.31% 더 높다. 피험자 s3을 제외한 모든 피험자의 분류 결과에서, 다중 대역을 사용한 MBK-CNN이 단일 대역을 사용한 MBK-CNN보다 더 높은 분류 성능을 달성했다.
- [0120] 4) 대역 의존 커널 크기의 효과 분석
- [0121] 제안하는 대역 의존 커널 크기의 효과를 조사하기 위하여, 4가지의 커널 크기 세팅의 분류 성능을 BCI Competition IV dataset 2a를 이용하여 평가하고 제안하는 방법과 비교하였다. 첫 번째, 모든 분기-CNN에 똑같은 단일 커널 크기를 적용하였다. 단일 커널 크기로는 25, 50, 100을 고려하였다. 추가적으로, 제안하는 대역 의존 커널 크기와 반대로, 고주파 대역에 큰 커널 크기를 적용하고 저주파 대역에 작은 커널 크기를 적용하는 역 대역 의존 커널 크기도 실험하였다. 0-4Hz, 2-10Hz, 6-22Hz, 16-38Hz에 대하여 25, 25, 50, 100을 사용함. 분류 결과는 표 4에 나열되어 있다.
- [0122] 표 5(도 10 참조)에서 확인할 수 있듯이, 단일 커널 크기를 사용하는 MBK-CNN에서는 피험자 의존성 문제가 발생한다. 피험자 s1, s2, s4, s6, s7, s8의 경우, 단일 커널 크기 실험 중 커널 크기 25가 가장 높은 분류 성능을 보였다. 커널 크기 50은 피험자 s5에서 가장 높은 분류 성능을 보였으며, 커널 크기 100은 피험자 s3과 s9에서 가장 높은 분류 성능을 보였다. 특히, 피험자 s4에서 피험자 의존성 문제가 두드러졌다; 가장 높은 정확도 (83.79%, $S_b=25$)와 가장 낮은 정확도 (75.21%, $S_b=100$)의 차이는 8.58%이다.
- [0123] 제안하는 대역 의존 커널 크기는 피험자 s2, s4, s5에서 가장 높은 정확도를 달성하고, 피험자 s1, s3, s6, s7, s8, s9에서 가장 높은 정확도보다 약간 낮은 정확도를 달성함에 따라, 평균 정확도가 가장 높았다. 이러한 결과는 커널 크기의 피험자 의존성 문제가 제안하는 방법에 의해 해소되었음을 의미한다.

- [0124] 대역 의존 커널 크기에 비교하면, 제안하는 대역 의존 커널 크기의 평균 정확도가 2.1% 더 높다. 이 실험 결과는 저주파 대역에 큰 커널 크기를 적용하고 고주파 대역에 작은 커널 크기를 적용하는 것이 효과적임을 의미한다.
- [0125] 5) 제안하는 다중 대역 구성의 효과 분석
- [0126] 제안하는 다중 대역 구성의 효과를 설명하기 위하여, 다음 4가지 다중 대역 구성을 이용하여 분류 성능을 비교하였다. (i) 뇌파 주파수 대역 ($\delta, \theta, \alpha, \beta, \gamma$) (ii) 일정한 대역폭 (iii) 저주파일수록 넓은 대역폭을 할당하며 하위 대역간 오버랩을 허용하지 않음 (iv) 고주파일수록 넓은 대역폭을 할당하며 하위 대역간 오버랩을 허용하지 않음. 제안하는 다중 대역은 고주파일수록 넓은 대역폭을 할당하며 하위 대역간 오버랩을 허용하였다. 공정한 비교를 위하여, MBK-CNN의 모든 분기-CNN의 커널 크기를 25로 고정하여 실험하였다.
- [0127] 실험 결과는 표 6(도 11 참조)에서 확인할 수 있다. 오버랩을 허용하지 않은 4가지 대역 구성 중에서, iv가 가장 높은 평균 정확도 81.44%를 보였다. 이 결과는 고주파일수록 넓은 대역폭을 사용하고 저주파일수록 좁은 대역폭을 사용하는 것이 분류 성능 향상에 도움이 되었음을 의미한다. 또한, 하위 대역간 오버랩을 허용함으로써, 분류 성능이 0.66% 더 상승하였다.
- [0128] 6) 통합 교차 엔트로피 손실의 효과 분석
- [0129] 통합 교차 엔트로피 손실의 효과를 분석하기 위하여, 통합 교차 엔트로피 손실 대신 중단간 교차 엔트로피 손실을 이용하여 MBK-CNN을 학습시켰다. BCI Competition IV dataset 2a를 이용하여 학습 및 성능 평가를 하였으며, 실험 결과는 표 7(도 12 참조)에 정리되었다. 표 7에 나타나 있듯이, 제안하는 통합 교차 엔트로피 손실은 모든 피험자의 분류 성능 향상을 실현하였으며, 평균 분류 정확도를 4.45% 향상시켰다.
- [0130] 7) 지역 선택의 효과 분석
- [0131] 제안하는 지역 선택의 효과를 분석하기 위하여, MBK-CNN, 지역 선택 전의 MBK-LR-CNN, 지역 선택 후의 MBK-LR-CNN의 분류 결과를 비교하였다. 표 8(도 13 참조)에서 보이듯이, MBK-LR-CNN의 평균 정확도는 지역 선택 후에 0.51% 상승하였으며, 이는 적절한 지역 선택이 MBK-LR-CNN의 중요한 절차임을 의미한다.
- [0132] 8) 피험자 독립적 분류 성능 평가
- [0133] 피험자별 분류 성능 평가에 더하여, 제안하는 발명의 피험자 독립적 분류 성능을 확인하기 위하여 leave-one-subject-out(LOSO) 방식으로 실험을 진행하였다. LOSO는 한 명의 피험자를 제외한 모든 피험자의 데이터를 학습에 사용하고, 남은 피험자의 데이터를 이용하여 성능을 평가하는 방식이다. 이러한 학습 및 평가 과정은 모든 피험자가 평가될 때까지 반복된다. 우리는 피험자 독립적 분류 성능 비교를 위하여 Shallow ConvNet, Deep ConvNet, ATCNet, 제안하는 방법을 학습시켰다.
- [0134] 표 9(도 14 참조)은 피험자 독립적 분류 성능을 학습 중 조기종료를 사용한 경우와 사용하지 않은 경우에 대하여 정리하였다. 실험 결과, 제안하는 방법은 학습 중 조기종료를 사용한 경우와 사용하지 않은 경우 모두 가장 높은 정확도를 달성하였다.
- [0135] 도 15는 본 발명의 일 실시예에 따른 운동 심상 분류 모델 생성 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0136] 도 15를 참조하면, 운동 심상 분류 방법 등으로 명명될 수도 있는 운동 심상 분류 모델 생성 방법은 적어도 프로세서(processor) 및/또는 메모리(memory)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행될 수 있다. 다시 말하면, 운동 심상 분류 모델 생성 방법을 이루는 각 단계들 중 적어도 일부는 컴퓨팅 장치에 포함되는 프로세서의 동작으로 이해될 수도 있다. 따라서, 컴퓨팅 장치는 운동 심상 분류 모델 생성 장치나 운동 심상 분류 장치 등으로 명명될 수도 있다. 컴퓨팅 장치는 PC(Personal Computer), 서버(server), 랩탑 컴퓨터, 태블릿 PC, 스마트폰(smart phone), 스마트 watch(smart watch) 등을 포함할 수 있다. 이하에서, 운동 심상 분류 모델 생성 방법을 설명함에 있어, 앞선 기재와 중복되는 내용에 관하여는 그 구체적인 기재를 생략하기로 한다.
- [0137] 우선, 학습 데이터가 획득된다(S110). 학습 데이터는 소정의 뇌전도 신호들을 포함하고, 유무선 통신망을 통하여 수신되거나, USB 메모리 장치와 같은 저장 장치로부터 수신될 수도 있다. 실시예에 따라, 학습 데이터는 컴퓨팅 장치에 미리 저장되어 있을 수도 있다.
- [0138] 학습 데이터를 이루는 뇌전도 신호를 각각이 다중 대역 신호로 분해된다(S120). 이때, 하위 대역은 미리 정해진 대역일 수 있다. 따라서, 각 하위 대역별로 분해된 뇌전도 신호가 생성될 수 있다. 예컨대, 서브-CNN 모델이

B(B는 임의의 자연수) 개 존재하는 경우, 하나의 뇌전도 신호는 B 개의 하위 대역의 신호로 분해될 수 있다. 이때, 각 하위 대역들 중 인접한 하위 대역은 주파수 대역의 일부를 공유할 수 있다.

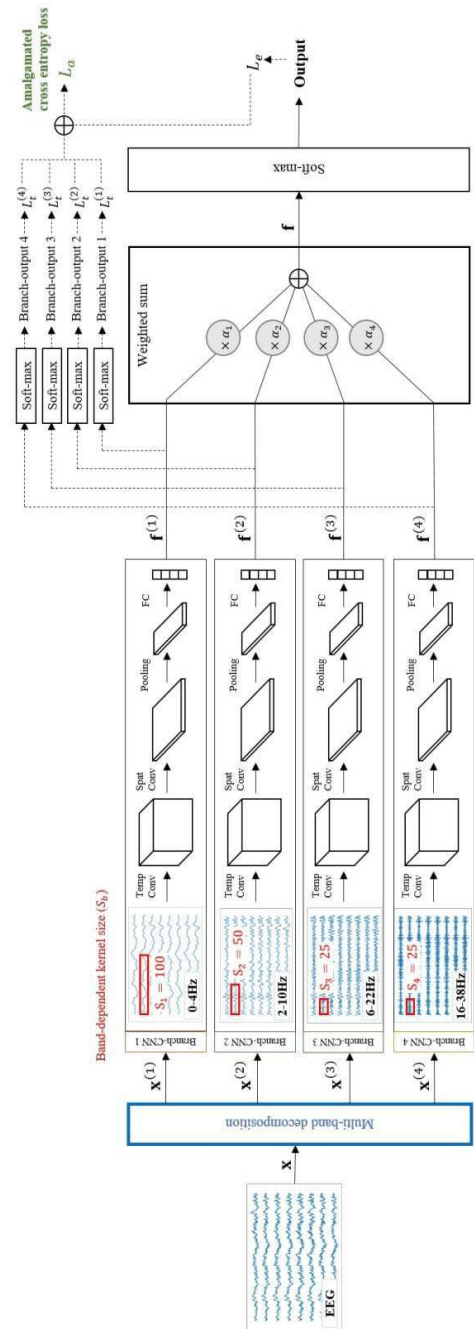
- [0139] 하위 대역으로 분해된 뇌전도 신호에 대하여, 대응하는 서브-CNN 모델을 이용하여 특징이 추출된다(S130). 즉, 복수개의 서브-CNN 모델을 이용하여, 하위 대역별로 분해된 뇌전도 신호들 각각에 대한 특징이 추출될 수 있다. 서브-CNN 모델은 입력 레이어, 시간 및 공간 컨볼루션 레이어, 평균 풀링 레이어, 완전 연결 레이어, 및 출력 레이어 중에서 적어도 하나 이상을 포함할 수 있고, 모든 서브-CNN 모델은 커널 크기를 제외하고 동일한 구조를 가질 수 있다. 커널 크기는, 상기한 바와 같이, 각 하위 대역별로 미리 정해질 수 있다.
- [0140] 특징들이 가중합되고 결과가 도출된다(S140). 가중합에 이용되는 하위 대역별 가중 계수는 미리 초기화된 값을 가질 수 있고, 학습이 진행됨에 따라 갱신(업데이트)될 수 있다.
- [0141] 통합 교차 엔트로피 손실이 산출된다(S150). 통합 교차 엔트로피 손실은 중단간 엔트로피 손실과 잠정 교차 엔트로피 손실의 합으로 정의된다. 통합 교차 엔트로피 손실, 중단간 엔트로피 손실, 및 잠정 교차 엔트로피 손실은 수학적식을 이용하여 산출될 수 있고, 이에 대한 상세한 설명은 생략하기로 한다.
- [0142] 파라미터에 대한 업데이트가 수행된다(S160). 예시적으로, 각 분기-CNN의 파라미터, 가중치 계수, 및 통합 교차 엔트로피 손실을 산출하는 과정에서 이용되는 가중치 등이 업데이트될 수 있다.
- [0143] 이상에서 설명된, S130 단계, S140 단계, S150 단계, 및 S160 단계는 복수회 반복 수행될 수 있다. 미리 정해진 기준, 예컨대, 미리 정해진 학습 데이터를 소진할 시점까지, 또는 통합 교차 엔트로피 손실이 수렴할 때까지 학습은 반복될 수 있다. 이와 같은 과정을 통하여, 운동 심상 분류 모델이 생성될 수 있다.
- [0144] 추가적으로, 운동 심상 분류 모델 생성 방법은 타겟 EEG 신호를 수신하는 단계, 타겟 EEG 신호를 다중 대역 신호로 분해하는 단계, 하위 대역별 특징을 추출하는 단계, 및 특징들을 가중합하고 결과를 도출하는 단계를 더 포함할 수 있다. 이 경우, 운동 심상 분류 모델 생성 방법은 운동 심상 분류 방법으로 명명될 수도 있다. 타겟 EEG 신호는, 유무선 통신망을 통하여, 외부 장치(예컨대, EEG 측정 장치)로부터 수신되거나, 운동 심상 분류 방법을 수행하는 운동 심상 분류 장치에 포함되는 EEG 측정부에 의해 측정된 후 수신될 수도 있다.
- [0145] 도 16은 본 발명의 다른 실시예에 따른 운동 심상 분류 모델 생성 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0146] 도 16를 참조하면, 운동 심상 분류 방법 등으로 명명될 수도 있는 운동 심상 분류 모델 생성 방법은 적어도 프로세서(processor) 및/또는 메모리(memory)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행될 수 있다. 다시 말하면, 운동 심상 분류 모델 생성 방법을 이루는 각 단계들 중 적어도 일부는 컴퓨팅 장치에 포함되는 프로세서의 동작으로 이해될 수도 있다. 따라서, 컴퓨팅 장치는 운동 심상 분류 모델 생성 장치나 운동 심상 분류 장치 등으로 명명될 수도 있다. 컴퓨팅 장치는 PC(Personal Computer), 서버(server), 랩탑 컴퓨터, 태블릿 PC, 스마트폰(smart phone), 스마트 워치(smart watch) 등을 포함할 수 있다. 이하에서, 운동 심상 분류 모델 생성 방법을 설명함에 있어, 앞선 기재와 중복되는 내용에 관하여는 그 구체적인 기재를 생략하기로 한다.
- [0147] 우선, 학습 데이터가 획득되고(S210), 학습 데이터를 이루는 뇌전도 신호들 각각이 다중 대역 신호로 분해된다(S220).
- [0148] 각 하위 대역에 대하여, 지역이 생성된다(S230). 지역은 지역 선택의 기준이 되는 중심 채널을 기준으로 인접한 채널들의 집합을 설정함으로써 생성될 수 있다.
- [0149] 하위 대역의 지역별 뇌전도 신호에 대하여, 대응하는 서브-CNN 모델을 이용하여 특징이 추출된다(S240). 즉, 복수개의 서브-CNN 모델을 이용하여, 하위 대역의 지역별로 분해된 뇌전도 신호들 각각에 대한 특징이 추출될 수 있다.
- [0150] 특징들이 가중합되고 결과가 도출된다(S250). 가중합에 이용되는 하위 대역의 지역별 가중 계수는 미리 초기화된 값을 가질 수 있고, 학습이 진행됨에 따라 갱신(업데이트)될 수 있다.
- [0151] 통합 교차 엔트로피 손실이 산출된다(S260). 통합 교차 엔트로피 손실은 중단간 엔트로피 손실과 잠정 교차 엔트로피 손실의 합으로 정의된다. 통합 교차 엔트로피 손실, 중단간 엔트로피 손실, 및 잠정 교차 엔트로피 손실은 수학적식을 이용하여 산출될 수 있고, 이에 대한 상세한 설명은 생략하기로 한다.
- [0152] 파라미터에 대한 업데이트가 수행된다(S270). 예시적으로, 각 분기-CNN의 파라미터, 가중치 계수, 및 통합 교차 엔트로피 손실을 산출하는 과정에서 이용되는 가중치 등이 업데이트될 수 있다.

- [0153] 이상에서 설명된, S240 단계, S250 단계, S260 단계, 및 S270 단계는 복수회 반복 수행될 수 있다. 미리 정해진 기준, 예컨대, 미리 정해진 학습 데이터를 소진할 시점까지, 또는 통합 교차 엔트로피 손실이 수렴할 때까지 학습은 반복될 수 있다. 이와 같은 과정을 통하여, 운동 심상 분류 모델이 생성될 수 있다.
- [0154] 실시예에 따라, 복수의 지역들 중에서 일부의 지역이 선택될 수도 있다. 지역의 선택은 지역에 대한 가중치 계수의 파라미터 중요성에 기초하여 선택될 수 있다. 지역이 선택됨에 따라, 이후에 운동 심상 분류 동작에서는 선택된 지역의 뇌전도 신호만을 대상으로 운동 심상이 분류될 수 있다.
- [0155] 추가적으로, 운동 심상 분류 모델 생성 방법은 타겟 EEG 신호를 수신하는 단계, 타겟 EEG 신호를 다중 대역 신호로 분해하는 단계, 하위 대역의 지역별 특징을 추출하는 단계, 및 특징들을 가중합하고 결과를 도출하는 단계를 더 포함할 수 있다. 이 경우, 운동 심상 분류 모델 생성 방법은 운동 심상 분류 방법으로 명명될 수도 있다. 타겟 EEG 신호는, 유무선 통신망을 통하여, 외부 장치(예컨대, EEG 측정 장치)로부터 수신되거나, 운동 심상 분류 방법을 수행하는 운동 심상 분류 장치에 포함되는 EEG 측정부에 의해 측정된 후 수신될 수도 있다. 또한, 하위 대역의 지역별 특징은 선택된 지역에 한해서만 추출될 수 있다.
- [0156] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성 요소, 소프트웨어 구성 요소, 및/또는 하드웨어 구성 요소 및 소프트웨어 구성 요소의 집합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성 요소는, 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(Operation System, 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 기술 분야에서 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.
- [0157] 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, 구성 요소(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.
- [0158] 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 담당자에게 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), 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.
- [0159] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성 요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성 요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 등록청구범

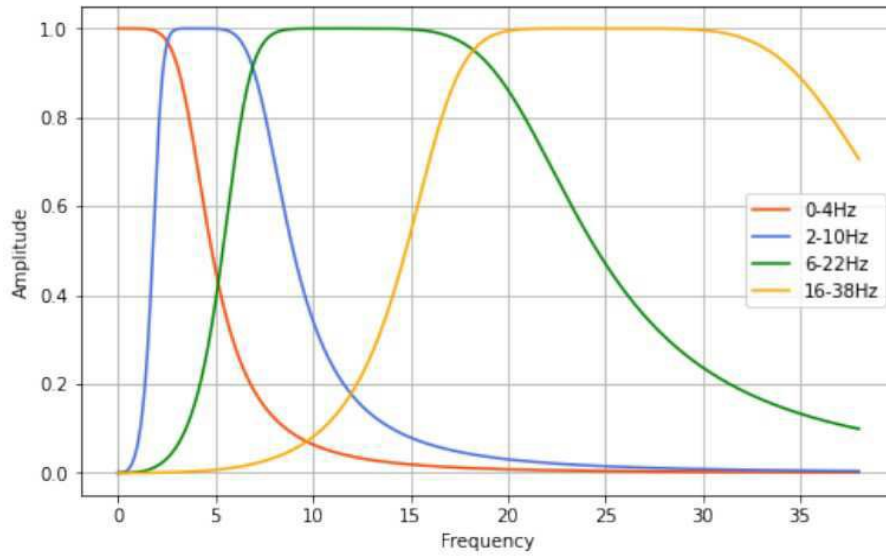
위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

도면

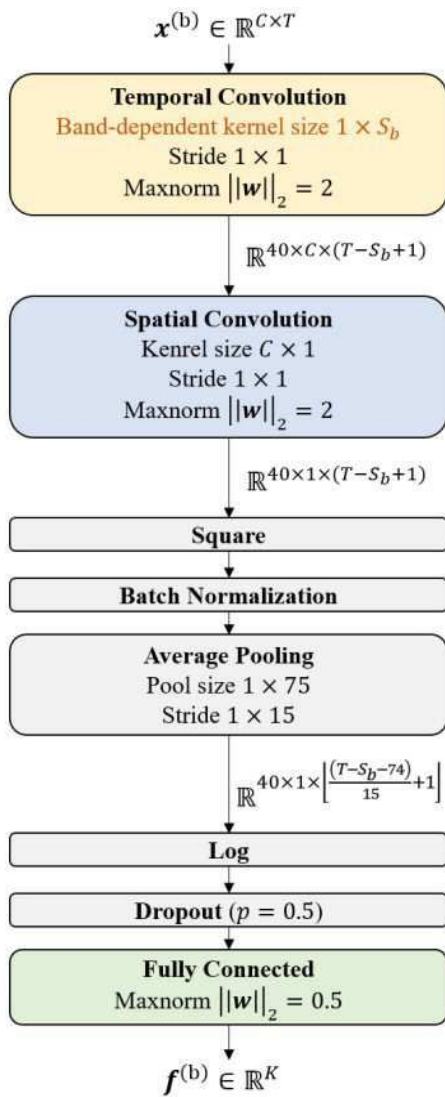
도면1



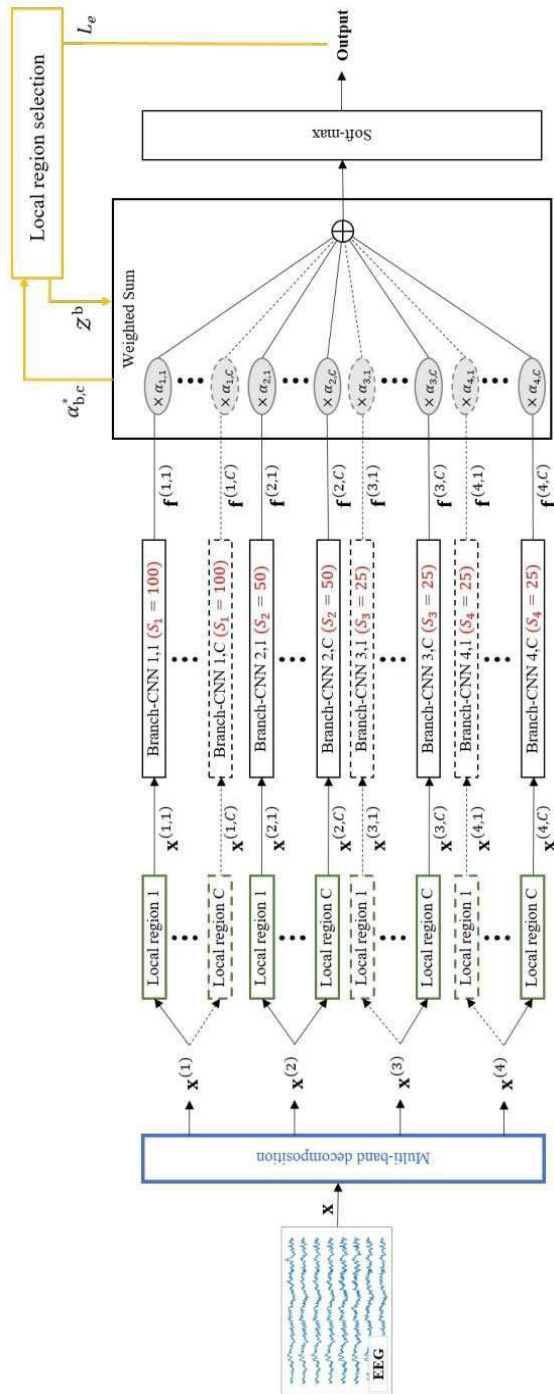
도면2



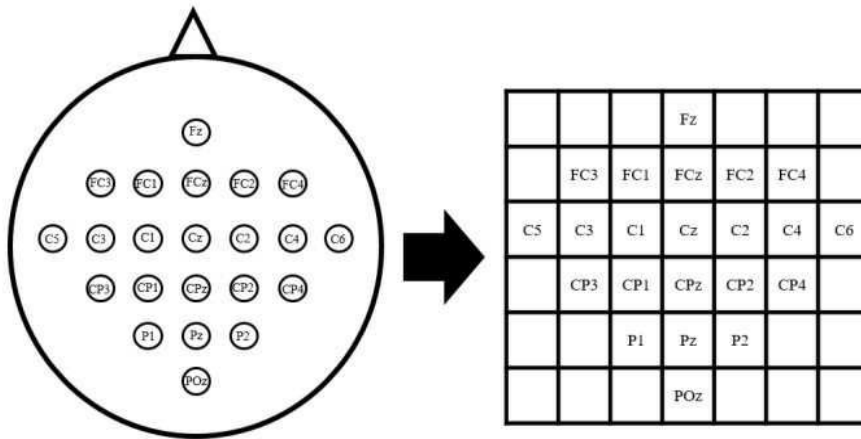
도면3



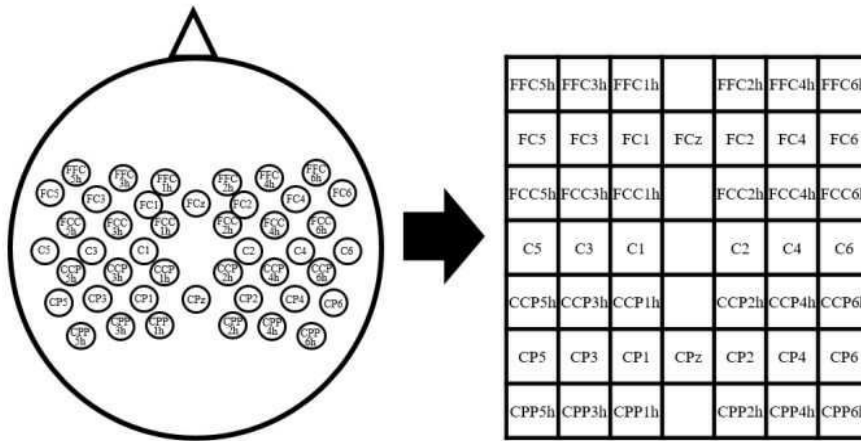
도면4



도면5



(a) BCI Competition IV dataset 2a



(b) High Gamma Dataset

도면6

0	0	0	1	0	0	0
0	2	3	4	5	6	0
7	8	9	10	11	12	13
0	14	15	16	17	18	0
0	0	19	20	21	0	0
0	0	0	22	0	0	0

(a) $\mathcal{R}^{(9)}$: Local region of channel 9

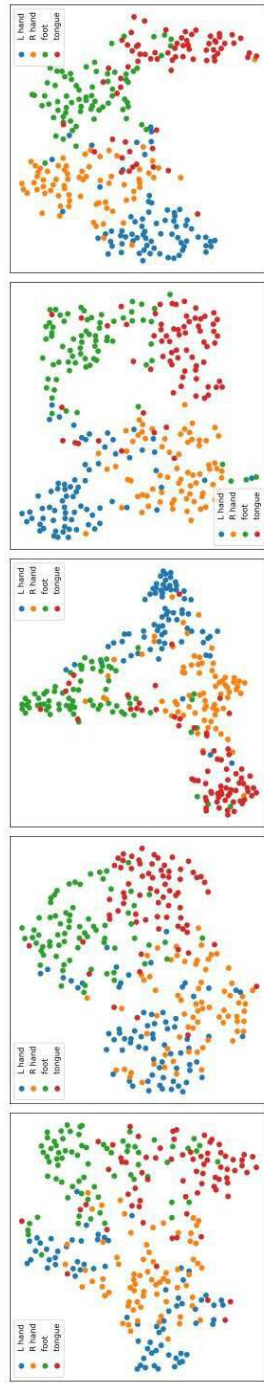
0	0	0	1	0	0	0
0	2	3	4	5	6	0
7	8	9	10	11	12	13
0	14	15	16	17	18	0
0	0	19	20	21	0	0
0	0	0	22	0	0	0

(b) $\mathcal{R}^{(18)}$: Local region of channel 18

도면7

Subject	Shallow ConvNet [†]		Deep ConvNet [†]		MCNN [32]		MBEGNet [33]		ATCNet [‡]		MAE [‡]		EEG Conformer [28]		FBC-MV-CNN [20]		MBK-CNN		MBK-LR-CNN	
	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa
s1	86.46	0.8194	83.75	0.7833	90.21	0.86	89.59	0.86	86.29	0.8171	86.63	0.8218	88.19	0.8218	80.5	0.735	84.51	0.7935	85.42	0.8056
s2	51.04	0.3472	51.95	0.3593	63.40	0.57	68.06	0.57	64.48	0.5264	59.76	0.4634	61.46	0.478	61.3	0.478	65.52	0.5403	65.38	0.5384
s3	90.52	0.8736	89.79	0.8639	89.35	0.93	94.58	0.93	94.10	0.9213	88.72	0.8495	93.40	0.813	86.2	0.783	92.08	0.8944	92.50	0.9000
s4	66.91	0.5388	74.17	0.6560	71.16	Not Avail.	79.88	0.73	76.77	0.6903	68.85	0.5847	78.13	Not Avail.	64.0	0.513	84.20	0.7894	84.41	0.7921
s5	84.38	0.7394	85.76	0.7453	82.82	0.69	76.92	0.69	70.17	0.7356	68.49	0.4731	82.08	0.735	64.3	0.386	82.05	0.7606	82.42	0.7339
s6	85.23	0.7855	85.33	0.7855	85.23	0.78	85.23	0.78	79.18	0.78	85.23	0.78	85.23	0.78	85.23	0.78	85.23	0.78	85.23	0.78
s7	90.46	0.8755	89.86	0.8648	90.86	0.89	91.57	0.89	89.86	0.8648	90.94	0.8792	92.36	0.8792	63.6	0.491	95.31	0.9375	96.04	0.9472
s8	84.31	0.7907	81.77	0.7569	83.72	0.84	87.71	0.84	87.22	0.8296	84.93	0.7991	88.19	0.8819	81.7	0.752	87.36	0.8315	86.81	0.8241
s9	84.13	0.7884	83.05	0.7741	82.32	0.78	83.69	0.78	87.78	0.8370	80.97	0.7463	88.89	0.8889	85.4	0.803	84.69	0.7958	84.65	0.7954
average	74.09	0.6545	71.83	0.6244	75.72	0.76	82.01	0.76	81.98	0.7598	74.88	0.6651	78.66	0.7155	70.5	0.600	82.67	0.7690	83.11	0.7748
p-value (1)	0.0098**	0.0098**	0.0020**	0.0020**	0.0273*	0.3262	0.3262	0.3262	0.4551	0.0039**	0.0039**	0.0039**	0.2129	-	0.0039**	0.0039**	-	-	0.7871	-
p-value (2)	0.0059**	0.0059**	0.0020**	0.0020**	0.0195*	0.1797	0.2129	0.3262	0.3262	0.3262	0.0039**	0.0039**	0.125	-	0.0039**	0.0039**	0.2480	0.2480	-	-

[†] Reproduced.
[‡] From the log file of the publicly available source code.
p-value (1) and (2) are from one-sided Wilcoxon signed-rank test [42] for MBK-CNN and MBK-LR-CNN, respectively. (* : $p < 0.05$, ** : $p < 0.01$)



(a) Shallow ConvNet

(b) Deep ConvNet

(c) ATCNet

(d) MBK-CNN

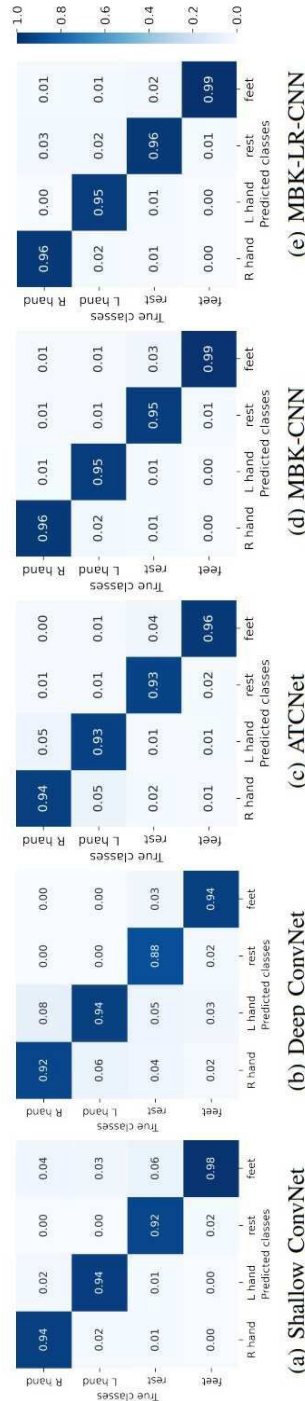
(e) MBK-LR-CNN

도면8

Subject	Shallow ConvNet [†]		Deep ConvNet [†]		MBEGNet [33]		ATCNet [†]		MBK-CNN		MBK-LR-CNN	
	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa
s1	97.56	0.9675	95.94	0.9458	95.02	0.9337	88.00	0.8400	96.94	0.9592	98.12	0.9750
s2	89.82	0.8642	89.31	0.8575	95.02	0.9336	90.69	0.8758	97.25	0.9633	98.75	0.9833
s3	98.69	0.9825	98.44	0.9792	100	1	99.94	0.9992	99.44	0.9925	100	1
s4	99.63	0.9950	99.00	0.9867	99.40	0.9940	99.06	0.9875	99.38	0.9917	99.38	0.9917
s5	99.94	0.9992	98.62	0.9817	98.17	0.9756	96.25	0.9500	99.88	0.9983	100	1
s6	96.87	0.9583	93.13	0.9083	98.80	0.9840	94.94	0.9325	98.81	0.9842	97.50	0.9667
s7	96.60	0.9547	91.76	0.8902	93.13	0.9084	93.27	0.9103	97.17	0.9623	97.48	0.9665
s8	98.56	0.9808	94.69	0.9292	95.52	0.9403	93.06	0.9075	99.50	0.9933	100	1
s9	98.44	0.9792	97.06	0.9608	98.18	0.9757	99.25	0.9900	99.19	0.9892	99.38	0.9917
s10	93.44	0.9125	86.38	0.8183	92.14	0.8952	92.94	0.9058	93.50	0.9133	93.75	0.9167
s11	97.12	0.9617	91.62	0.8883	89.43	0.8590	86.69	0.8225	94.88	0.9317	97.50	0.9667
s12	97.94	0.9725	96.88	0.9583	96.02	0.9470	97.37	0.9650	97.56	0.9675	97.50	0.9667
s13	98.30	0.9774	91.19	0.8826	94.45	0.9260	97.42	0.9656	99.12	0.9883	99.37	0.9916
s14	62.81	0.5042	62.69	0.5025	88.88	0.8518	86.00	0.8113	74.69	0.6625	75.00	0.6667
average	94.69	0.9293	91.91	0.8921	95.30	0.9373	93.92	0.9189	96.24	0.9498	96.70	0.9559
p-value (1)	0.0520	0.0594	6.104-e05**	6.104e-05**	0.0176*	0.0176*	0.0176*	0.0176*	-	-	0.9904	0.9904
p-value (2)	0.0012**	0.0012**	6.104-e05**	6.104e-05**	0.0232*	0.0232*	0.0067**	0.0067**	0.0096**	0.0096**	-	-

[†] Reproduced.

p-value (1) and (2) are from one-sided Wilcoxon signed-rank test for MBK-CNN and MBK-LR-CNN, respectively. (* : $p < 0.05$, ** : $p < 0.01$)



도면9

Subject	MBK-CNN with single-band (0 – 38 Hz, 0 – 38 Hz, 0 – 38 Hz, 0 – 38 Hz)		MBK-CNN with multi-band (0 – 4 Hz, 2 – 10 Hz, 6 – 22 Hz, 16 – 38 Hz)	
	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa
s1	83.12	0.7750	84.51	0.7935
s2	56.91	0.4255	65.52	0.5403
s3	94.93	0.9324	92.08	0.8944
s4	68.05	0.5741	84.20	0.7894
s5	72.67	0.6356	82.05	0.7606
s6	61.77	0.4903	68.33	0.5778
s7	81.53	0.7537	95.31	0.9375
s8	85.24	0.8032	87.36	0.8315
s9	82.99	0.7731	84.69	0.7958
average	76.36	0.6848	82.67	0.7690
p-value	0.0137*	0.0137*	-	-

Stars indicate statistically significant differences with respect to the proposed multiband (p-value from one-sided Wilcoxon signed-rank test, * : $p < 0.05$, ** : $p < 0.01$).

도면10

Subject	MBK-CNN with the single kernel size (25, 25, 25, 25)		MBK-CNN with the single kernel size (50, 50, 50, 50)		MBK-CNN with the single kernel size (100, 100, 100, 100)		MBK-CNN with the inverse band-dependent kernel sizes (25, 25, 50, 100)		MBK-CNN with the proposed band-dependent kernel sizes (100, 50, 25, 25)	
	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa
s1	85.10	0.8014	84.79	0.7972	83.75	0.7833	84.48	0.7931	84.51	0.7935
s2	64.06	0.5208	62.67	0.5023	57.40	0.4319	58.40	0.4454	65.52	0.5403
s3	91.67	0.8889	92.64	0.9019	92.75	0.9032	92.12	0.8949	92.08	0.8944
s4	83.79	0.7838	80.87	0.7449	75.21	0.6694	79.65	0.7287	84.20	0.7894
s5	75.90	0.6787	78.78	0.7171	78.12	0.7083	75.76	0.6769	82.05	0.7606
s6	69.62	0.5949	68.16	0.5759	66.11	0.5481	68.78	0.5838	68.33	0.5778
s7	96.08	0.9477	95.21	0.9361	90.59	0.8745	94.24	0.9231	95.31	0.9375
s8	88.23	0.8431	86.84	0.8245	85.07	0.8009	86.77	0.8236	87.36	0.8315
s9	84.44	0.7926	84.97	0.7995	85.35	0.8046	84.97	0.7995	84.69	0.7958
average	82.10	0.7613	81.66	0.7555	79.37	0.7249	80.57	0.7410	82.67	0.7690
p-value	0.5	0.5	0.1504	0.1504	0.0098**	0.0098**	0.0645	0.0645	-	-

Stars indicate statistically significant differences with respect to the proposed band-dependent kernel sizes (p-value from one-sided Wilcoxon signed-rank test, * : $p < 0.05$, ** : $p < 0.01$).

도면11

Subject	i) Brain wave frequency bands $\delta, \theta, \alpha, \beta, \gamma$ (0 - 4 Hz, 4 - 7 Hz, 7 - 13 Hz, 13 - 31 Hz, 31 - 38 Hz)	ii) Equal bandwidth (0 - 9.5 Hz, 9.5 - 19 Hz, 19 - 28.5 Hz, 28.5 - 38 Hz)	iii) The wider bandwidth for the lower frequency (0 - 20 Hz, 20 - 30 Hz, 30 - 35 Hz, 35 - 38 Hz)	iv) The wider bandwidth for the higher frequency (0 - 3 Hz, 3 - 8 Hz, 8 - 18 Hz, 18 - 38 Hz)	v) The proposed multi-band configuration (0 - 4 Hz, 2 - 10 Hz, 6 - 22 Hz, 16 - 38 Hz)
s1	Acc. (%) 82.22	Acc. (%) 86.04	Acc. (%) 82.95	Acc. (%) 85.83	Acc. (%) 85.10
s2	Kappa 0.7630	Kappa 0.8139	Kappa 0.7727	Kappa 0.8111	Kappa 0.8014
s3	0.4273	0.4546	0.3449	0.4977	0.5208
s4	0.9153	0.8787	0.8097	0.8977	0.8889
s5	0.6843	0.6653	0.5611	0.7486	0.7838
s6	0.6662	0.5963	0.5380	0.6769	0.6787
s7	0.5435	0.6060	0.4102	0.5731	0.5949
s8	0.9301	0.8819	0.8074	0.9352	0.9477
s9	0.8236	0.8060	0.7287	0.8491	0.8431
average	86.77	85.45	79.65	88.68	88.23
p-value	83.26	82.08	79.31	83.78	84.44
	79.42	78.87	72.47	81.44	82.10
	0.7256	0.7182	0.6330	0.7526	0.7613
	0.0195*	0.0195*	0.0020**	0.0820	-
	0.0195*	0.0195*	0.0020**	0.1016	-

Stars indicate statistically significant differences with respect to the proposed multi-band configuration (p-value from one-sided Wilcoxon signed-rank test, * : $p < 0.05$, ** : $p < 0.01$).

도면12

Subject	MBK-CNN trained by end-to-end cross entropy loss		MBK-CNN trained by amalgamated cross entropy loss	
	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa
s1	82.19	0.7625	84.51	0.7935
s2	53.33	0.3778	65.52	0.5403
s3	91.74	0.8898	92.08	0.8944
s4	78.47	0.7130	84.20	0.7894
s5	74.55	0.6606	82.05	0.7606
s6	65.38	0.5384	68.33	0.5778
s7	92.43	0.8991	95.31	0.9375
s8	83.47	0.7796	87.36	0.8315
s9	82.64	0.7685	84.69	0.7958
average	78.24	0.7099	82.67	0.7690
p-value	0.0020**	0.0020**	-	-

Stars indicate statistically significant differences with respect to the proposed amalgamated cross entropy loss (p-value from one-sided Wilcoxon signed-rank test, * : $p < 0.05$, ** : $p < 0.01$).

도면13

Subject	MBK-CNN		MBK-LR-CNN before selection		MBK-LR-CNN after selection	
	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa	Acc. (%)	Kappa
s1	84.51	0.7935	85.35	0.8046	85.42	0.8056
s2	65.52	0.5403	64.55	0.5273	65.38	0.5384
s3	92.08	0.8944	93.51	0.9134	92.50	0.9000
s4	84.20	0.7894	81.18	0.7491	84.41	0.7921
s5	82.05	0.7606	80.73	0.7431	80.42	0.7389
s6	68.33	0.5778	70.55	0.6074	72.36	0.6315
s7	95.31	0.9375	95.73	0.9431	96.04	0.9472
s8	87.36	0.8315	87.64	0.8352	86.81	0.8241
s9	84.69	0.7958	84.13	0.7884	84.65	0.7954
average	82.67	0.7690	82.60	0.7680	83.11	0.7748
p-value	0.2480	0.2129	0.2480	0.2129	-	-

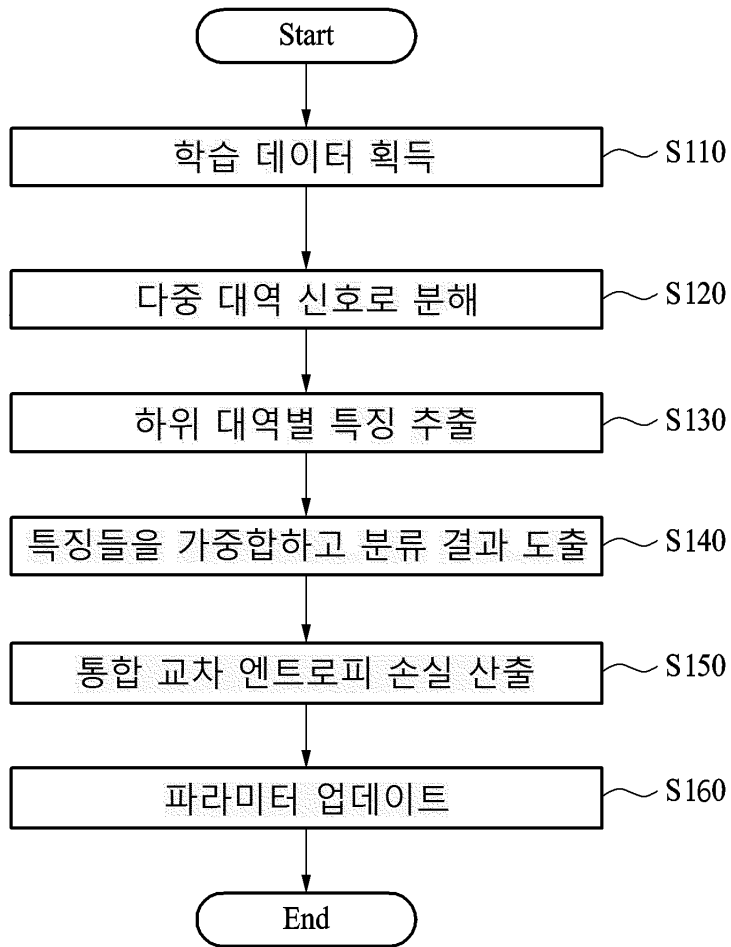
p-value from one-sided Wilcoxon signed-rank test for the differences to the MBK-LR-CNN after selection.

도면14

Subject	With early stopping						Without early stopping					
	Shallow ConvNet [†]	Deep ConvNet [†]	ATCNet [†]	MBK-CNN	MBK-LR-CNN	Shallow ConvNet [†]	Deep ConvNet [†]	ATCNet [†]	MBK-CNN	MBK-LR-CNN	Shallow ConvNet [†]	Deep ConvNet [†]
s1	Acc. (%) 69.05	Acc. (%) 71.15	Acc. (%) 73.07	Acc. (%) 81.94	Acc. (%) 81.42	Acc. (%) 59.95	Acc. (%) 60.02	Acc. (%) 68.72	Acc. (%) 79.58	Acc. (%) 80.56	Acc. (%) 59.95	Acc. (%) 60.02
s2	37.26	37.43	53.49	51.37	50.35	31.48	28.32	46.46	47.57	50.00	31.48	28.32
s3	80.40	83.58	82.99	85.63	84.84	67.14	62.95	77.40	83.06	86.28	67.14	62.95
s4	48.21	48.75	61.79	62.90	59.20	41.81	40.14	57.73	56.23	53.99	41.81	40.14
s5	39.58	40.75	44.90	44.90	45.40	34.06	39.15	43.97	43.97	46.88	34.06	39.15
s6	39.48	44.69	53.54	53.54	48.11	34.06	39.15	43.97	43.97	46.88	34.06	39.15
s7	58.00	62.71	75.35	73.59	64.79	46.16	53.51	70.36	67.86	60.07	46.16	53.51
s8	77.05	75.66	78.84	83.73	81.77	66.72	69.74	74.20	79.37	79.51	66.72	69.74
s9	68.96	74.51	72.64	77.83	75.17	60.43	60.10	68.49	74.17	69.79	60.43	60.10
average	57.56	60.02	68.18	69.37	65.90	48.75	49.40	61.85	74.17	70.51	48.75	49.40
p-value (1)	0.0020**	0.0020**	0.3672	-	0.0059	0.0020**	0.0020**	0.2139	-	0.5000	0.0020**	0.0020**
p-value (2)	0.0020**	0.0020**	0.7871	0.9961	-	0.0020**	0.0020**	0.2852	0.5449	-	0.0020**	0.0020**

[†] Reproduced.
p-value (1) and (2) are from one-sided Wilcoxon signed-rank test for MBK-CNN and MBK-LR-CNN, respectively. (* : $p < 0.05$, ** : $p < 0.01$)

도면15



도면16

