



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0015265
(43) 공개일자 2025년02월03일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/374 (2021.01) A61B 5/00 (2021.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/374 (2022.01)
A61B 5/7235 (2021.01)
(21) 출원번호 10-2023-0096480
(22) 출원일자 2023년07월25일
심사청구일자 없음

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암
동5가)
(72) 발명자
김태의
서울특별시 성북구 동소문로44길 17, 101동 1805
호
박소연
서울특별시 중구 다산로 258, A동 403호
(74) 대리인
김준석, 박민욱

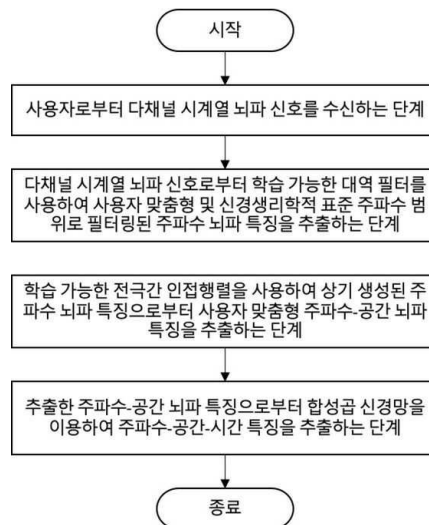
전체 청구항 수 : 총 3 항

(54) 발명의 명칭 사용자 맞춤형 EEG기반 뇌파 신호 해석을 위한 주파수-공간-시간 영역의 뇌파 특징 추출 기술

(57) 요약

본 발명의 뇌파 특징 추출 방법은 뇌파 신호 해석을 위한 사용자 맞춤형 뇌파 특징 추출 방법에 관한 것으로, 다채널 시계열 뇌파 신호를 수신하는 단계, 다채널 시계열 뇌파 신호로부터 학습 가능한 대역 필터를 통해 주파수 뇌파 특징을 추출하는 단계, 주파수 뇌파 특징으로부터 학습 가능한 전극간 인접행렬을 통해 주파수-공간 뇌파 특징을 추출하는 단계 및 주파수-공간 뇌파 특징으로부터 합성곱 신경망을 이용하여 주파수-공간-시간 특징을 추출하는 단계를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/7264 (2023.08)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193973
과제번호	2019-0-00079-005
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	인공지능대학원지원(고려대학교)
기 여 율	100/100
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

뇌파 신호 해석을 위한 사용자 맞춤형 뇌파 특징 추출 방법에 관한 것으로,

다채널 시계열 뇌파 신호를 수신하는 단계;

상기 다채널 시계열 뇌파 신호로부터 학습 가능한 대역 필터를 통해 주파수 뇌파 특징을 추출하는 단계;

상기 주파수 뇌파 특징으로부터 학습 가능한 전극간 인접행렬을 통해 주파수-공간 뇌파 특징을 추출하는 단계; 및

상기 주파수-공간 뇌파 특징으로부터 합성곱 신경망을 이용하여 주파수-공간-시간 특징을 추출하는 단계; 를 포함하는

뇌파 특징 추출 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 주파수 뇌파 특징을 추출하는 단계는,

싱크 함수의 차로 초기화된 합성곱 필터를 사용하는 것을 특징으로 하는

뇌파 특징 추출 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 주파수-공간 뇌파 특징을 추출하는 단계는,

상기 인접행렬의 모든 요소를 학습가능한 파라미터로 설정하고, 학습 과정에서 오차 함수를 최소화 하는 방향으로 결합 강도를 조절하는 것을 특징으로 하는

뇌파 특징 추출 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝 기술을 사용하여 뇌파 신호를 자동으로 분석하기 위한 기술이다. 자세하게는, 사용자 별 뇌파 패턴을 학습하여 맞춤형 뇌파특징을 자동으로 추출하는 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 뇌파 신호는 뇌의 전기적 활동을 나타내는 신호로서, 뇌 세포인 뉴런들의 활동에 의해 발생하며 인간의 다양한 생리학적 상태와 인지 과정을 반영한다. 뇌파 신호의 측정에는 주로 전자두피도표(EEG) 장비가 사용된다. EEG 장비는 비침습적으로 뇌파 신호를 측정하는 도구이다. EEG 장비를 통해 뇌파를 기록할 때, 뇌의 각 구역에서 일어나는 미세한 전기적 활동을 감지하고 기록하기 위해 여러 개의 전극을 사용자의 두피에 부착하고, 이 전극들이 뉴런의 활동에 따른 전기적 신호를 감지한다. 이렇게 감지한 신호를 EEG 장비가 신호의 강도와 주파수를 시간흐름에 따라 연속적인 파형으로 기록한다. 이러한 방식은 다른 측정 장비에 비해 저비용임에도 높은 시간해상도를 가지므로 역동적으로 변화하는 뇌파의 변화를 효과적으로 포착할 수 있다는 장점이 있다.

[0003] 뇌파 신호는 뇌의 기능적, 병리적 상태와 세밀한 인지작용을 이해하는 데 매우 중요한 도구로 사용될 수 있다.

예를 들어, 뇌파 신호는 수면 장애, 뇌전증에 의한 발작, 뇌졸중 등 다양한 신경학적 이상의 진단에 활용된다. 또한, 움직임에 대한 상상이나 언어에 대한 상상에 대한 뇌파 신호는 직접적인 몸의 움직임 없이도 외부 기기나 컴퓨터를 제어하는 뇌-컴퓨터 인터페이스(BCI) 기술의 핵심 요소로도 동작된다.

[0004] 신경생리학적으로 뇌파 신호는 델타, 세타, 알파, 베타, 감마와 같은 다양한 주파수 범위로 나누어 분석될 수 있는데, 각각의 범위에서 특정한 뇌의 상태나 활동을 집중적으로 포착할 수 있다. 그러나 사용자의 인구통계학적, 심리학적, 생물학적 특성에 따라서 같은 상태나 활동에 대한 신호가 관측되는 주파수 범위가 상이하다. 심지어, 이러한 신호 패턴은 주파수 영역뿐 아니라 시간-공간 영역에서도 사용자에게 따라 다양한 특성을 보인다. 따라서 시간-주파수-공간 영역에서 복합적으로 나타나는 사용자별 고유한 패턴을 분석하여 맞춤형 뇌파 분류기술을 학습하는 것이 사용자의 상태와 의도에 대한 복잡한 정보를 보다 명확히 해석하기 위해 요구된다.

[0005] 딥러닝 기술의 발전은 사용자별 뇌파 신호의 고유한 패턴을 발견하고 분석하는 과정을 자동화함으로써 연구자의 편향을 배제하여 오류를 최소화하고, 분석에 필요한 시간을 단축하여 정확하고 신속한 뇌파 신호 해석에 큰 기여를 했다. 특히나 다양한 딥러닝 기반 뇌파 분석 기술 중 합성곱신경망을 기반으로 하는 기술들이 최근 연구에 많이 활용되고 있는데, 이는 시공간 및 스펙트럼 정보와 같은 여러 영역의 정보를 복합적으로 고려해야 하는 뇌파 신호의 특성상 여러 도메인 방향의 정보를 복합적으로 고려하여 특성을 추출할 수 있는 합성곱 신경망을 사용하는 것이 효율적이기 때문이다.

[0006] 그러나 기존 제안된 합성곱신경망 기반의 맞춤형 뇌파 분류기술들은 시간, 주파수, 공간 영역에서 사용자별 뇌파 특징의 복합적인 차이에 대한 고려가 부족하다는 한계가 있다. 가령 대부분의 연구에서 특징 추출에 유의미한 영향을 끼치는 주파수 범위가 사용자마다 다르다는 특성을 고려하지 않고 주로 알파와 베타 리듬에 대한 대역 필터링을 사전에 정의하여 신호를 분석했다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명이 이루고자 하는 기술적인 과제는 딥러닝을 사용하여 사용자마다 유의미한 주파수 범위를 탐색하고 EEG 전극 간 방향성을 갖는 연결성(또는 결합 강도)을 고려하여 효과적인 뇌파 신호 분석을 위해 사용자에게 최적화된 뇌파 신호 특징을 추출하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0008] 본 발명의 뇌파 특징 추출 방법은 뇌파 신호 해석을 위한 사용자 맞춤형 뇌파 특징 추출 방법에 관한 것으로, 다채널 시계열 뇌파 신호를 수신하는 단계, 다채널 시계열 뇌파 신호로부터 학습 가능한 대역 필터를 통해 주파수 뇌파 특징을 추출하는 단계, 주파수 뇌파 특징으로부터 학습 가능한 전극간 인접행렬을 통해 주파수-공간 뇌파 특징을 추출하는 단계 및 주파수-공간 뇌파 특징으로부터 합성곱 신경망을 이용하여 주파수-공간-시간 특징을 추출하는 단계를 포함할 수 있다.

[0009] 또한, 일 실시예에 의하면, 주파수 뇌파 특징을 추출하는 단계는, 싱크 함수의 차로 초기화된 합성곱 필터를 사용하는 것을 특징으로 할 수 있다.

[0010] 또한, 일 실시예에 의하면, 주파수-공간 뇌파 특징을 추출하는 단계는, 인접행렬의 모든 요소를 학습가능한 파라미터로 설정하고, 학습 과정에서 오차 함수를 최소화 하는 방향으로 결합 강도를 조절하는 것을 특징으로 할 수 있다.

발명의 효과

[0011] 이전에 제안되었던 사용자 별 뇌파 특징 추출 기법과는 다르게 제안하는 추출 기법은 사용자에게 따라 뇌파 신호 분석에 영향을 주는 주파수 범위를 학습할 수 있다. 따라서 사용자마다 다양한 뇌파 분석 목적에 맞게 핵심적인 주파수 범위를 학습을 통해 탐색할 수 있다. 또한, 신경생리학적으로 뇌파 신호 분석에 유의하다고 알려진 주파수 범위도 함께 고려하여 합성곱 신경망에서 개인적 특성과 일반적 특성을 복합적으로 고려한 주파수 영역 내 뇌파의 특징을 효과적으로 추출할 수 있다.

[0012] 게다가, 전극 간 신호의 방향성을 띤 연결성에 대한 정보를 담은 인접행렬을 학습함으로써 공간 영역에서도 사용자 별 최적화된 공간 특징도 추출할 수 있다. 이를 통해 이전에 고려되지 않은 주파수-공간 영역대에서 복합적으로 세밀한 특성을 추출 하여 복잡한 뇌파 분석 능력 향상에 기여한다.

도면의 간단한 설명

- [0013] 도 1은 일 실시예에 따른 뇌파 특징 추출 방법의 순서도이다.
- 도 2는 일 실시예에 따른 대역 필터링 과정을 도시한 도면이다.
- 도 3은 일 실시예에 따른 대역 필터링 과정의 순서도이다.
- 도 4는 일 실시예에 따라 주파수-공간 뇌파 특징을 추출하는 과정을 도시한 도면이다.
- 도 5는 일 실시예에 따른 주파수-공간 뇌파 특징을 추출하는 과정의 순서도이다.
- 도 6은 일 실시예에 따른 주파수-공간-시간 뇌파 특징을 추출하는 과정의 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0014] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.
- [0015] 본 명세서에서 사용되는 용어에 대해 간략히 설명하고, 본 발명에 대해 구체적으로 설명하기로 한다.
- [0016] 본 발명에서 사용되는 용어는 본 발명에서의 기능을 고려하면서 가능한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어들을 선택하였으나, 이는 당 분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 판례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 또한, 특정한 경우는 출원인이 임의로 선정한 용어도 있으며, 이 경우 해당되는 발명의 설명 부분에서 상세히 그 의미를 기재할 것이다. 따라서 본 발명에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌, 그 용어가 가지는 의미와 본 발명의 전반에 걸친 내용을 토대로 정의되어야 한다.
- [0017] 명세서 전체에서 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있음을 의미한다. 또한, 명세서에서 사용되는 "부", "모듈", "유닛" 등의 용어는 적어도 하나의 기능 또는 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 소프트웨어, FPGA 또는 ASIC과 같은 하드웨어 구성요소, 또는 소프트웨어와 하드웨어의 결합으로 구현될 수 있다. 그렇지만 "부", "모듈", "유닛" 등의 용어가 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니다. "부", "모듈", "유닛" 등은 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다. 따라서, 일 예로서 "부", "모듈", "유닛" 등의 용어는 소프트웨어 구성요소들, 객체지향 소프트웨어 구성요소들, 클래스 구성요소들 및 태스크 구성요소들과 같은 구성요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로 코드, 회로, 데이터, 데이터베이스, 데이터 구조들, 테이블들, 어레이들 및 변수들을 포함한다.
- [0018] 아래에서는 첨부한 도면을 참고하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략한다. "제1", "제2" 등과 같이 서수를 포함하는 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 구성 요소들은 용어들에 의해 한정되지는 않는다. 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. "및/또는" 이라는 용어는 복수의 관련된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 항목들 중의 어느 하나의 항목을 포함한다.
- [0019] 본 명세서에 설명된 다양한 시스템, 장치, 저장 매체, 모듈 및 기구는 전용 연산 디바이스, 또는 하나 이상의 전용 연산 디바이스의 하나 이상의 연산 칩에서 구현될 수도 있다.
- [0020] 이하, 본 발명의 뇌파 신호 해석을 위한 사용자 맞춤형 뇌파 특징 추출 방법에 관하여 설명하도록 한다.
- [0021] 도 1은 일 실시예에 의한 뇌파 신호 해석을 위한 사용자 맞춤형 뇌파 특징 추출 방법의 순서도이다.
- [0022] 본 발명의 뇌파 특징 추출 방법은, 뇌파 신호 해석을 위한 사용자 맞춤형 뇌파 특징 추출 방법에 관한 것으로, 다채널 시계열 뇌파 신호를 수신하는 단계, 다채널 시계열 뇌파 신호로부터 학습 가능한 대역 필터를 통해 주파

수 뇌파 특징을 추출하는 단계, 주파수 뇌파 특징으로부터 학습 가능한 전극간 인접행렬을 통해 주파수-공간 뇌파 특징을 추출하는 단계 및 주파수-공간 뇌파 특징으로부터 합성곱 신경망을 이용하여 주파수-공간-시간 특징을 추출하는 단계를 포함할 수 있다.

[0023] 본 발명의 뇌파 특징 추출 방법은, 다채널 시계열 뇌파 신호를 수신하는 단계를 포함할 수 있다.

[0024] 다채널 뇌파 신호는 E개의 전극 (E는 2 이상의 정수)에서 측정된 뇌파 신호를 의미하며 각 전극에서 측정된 뇌파 신호의 길이는 T일 수 있다. T는 신호 측정 기기의 샘플링 주파수와 측정 신호를 곱한 것으로, 만약 샘플링 주파수가 250 Hz이고 4초 동안 신호를 측정된 경우 T는 $250 \times 4 = 1000$ 이 될 수 있다. 따라서 네트워크의 입력은 $E \times T$ 의 2차원 형태의 신호 데이터일 수 있다.

[0025] 도 2 및 도 3을 참조하여 주파수 뇌파 특징을 추출하는 단계에 관하여 설명하도록 한다.

[0026] 본 발명의 뇌파 특징 추출 방법은, 다채널 시계열 뇌파 신호로부터 학습 가능한 대역 필터를 통해 주파수 뇌파 특징을 추출하는 단계를 포함할 수 있다.

[0027] 도 2 및 도 3과 같이, 주파수 뇌파 특징을 추출하는 단계는 다채널 뇌파 신호가 입력되었을 때, 이를 사용자에게 최적화된 주파수 범위로 대역 필터링 할 수 있다. 학습 가능한 대역 필터의 경우 합성곱 신경망을 기반으로 구현될 수 있다. 일반적인 합성곱 신경망의 합성곱 계층은 무작위 초기화된 합성곱 필터를 사용하여 다양한 특징을 추출하게 된다. 이와 다르게 제안하는 방법에서는 두 싱크 함수의 차로 초기화된 합성곱 필터를 사용할 수 있다. 이 때 각 싱크 함수는 주파수 도메인에서는 저주파 통과 필터를 의미하며, 이를 역푸리에 변환을 통해 시간 도메인으로 변환한 것일 수 있다. 싱크 함수에는 저주파 차단 주파수 (low cut-off frequency)에 대응되는 하나의 파라미터가 존재할 수 있다. 따라서, 두 싱크 함수의 파라미터 f_1 과 f_2 ($f_1 < f_2$)를 정의하면, f_1 과 f_2 사이의 대역 ($f_1 - f_2$ Hz)으로 신호를 필터링하는 대역 필터를 구현할 수 있다. 가령 첫 번째 싱크 함수의 파라미터 f_1 을 8 Hz로 정의하고 두 번째 싱크 함수의 파라미터 f_2 을 12 Hz로 정의하면, 대역 필터는 8 - 12 Hz의 주파수 대역으로 신호를 필터링 하게 된다. 정리하자면, 싱크 함수 기반의 대역 필터로 초기화된 합성곱 필터 (이하 싱크-합성곱 필터)는 고주파, 저주파 차단 주파수 (cut-off frequency)에 대응되는 파라미터 f_2 , f_1 를 포함하며, 인공 신경망 학습 과정에서 이 값들을 학습하여 주파수 범위를 조정함으로써 입력 데이터, 즉 사용자에게 최적화된 대역 필터로 사용될 수 있다.

[0028] 일 실시예에 의하면, 도 2의 가-1과 같이, 사용자 최적화된 대역 필터는 인공 신경망의 첫 번째 계층으로 F_p 개의 싱크-합성곱 필터를 사용하는 합성곱 계층을 사용할 수 있다. 신경생리학에서는 일반적으로 뇌파 신호는 주파수 대역에 따라 델타 (0.5 - 4 Hz), 세타 (4 - 8 Hz), 알파 (8 - 13 Hz), 베타 (13 - 30 Hz), 그리고 감마 (30 Hz 이상)의 5개 리듬으로 분류된다. 다양한 리듬 내의 정보를 활용하기 위해, 싱크-합성곱 필터의 파라미터 f_1 과 f_2 는 순서대로 $(8 \times 0, 8 \times 1)$, $(8 \times 1, 8 \times 2)$, ..., $(8 \times (F-1), 8 \times F)$ 로 초기화될 수 있다. 가령 8개의 필터를 사용한 경우 처음과 마지막 대역 필터 범위는 0 - 8 Hz부터 56 - 64 Hz가 된다. 따라서 학습 초기에는 모든 리듬에 대한 정보를 활용하여 학습이 되지만, 학습이 진행됨에 따라 각 필터의 파라미터 값이 변하면서 사용자마다 다른 대역 필터가 형성될 수 있다. 예를 들어, 사용자 A는 학습 결과 8개의 싱크-합성곱 필터의 대역 필터 범위가 알파-베타 리듬 범위로 축소할 수 있으며 다른 사용자 B는 초기 값과 유사하게 델타부터 감마까지의 넓은 범위로 학습될 수 있다.

[0029] 일 실시예에 의하면, 사전 정의된 신경 생리학적 표준 리듬 내 대역 필터링은 사용자에게 최적화된 대역 필터뿐만 아니라, 기존에 사용하던 신경생리학적 표준 리듬 (델타~감마)에 대한 정보 또한 고려하기 위해, 도 2의 가-2와 같이 전술한 계층과 병렬적인 싱크-합성곱 계층을 구축할 수 있다. 이 계층은 5개의 싱크-합성곱 필터를 사용하는 합성곱 계층이며, 각 필터의 대역은 델타부터 감마까지의 리듬과 동일하게 설정된 것일 수 있다. 즉 첫 번째 싱크-합성곱 필터의 f_1 과 f_2 값은 0.5와 4이며 마지막 싱크-합성곱 필터의 경우 30과 64로 설정될 수 있다. 이 때 5개의 필터의 파라미터들은 네트워크 학습 동안 학습이 되지 않으며 학습 전 후 값이 동일하게 될 수 있다.

[0030] 출력 결과, 사용자에게 최적화된 대역 필터링에서 F_p 개의 싱크-합성곱 필터에 대응되는 F_p 개의 서로 다른 대역으로 필터링된 다채널 뇌파 신호가 출력될 수 있다. 출력 신호는 입력과 크기가 동일하며, 결국 해당 출력 크기는 $(F_p \times E \times T)$ 일 수 있다.

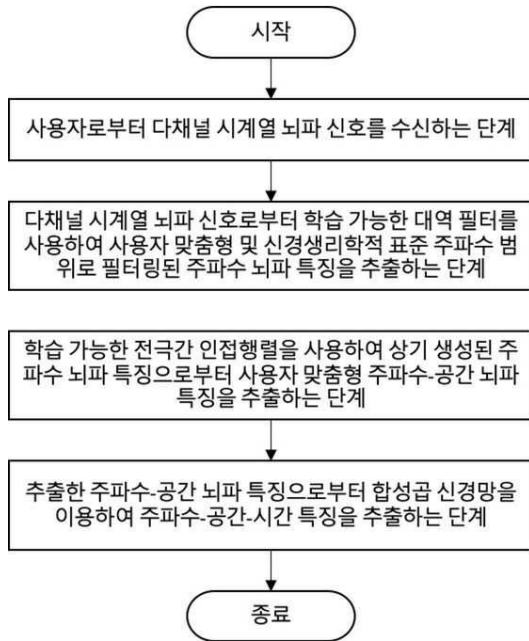
[0031] 사전 정의된 신경 생리학적 표준 리듬 내 대역 필터링에서는 5개 신경생리학의 표준 리듬에 대응되는 싱크-합성곱 필터가 사용되며, 이에 따라 5개의 필터링된 다채널 뇌파 신호가 출력될 수 있다. 따라서 해당 출력의 크기

는 $(5 \times E \times T)$ 일 수 있다.

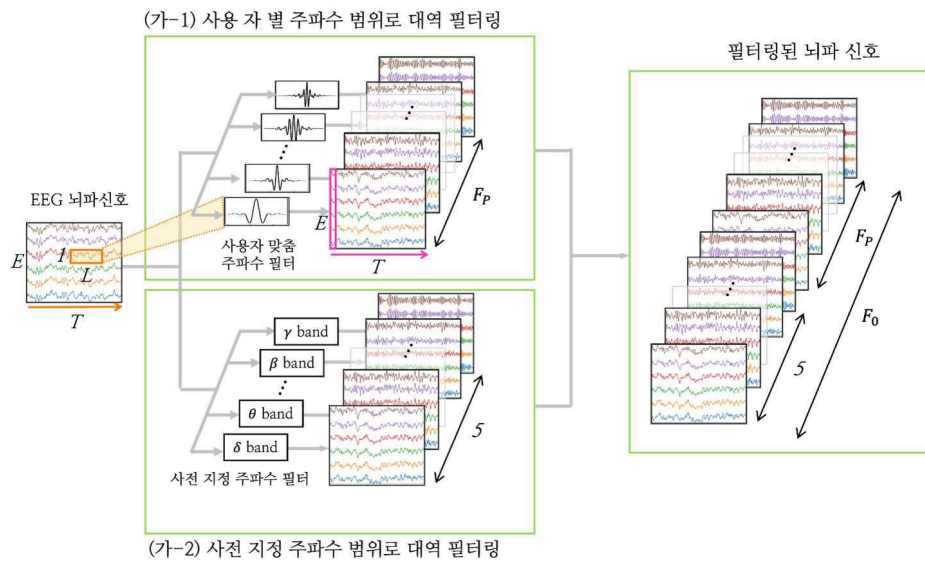
- [0032] 결론적으로, 두 싱크-합성곱 계층의 출력은 $(F_0 \times E \times T)$ 크기의 필터링된 뇌파 신호이며 더 자세하게는, 사용자 맞춤형 대역 필터와 신경생리학적 표준 리듬에 대한 대역 필터를 통과한 신호일 수 있다($F_0 = F_p + 5$).
- [0033] 도 4 및 도 5를 참조하여 주파수-공간 뇌파 특징을 추출하는 단계에 관하여 설명하도록 한다.
- [0034] 본 발명의 뇌파 특징 추출 방법은, 주파수 뇌파 특징으로부터 학습 가능한 전극간 인접행렬을 통해 주파수-공간 뇌파 특징을 추출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0035] 본 발명에서는 도 4 및 도 5의 과정과 같이 사용자에게 최적화된 주파수 대역 필터링 이후에 학습 가능한 인접 행렬 (learnable adjacency matrix, 이하 LAM)을 사용하여 $(F_0 \times E \times T)$ 크기의 필터링된 뇌파 신호로부터 공간 정보를 추출할 수 있다.
- [0036] LAM A는 $(E \times E)$ 크기의 행렬로, A의 i행 j열의 요소 A_{ij} ($1 \leq i, j \leq E$)는 i번째 노드 (전극)의 신호로부터 j번째 노드의 결합 강도 (spatial coupling strength), 또는 연결성 (connectivity)의 가중치를 의미할 수 있다. 학습 시작 전 A는 인접한 노드 간 거리를 기반으로 초기화될 수 있다. 우선 한 노드와 다른 노드들 간 거리를 모두 구하고, 거리의 평균보다 가까운 노드는 인접 노드로 정의한다. 이 때 거리는 각 노드의 3차원 좌표끼리 유클리드 거리로 측정할 수 있다. 그 후, A_{ij} 의 값은 다음 조건에 따라 결정된다. (1) i와 j 노드가 인접한 경우, A_{ij} 값은 두 노드 사이 거리의 역수로 정의한다. (2) 만약 인접하지 않은 경우 0으로 정의한다. (3) 만약 자기 자신과의 거리, 즉 $i = j$ 인 경우, i의 인접 노드들과의 거리를 모두 구한 후, 평균을 취해 그 역수를 A_{ij} 의 값으로 정의한다.
- [0037] 위와 같이 초기화 한 경우, LAM과 필터링된 뇌파 신호를 행렬 곱 연산함으로써 실제 위치 기반의 공간 정보를 신호에 임베딩할 수 있다는 장점과 인접한 신호와 공간 결합을 하여 노이즈를 제거할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 초기 LAM의 경우 인접한 노드 간 결합만을 고려하고, 단방향적인 연결성만을 표현할 수밖에 없다는 한계점이 있다. 또한 측정한 노드의 거리 기반으로 초기화했기 때문에 사람마다 다를 수 있는 결합 강도를 학습해야 할 필요가 있다. 따라서 본 발명에서는 A 행렬의 모든 요소를 학습가능한 파라미터로 설정하고, 학습 과정에서 오차 함수를 최소화 하는 방향으로 결합 강도를 조절하는 방안을 고안하였다. 이에 따라 A는 초기 상태와는 다르게 먼 영역의 노드와의 결합 강도를 학습할 수 있으며, 양방향적인 연결성을 학습 할 수 있다 ($A_{ij} = A_{ji}$).
- [0038] 결론적으로 LAM A는 다양한 주파수 대역으로 필터링된 뇌파 신호와 행렬 곱 연산되어 주파수-공간 정보가 임베딩된 $(F_0 \times E \times T)$ 크기의 뇌파 신호 특징을 출력할 수 있다.
- [0039] 본 발명의 뇌파 특징 추출 방법은, 주파수-공간 뇌파 특징으로부터 합성곱 신경망을 이용하여 주파수-공간-시간 특징을 추출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0040] LAM을 통과한 주파수-공간 뇌파 신호 특징은 도 4의 (다)와 같이 합성곱 신경망을 통해 주파수-공간-시간 특징을 학습할 수 있다. 합성곱 신경망은 2개 이상의 합성곱 계층으로 이루어져 있으며 각 계층의 합성곱 커널은 가로 (시간 축) 길이 2 이상의 크기를 가질 수 있다. 이를 통해 입력인 주파수-공간 특징으로부터 주파수-공간 그리고 시간 도메인에서의 특징을 추출할 수 있고, 그 결과 주파수-공간-시간 특징을 얻을 수 있다.
- [0041] 본원 발명의 실시예 등과 관련된 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상기 기재의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 구현될 수 있음을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로, 개시된 방법들은 한정적인 관점이 아닌 설명적 관점에서 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 발명의 상세한 설명이 아닌 특허청구 범위에 나타나며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

도면

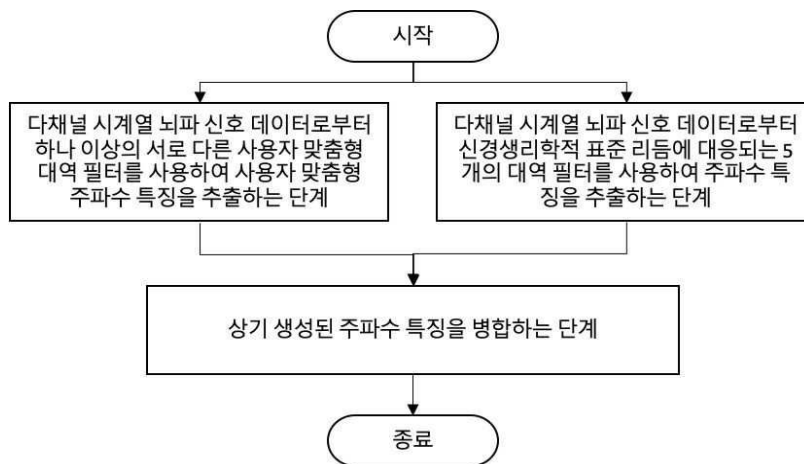
도면1



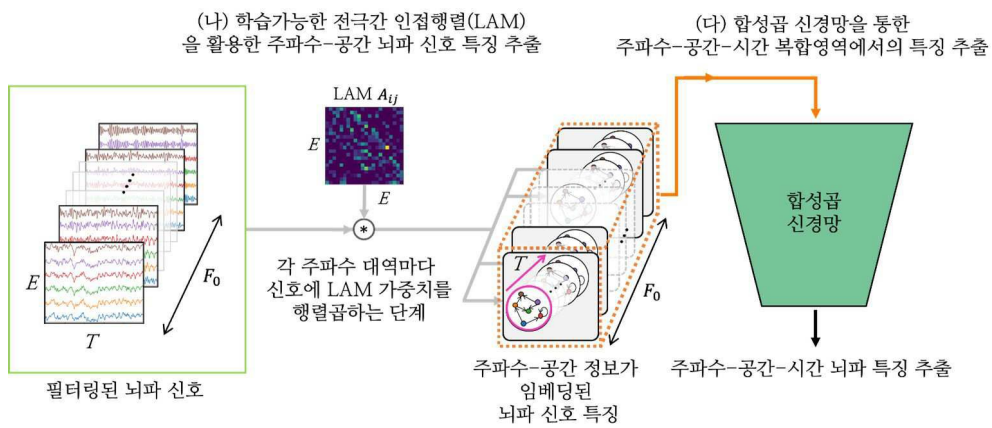
도면2



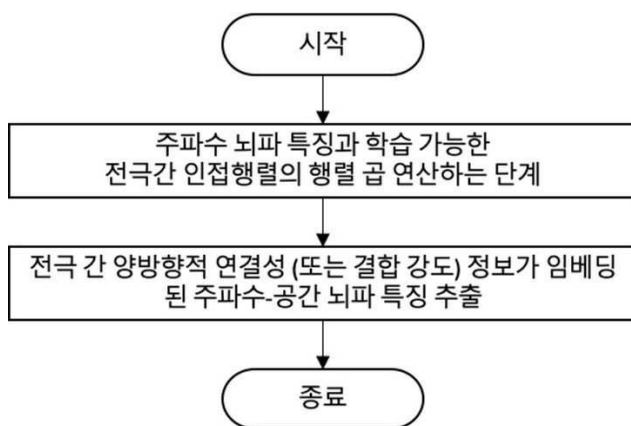
도면3



도면4



도면5



도면6

