



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0102965
(43) 공개일자 2025년07월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2021.01) A61B 5/372 (2021.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/4809 (2013.01)
A61B 5/372 (2022.01)
(21) 출원번호 10-2023-0195209
(22) 출원일자 2023년12월28일
심사청구일자 2023년12월28일

(71) 출원인
울산대학교 산학협력단
울산광역시 남구 대학로 93(무거동)
(72) 발명자
구인수
울산광역시 울주군 범서읍 구영로 75-7, 306동
1703호
하산 엠디 나즈물
울산광역시 남구 대학로 93 (무거동)
(74) 대리인
특허법인태백

전체 청구항 수 : 총 12 항

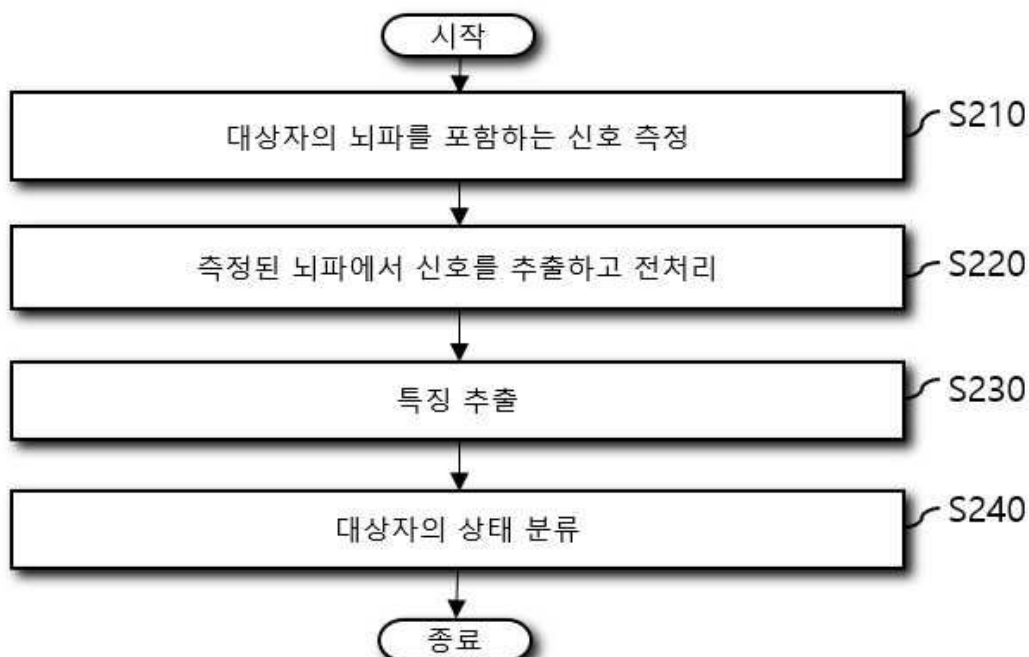
(54) 발명의 명칭 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법 및 그 시스템

(57) 요약

본 발명은 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법 및 그 시스템에 관한 것이다. 본 발명에 따르면 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법에 있어서, 측정부가 기 설정된 시간동안 대상자의 뇌파 신호를 측정하는 단계; 전처리부가 상기 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 신호를 추출하고 전처리를 수행하

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



는 단계; 추출부가 상기 전처리된 신호에서 기 설정된 2개 이상의 형식의 특징을 추출하는 단계; 및 분류부가 상기 추출된 2개 이상의 형식의 특징을 기 학습된 분류 모델에 적용하여 대상자의 상태를 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하는 단계를 포함할 수 있다.

이와 같이 본 발명에 따르면, 서로 다른 형식의 파일을 입력받는 딥러닝 모델을 결합하고 학습시킴으로써 2가지 이상의 형식의 파일을 입력받은 후 수면 또는 각성 중 어느 한 상태로 분류할 수 있다. 또한, 휴대용 수면 모니터링 장치 등에서 수집되는 단일 채널 뇌파 신호를 사용하여 수면 또는 각성 중 어느 한 상태로 분류할 수 있다. 또한, 본 발명의 일 실시예에 따르면, 96.94%의 정확도로 대상자의 수면 또는 각성 상태를 분류할 수 있다.

(52) CPC특허분류

A61B 5/7235 (2025.05)

A61B 5/7253 (2013.01)

A61B 5/7264 (2025.05)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1415182134

과제번호 IRUS2210

부처명 산업통상자원부

과제관리(전문)기관명 한국산업단지공단

연구사업명 산업집적지경쟁력강화(R&D)

연구과제명 뇌-기계 접속 기술을 이용한 근로자 위험도 측정 안전관리시스템 개발

기 여 율 1/1

과제수행기관명 주식회사 에이치에이치에스

연구기간 2022.10.01 ~ 2023.09.30

명세서

청구범위

청구항 1

측정부가 기 설정된 시간동안 대상자의 뇌파 신호를 측정하는 단계;

전처리부가 상기 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 신호를 추출하고 전처리를 수행하는 단계;

추출부가 상기 전처리된 신호에서 기 설정된 2개 이상의 형식의 특징을 추출하는 단계; 및

분류부가 상기 추출된 2개 이상의 형식의 특징을 기 학습된 분류 모델에 적용하여 대상자의 상태를 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하는 단계를 포함하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 전처리를 수행하는 단계는,

상기 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 채널의 신호를 추출하고, 추출된 신호에 경험적 모드 분해법 또는 힐버트 변환을 적용하여 전처리를 수행하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 특징을 추출하는 단계는,

상기 전처리된 신호에서 수치 형식의 특징과 이미지 형식의 특징을 추출하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법.

청구항 4

제 3 항에 있어서,

상기 특징을 추출하는 단계는,

경험적 모드 분해법을 이용하여 전처리된 신호에 아래의 수학적식을 적용하여 수치 형식의 특징을 추출하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N h_i(t) + \tau_n(t)$$

여기서, $x(t)$ 는 전처리된 신호이고, $h_i(t)$ 는 i 번째 고유 모드 함수이며, N 은 고유 모드 함수의 전체 개수이고, $\tau_n(t)$ 는 내재 모드 함수를 추출한 후 전처리된 신호 $x(t)$ 의 나머지 구성 요소를 나타내는 잔차이다.

청구항 5

제 3 항에 있어서,

상기 특징을 추출하는 단계는,

3차 스플라인 보간법을 적용하여 전처리된 신호의 국소 최대값과 최소값을 보간하여 기 지정된 값 이상의 포물

선 상부 및 기 지정된 값 미만의 포물선의 하부를 산출하는 단계;

상기 포물선의 상부 및 포물선의 하부를 고려한 포물선의 평균을 산출하는 단계; 및

상기 전처리된 신호와 포물선의 평균의 차이를 산출하는 단계를 포함하고,

상기 산출된 차이가 단조 함수인 경우 차이를 고유 모드 함수로 판단하여 수치 형식의 특징을 추출하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법.

청구항 6

제 3 항에 있어서,

상기 특징을 추출하는 단계는,

상기 전처리된 신호에서 경험적 모드 분해법과 힐버트 변환을 적용하여 힐버트 스펙트럼을 포함하는 이미지 형식의 특징을 추출하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법.

청구항 7

기 설정된 시간동안 대상자의 뇌파 신호를 측정하는 측정부;

상기 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 신호를 추출하고 전처리를 수행하는 전처리부;

상기 전처리된 신호에서 기 설정된 2개 이상의 형식의 특징을 추출하는 추출부; 및

상기 추출된 2개 이상의 형식의 특징을 기 학습된 분류 모델에 적용하여 대상자의 상태를 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하는 분류부를 포함하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 시스템.

청구항 8

제 7 항에 있어서,

상기 전처리부는,

상기 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 채널의 신호를 추출하고, 추출된 신호에 경험적 모드 분해법 또는 힐버트 변환을 적용하여 전처리를 수행하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 시스템.

청구항 9

제 7 항에 있어서,

상기 추출부는,

상기 전처리된 신호에서 수치 형식의 특징과 이미지 형식의 특징을 추출하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 시스템.

청구항 10

제 9 항에 있어서,

상기 추출부는,

경험적 모드 분해법을 이용하여 전처리된 신호에 아래의 수학적식을 적용하여 수치 형식의 특징을 추출하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 시스템:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N h_i(t) + \tau n(t)$$

여기서, $x(t)$ 는 전처리된 신호이고, $h_i(t)$ 는 i 번째 고유 모드 함수이며, N 은 고유 모드 함수의 전체 개수이

고, $r_n(t)$ 는 내재 모드 함수를 추출한 후 전처리된 신호 $x(t)$ 의 나머지 구성 요소를 나타내는 잔차이다.

청구항 11

제 9 항에 있어서,

상기 추출부는,

3차 스플라인 보간법을 적용하여 전처리된 신호의 국소 최대값과 최소값을 보간하여 기 지정된 값 이상의 포물선 상부 및 기 지정된 값 미만의 포물선의 하부를 산출하고,

상기 포물선의 상부 및 포물선의 하부를 고려한 포물선의 평균을 산출하며,

상기 전처리된 신호와 포물선의 평균의 차이를 산출하고,

상기 산출된 차이가 단조 함수인 경우 차이를 고유 모드 함수로 판단하여 수치 형식의 특징을 추출하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 시스템.

청구항 12

제 9 항에 있어서,

상기 추출부는,

상기 전처리된 신호에서 경험적 모드 분해법과 힐버트 변환을 적용하여 힐버트 스펙트럼을 포함하는 이미지 형식의 특징을 추출하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 시스템.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법 및 그 시스템에 관한 것으로서, 더욱 상세하게 설명하면 대상자의 뇌파(Electroencephalography, EEG)를 측정하고, 측정된 뇌파를 전처리하여 혼합 입력 딥러닝 모델에 적용하여 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법 및 그 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 낮은 수면의 질은 인체에 스트레스, 신체 문제, 비만, 제2형 당뇨병 등의 다양한 단기 및 장기적의 부정적 영향을 끼친다. 이를 방지하기 위해 수면 패턴을 분석하여 생리적 영향을 분석하는 연구가 다양하게 수행되고 있다.

[0003] 수면 패턴을 분석하기 위해 뇌파(Electroencephalography, EEG), 심전도(Electrocardiography, ECG), 안전도(Electrooculography, EOG), 근전도(Electromyography, EMG), 맥파(Photoplethysmography, PPG), 맥박 산소, 호흡 신호, 체온 변화, 대상자의 흉부 및 복부 움직임 변화 중 2개 이상의 신호를 사용하여 전문가의 판단에 따라 수면 단계를 분류하여 분석한다.

[0004] 이로 인하여, 전문가의 숙련도에 따라 상이한 결과가 도출될 수 있고, 결과가 도출되는 시간이 상이하다는 한계가 있다.

[0005] 따라서, 인공지능 모델을 이용하여 균일하게 대상자의 현재 상태를 수면 또는 각성 상태로 분류하는 기술이 필요한 실정이다.

[0006] 본 발명의 배경이 되는 기술은 대한민국 등록특허 제10-2538356호(2023.05.31. 등록)에 기재되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 이와 같이 본 발명에 따르면, 대상자의 뇌파를 측정하고, 측정된 뇌파를 전처리하여 혼합 입력 딥러닝 모델에 적용하여 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하는 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법 및 그 시스템을 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

- [0008] 이러한 기술적 과제를 이루기 위한 본 발명의 실시예에 따르면 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법에 있어서, 측정부가 기 설정된 시간동안 대상자의 뇌파 신호를 측정하는 단계; 전처리부가 상기 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 신호를 추출하고 전처리를 수행하는 단계; 추출부가 상기 전처리된 신호에서 기 설정된 2개 이상의 형식의 특징을 추출하는 단계; 및 분류부가 상기 추출된 2개 이상의 형식의 특징을 기 학습된 분류 모델에 적용하여 대상자의 상태를 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0009] 상기 전처리를 수행하는 단계는, 상기 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 채널의 신호를 추출하고, 추출된 신호에 경험적 모드 분해법 또는 힐버트 변환을 적용하여 전처리를 수행할 수 있다.
- [0010] 상기 특징을 추출하는 단계는, 상기 전처리된 신호에서 수치 형식의 특징과 이미지 형식의 특징을 추출할 수 있다.
- [0011] 상기 특징을 추출하는 단계는, 경험적 모드 분해법을 이용하여 전처리된 신호에 아래의 수학적식을 적용하여 수치 형식의 특징을 추출할 수 있다:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N h_i(t) + \tau n(t)$$

- [0012]
- [0013] 여기서, $x(t)$ 는 전처리된 신호이고, $h_i(t)$ 는 i 번째 고유 모드 함수이며, N 은 고유 모드 함수의 전체 개수이고, $\tau n(t)$ 는 내재 모드 함수를 추출한 후 전처리된 신호 $x(t)$ 의 나머지 구성 요소를 나타내는 잔차이다.
- [0014] 상기 특징을 추출하는 단계는, 3차 스플라인 보간법을 적용하여 전처리된 신호의 국소 최대값과 최소값을 보간하여 기 지정된 값 이상의 포물선 상부 및 기 지정된 값 미만의 포물선의 하부를 산출하는 단계; 상기 포물선의 상부 및 포물선의 하부를 고려한 포물선의 평균을 산출하는 단계; 및 상기 전처리된 신호와 포물선의 평균의 차이를 산출하는 단계를 포함하고, 상기 산출된 차이가 단조 함수인 경우 차이를 고유 모드 함수로 판단하여 수치 형식의 특징을 추출할 수 있다.
- [0015] 상기 특징을 추출하는 단계는, 상기 전처리된 신호에서 경험적 모드 분해법과 힐버트 변환을 적용하여 힐버트 스펙트럼을 포함하는 이미지 형식의 특징을 추출할 수 있다.
- [0016] 본 발명의 다른 실시예에 따른 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 시스템에 있어서, 기 설정된 시간동안 대상자의 뇌파 신호를 측정하는 측정부; 상기 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 신호를 추출하고 전처리를 수행하는 전처리부; 상기 전처리된 신호에서 기 설정된 2개 이상의 형식의 특징을 추출하는 추출부; 및 상기 추출된 2개 이상의 형식의 특징을 기 학습된 분류 모델에 적용하여 대상자의 상태를 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하는 분류부를 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0017] 이와 같이 본 발명에 따르면, 서로 다른 형식의 파일을 입력받는 딥러닝 모델을 결합하고 학습시킴으로써 2가지 이상의 형식의 파일을 입력받은 후 수면 또는 각성 중 어느 한 상태로 분류할 수 있다.
- [0018] 또한, 휴대용 수면 모니터링 장치 등에서 수집되는 단일 채널 뇌파 신호를 사용하여 수면 또는 각성 중 어느 한 상태로 분류할 수 있다.
- [0019] 또한, 본 발명의 일 실시예에 따르면, 96.94%의 정확도로 대상자의 수면 또는 각성 상태를 분류할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0020] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 시스템을 도시하는 도면이다.

도 2는 본 발명의 다른 실시예에 따른 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법을 도시하는 순서도이다.

도 3은 본 발명의 다른 실시예에 따른 고유 모드 함수를 산출하는 방법을 도시하는 순서도이다.

도 4는 본 발명의 다른 실시예에 따른 추출된 이미지 형식의 특징의 일 예를 도시하는 도면이다.

도 5는 본 발명의 다른 실시예에 따른 분류 모델을 도시하는 도면이다.

도 6은 본 발명의 다른 실시예에 따른 분류 모델의 성능과 종래의 모델의 성능을 도시하는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0021] 이하 첨부된 도면을 참조하여 본 발명에 따른 바람직한 실시예를 상세히 설명하기로 한다. 이 과정에서 도면에 도시된 선들의 두께나 구성요소의 크기 등은 설명의 명료성과 편의상 과장되게 도시되어 있을 수 있다.
- [0022] 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 있는 것을 의미한다.
- [0023] 또한 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서, 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 이러한 용어들에 대한 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.
- [0024] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 시스템을 도시하는 도면이다.
- [0025] 도 1에 도시된 바와 같이, 수면 및 각성 상태 분류 시스템(100)은 측정부(110), 전처리부(120), 추출부(130) 및 분류부(140)를 포함할 수 있다.
- [0026] 먼저, 측정부(110)는 기 설정된 시간(예를 들어, 8시간)동안 대상자의 뇌파(Electroencephalography, EEG) 신호를 측정할 수 있다.
- [0027] 구체적으로, 측정부(110)는 대상자의 신체 일 부위(예를 들어, 이마, 손목 등)에 부착된 휴대용 수면 모니터링 장치(예를 들어, 스마트 워치, 휴대용 뇌파 측정장치, 스마트링 등)를 통해 기 설정된 시간동안 대상자의 뇌파 신호를 측정할 수 있다.
- [0028] 필요에 따라, 측정부(110)는 대상자의 움직임, 호흡, 심전도 등의 신호를 추가적으로 측정할 수 있다.
- [0029] 다음으로, 전처리부(120)는 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 종류의 신호를 추출하고, 전처리할 수 있다.
- [0030] 구체적으로, 전처리부(120)는 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 채널(예를 들어, Pz-Oz 채널)의 신호를 추출하고, 추출된 신호에 기 지정된 방법(예를 들어, 경험적 모드 분해법(Empirical mode decomposition, EMD), 힐버트 변환(Hilbert transform))을 적용하여 전처리를 수행할 수 있다.
- [0031] 다음으로, 추출부(130)는 전처리된 신호에서 기 설정된 2개 이상의 형식(예를 들어, 수치 및 이미지)의 특징을 추출할 수 있다.
- [0032] 구체적으로, 추출부(130)는 경험적 모드 분해법을 이용하여 전처리된 신호에서 고유 모드 함수(Intrinsic mode functions, IMF)를 산출하여 수치 형식의 특징을 추출할 수 있다.
- [0033] 또한, 추출부(130)는 힐버트 변환을 이용하여 전처리된 신호에서 고유 모드 함수를 산출하고, 산출한 고유 모드 함수를 이용하여 힐버트 스펙트럼(Hilbert spectrum) 이미지 형식의 특징을 추출할 수 있다.
- [0034] 다음으로, 분류부(140)는 추출된 2개의 형식의 특징을 기 학습된 분류 모델에 적용하여 대상자의 상태를 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류할 수 있다.
- [0035] 구체적으로, 분류부(140)는 추출된 2개 이상의 형식의 특징을 기 학습된 분류 모델에 적용하여 대상자의 상태를 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하고, 분류된 결과를 대상자에게 제공할 수 있다. 여기서, 분류 모델은 인공 신경망(Artificial neural network, ANN) 및 합성곱 신경망(Convolutional neural network)을 이용하여 구축된 모델로, 측정된 복수의 뇌파를 경험적 모드 분해법 또는 힐버트 변환을 통해 고유 모드 함수를 산출하고 이를 기초로 특징을 추출한 복수의 학습 데이터 세트를 이용하여 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하도록 학습될 수 있다.

- [0036] 이하에서는 도 2 내지 도 6을 참조하여 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법에 대해 보다 구체적으로 설명한다.
- [0037] 여기서, 혼합 입력은 2가지 이상이 형식의 신호를 입력받는 것으로, 후술하는 본 발명의 실시예에는 수치 형식의 특징과 이미지 형식의 특징을 입력받아 대상자의 수면 및 각성 상태를 분류하는 것으로 구체적인 예를 들어 설명한다. 또한, 분류 모델은 종래의 복수의 수면단계(예를 들어, 렘 수면 상태, 얇은 수면 상태, 깊은 수면 상태, 수면 1단계, 수면 2단계, 수면 3단계, 수면 4단계)를 모두 수면으로 분류하고, 나머지를 각성으로 분류하는 것으로 구체적인 예를 들어 설명한다. 그러나 본 발명이 이로 제한되는 것은 아니다.
- [0038] 도 2는 본 발명의 다른 실시예에 따른 혼합 입력 딥러닝을 이용한 수면 및 각성 상태 분류 방법을 도시하는 순서도이다.
- [0039] 도 2에 도시된 바와 같이, 측정부(110)는 기 설정된 시간(예를 들어, 8시간)동안 대상자의 뇌파를 측정할 수 있다(S210).
- [0040] 구체적으로, 측정부(110)는 대상자의 신체 일 부위(예를 들어, 이마, 손목 등)에 부착된 휴대용 수면 모니터링 장치(예를 들어, 스마트 워치, 휴대용 뇌파 측정장치, 스마트링 등)를 통해 기 설정된 시간동안 대상자의 뇌파 신호를 측정할 수 있다. 여기서, 측정부(110)는 0.5Hz 내지 100Hz의 범위에 해당하는 뇌파를 측정할 수 있다.
- [0041] 필요에 따라, 측정부(110)는 대상자의 움직임, 호흡, 심전도 등의 신호를 추가적으로 측정할 수 있다.
- [0042] 다음으로, 전처리부(120)는 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 채널(예를 들어, Pz-Oz 채널)의 신호를 추출하고, 추출된 신호를 전처리할 수 있다(S220).
- [0043] 구체적으로, 전처리부(120)는 측정된 뇌파 신호에서 기 설정된 채널의 신호를 추출하고, 추출된 신호에 기 지정된 방법(예를 들어, 경험적 모드 분해법, 힐버트 변환)을 적용하고 100Hz로 샘플링을 수행할 수 있다.
- [0044] 다음으로, 추출부(130)는 전처리된 신호에서 기 설정된 2개의 형식(예를 들어, 수치 및 이미지)의 특징을 추출할 수 있다(S230).
- [0045] 구체적으로, 추출부(130)는 경험적 모드 분해법을 이용하여 전처리된 신호에서 고유 모드 함수를 산출하여 수치 형식의 특징을 추출할 수 있다.
- [0046] 여기서, 추출부(130)는 아래의 [수학식 1]을 적용하여 고유 모드 함수($h_i(t)$)를 산출할 수 있다.

수학식 1

$$x(t) = \sum_{i=1}^N h_i(t) + \tau n(t)$$

- [0047]
- [0048] 여기서, $x(t)$ 는 전처리된 신호이고, $h_i(t)$ 는 i 번째 고유 모드 함수이며, N 은 고유 모드 함수의 전체 개수이고, $\tau n(t)$ 는 내재 모드 함수를 추출한 후 전처리된 신호 $x(t)$ 의 나머지 구성 요소를 나타내는 잔차이다.
- [0049] 또한, 추출부(130)는 아래의 과정을 반복하여 고유 모드 함수를 산출할 수 있다.
- [0050] 도 3은 본 발명의 다른 실시예에 따른 고유 모드 함수를 산출하는 방법을 도시하는 순서도이다.
- [0051] 도 3에 도시된 바와 같이, 추출부(130)는 기 지정된 방법(예를 들어, 3차 스플라인 보간법)을 적용하여 전처리된 신호의 국소 최대값과 최소값을 보간하여 기 지정된 값 이상의 포물선의 상부($u(t)$) 및 기 지정된 값 미만의 포물선의 하부($l(t)$)를 산출할 수 있다(S310).
- [0052] 또한, 추출부(130)는 포물선의 상부($u(t)$) 및 포물선의 하부($l(t)$)를 고려한 포물선의 평균($m(t)$)을 산출할 수

있다(S320).

[0053] 여기서, 추출부(130)는 아래의 [수학식 2]를 이용하여 포물선의 평균($m(t)$)을 산출할 수 있다.

수학식 2

$$m(t) = \frac{u(t) + l(t)}{2}$$

[0054]

[0055] 또한, 추출부(130)는 전처리된 신호($x(t)$)와 포물선의 평균($m(t)$)의 차이($d(t)$)를 산출할 수 있다(S330).

[0056] 또한, 추출부(130)는 차이($d(t)$)가 단조 함수인 경우, 차이($d(t)$)를 고유 모드 함수($h_i(t)$)로 판단하고, 차이($d(t)$)가 단조 함수가 아닌 경우, 차이($d(t)$)에 대해 S310 내지 S330의 단계를 반복하여 고유 모드 함수를 산출할 수 있다. 여기서, 고유 모드 함수는 극값의 수와 영점 교차의 수가 동일하거나 ± 1 의 차이가 존재하고, 전체 사이클에 대한 함수의 평균값이 0일 수 있다.

[0057] 또한, 추출부(130)는 산출된 고유 모드 함수로부터 수치 형식의 특징을 추출할 수 있다.

[0058] 도 4는 본 발명의 다른 실시예에 따른 추출된 이미지 형식의 특징의 일 예를 도시하는 도면이다.

[0059] 도 4에 도시된 바와 같이, 추출부(130)는 힐버트 변환을 이용하여 전처리된 신호에서 고유 모드 함수를 산출하고, 산출한 고유 모드 함수를 이용하여 힐버트 스펙트럼 등의 이미지 형식의 특징을 추출할 수 있다.

[0060] 다음으로, 분류부(140)는 추출된 2개의 형식의 특징을 기 학습된 분류 모델에 적용하여 대상자의 상태를 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류할 수 있다(S240).

[0061] 구체적으로, 분류부(140)는 추출된 2개 이상의 형식의 특징을 기 학습된 분류 모델에 적용하여 대상자의 상태를 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하고, 분류된 결과를 대상자에게 제공할 수 있다.

[0062] 도 5는 본 발명의 다른 실시예에 따른 분류 모델을 도시하는 도면이다.

[0063] 도 5에 도시된 바와 같이, 분류 모델은 인공 신경망 및 합성곱 신경망을 이용하여 구축된 모델로, 측정된 복수의 뇌파를 경험적 모드 분해법 또는 힐버트 변환을 통해 고유 모드 함수를 산출하고 이를 기초로 추출한 수치 형식의 수치 데이터(Numerical features)와 힐버트 스펙트럼을 포함하는 이미지(Image) 형식의 데이터를 포함하는 복수의 학습 데이터 세트를 이용하여 수면 또는 각성 상태 중 어느 하나로 분류하도록 학습될 수 있다.

[0064] 즉, 분류 모델은 형식의 특징은 인공 신경망을 이용하여 처리되고, 이미지 형식의 특징은 합성곱 신경망을 이용하여 처리하여 대상자가 수면 상태인지 각성 상태인지 분류할 수 있다.

[0065] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 분류 모델에서 합성곱 신경망은 커널 크기가 3인 3개의 컨볼루션 레이어(Convolutional layer)로 구성되고, 첫번째 컨볼루션 레이어는 16개의 컨볼루션 필터(Convolutional filter)가 있고, 두번째 컨볼루션 레이어는 32개의 컨볼루션 필터가 있으며, 세번째 컨볼루션 레이어는 64개의 컨볼루션 필터가 있다. 이때, 각 컨볼루션 레이어는 활성화 함수로 ReLU(Rectified linear unit)을 사용하였고, 각 컨볼루션 레이어의 뒤에는 2×2 의 맥스 풀링 레이어(Max pooling layer)가 온다.

[0066] 또한, 분류 모델에서 합성곱 신경망은 세번째 컨볼루션 레이어의 후에 2개의 완전 연결 레이어가 위치하며, 세번째 컨볼루션 레이어의 직후에 위치한 완전 연결 레이어는 16개의 노드로 구성되고, 다른 완전 연결 레이어는 8개의 노드로 구성되며 출력은 최종 결합 레이어(Final concatenation layer)에 전달된다.

[0067] 또한, 분류 모델에서 인공 신경망은 하나는 16개의 노드, 다른 하나는 8개의 노드로 구성된 2개의 밀집 레이어를 포함하고, 각 밀집 레이어는 활성화 함수로 ReLU를 사용하였으며, 마지막 밀집 레이어의 출력은 최종 결합 레이어에 전달된다.

[0068] 이때, 합성곱 신경망과 인공 신경망에서 전달되는 출력의 크기는 16 벡터이고, 합성곱 신경망과 인공 신경망에서 전달되는 각 출력이 연결되어 4개의 노드로 구성된 최종 결합 레이어(Final concatenation layer)에 전달되

어 최종적으로 대상자의 상태를 출력할 수 있다.

[0069] 도 6은 본 발명의 다른 실시예에 따른 분류 모델의 성능과 종래의 모델의 성능을 도시하는 도면이다.

[0070] 도 6에 도시된 바와 같이, 분류 모델의 성능이 약 96%의 정확도로 종래보다 우수함을 알 수 있다.

[0071] 본 발명의 실시예에 따르면, 서로 다른 형식의 파일을 입력받는 딥러닝 모델을 결합하고 학습시킴으로써 2가지 이상의 형식의 파일을 입력받은 후 수면 또는 각성 중 어느 한 상태로 분류할 수 있다.

[0072] 또한, 휴대용 수면 모니터링 장치 등에서 수집되는 단일 채널 뇌파 신호를 사용하여 수면 또는 각성 중 어느 한 상태로 분류할 수 있다.

[0073] 또한, 본 발명의 일 실시예에 따르면, 96.94%의 정확도로 대상자의 수면 또는 각성 상태를 분류할 수 있다.

[0074] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 하여 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 당해 기술이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서 본 발명의 진정한 기술적 보호범위는 아래의 특허청구범위의 기술적 사상에 의하여 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

[0075] 100: 수면 및 각성 상태 분류 시스템

110: 측정부

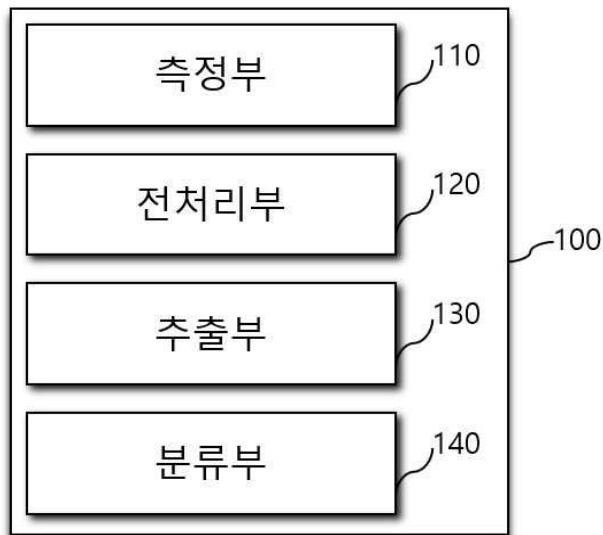
120: 전처리부

130: 추출부

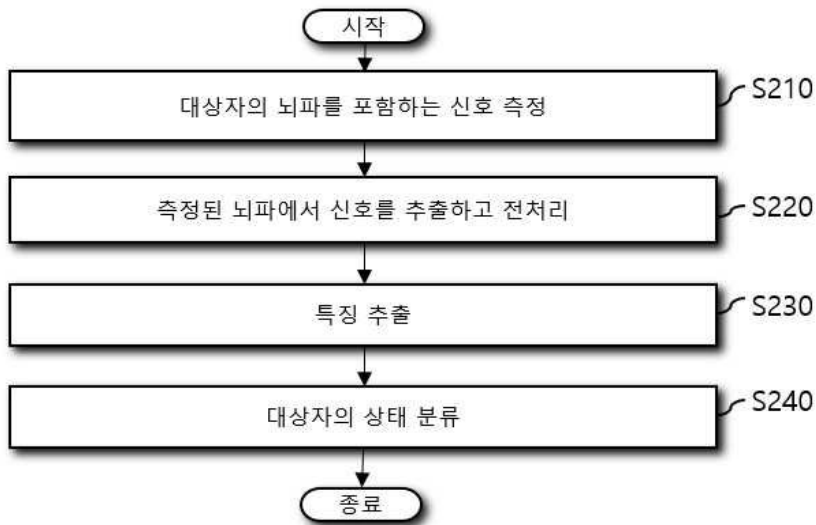
140: 분류부

도면

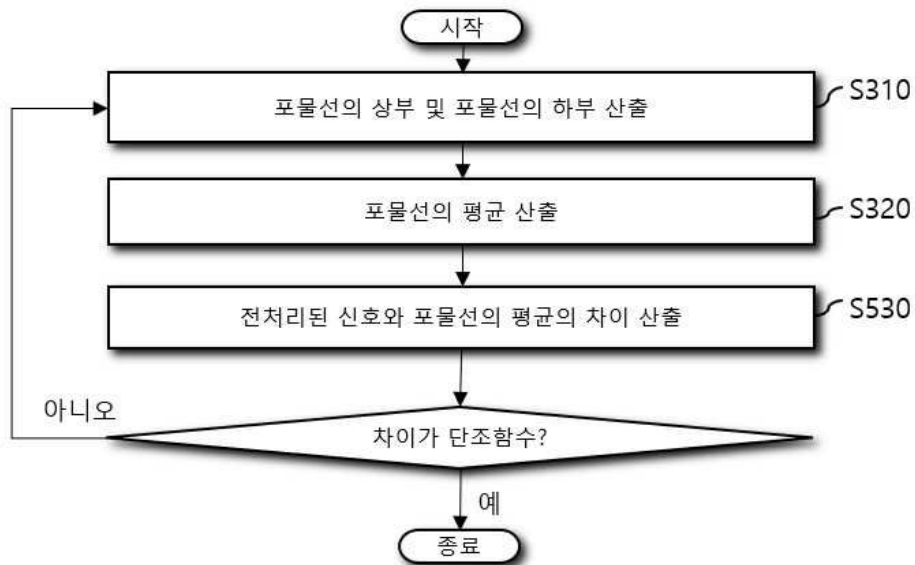
도면1



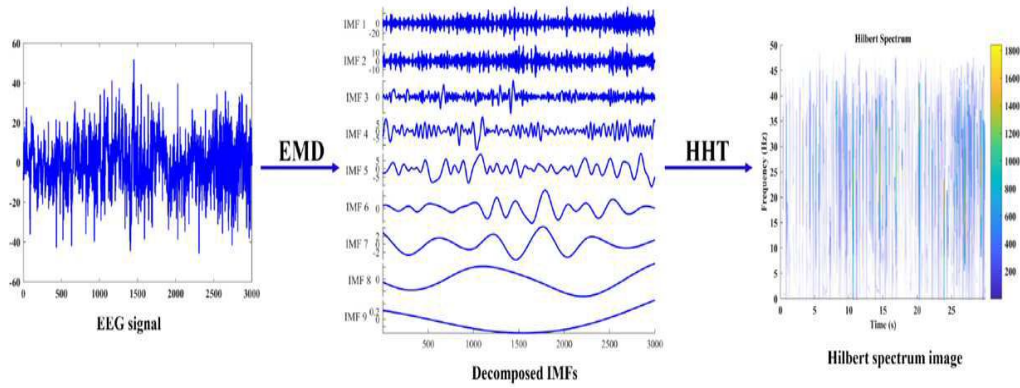
도면2



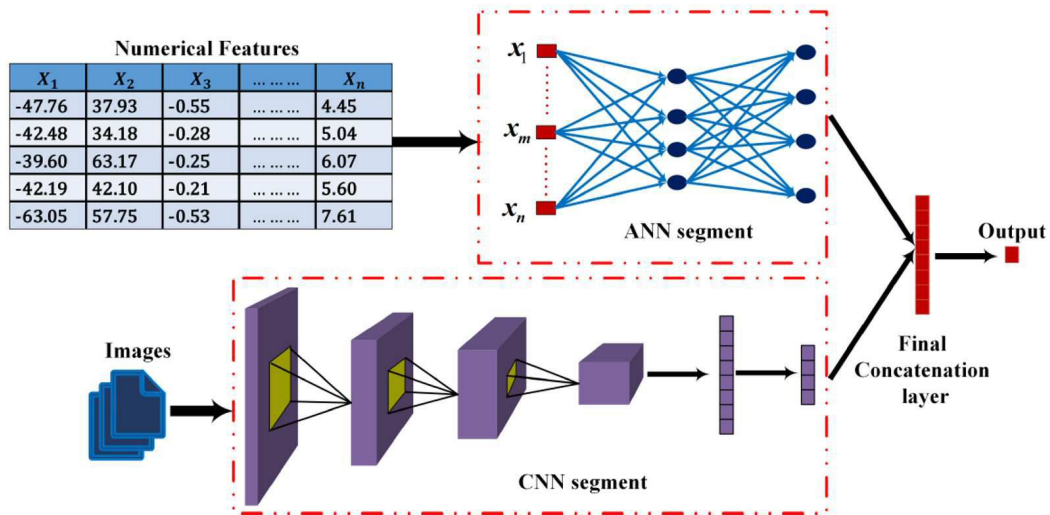
도면3



도면4



도면5



도면6

