



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년08월03일

(11) 등록번호 10-2285546

(24) 등록일자 2021년07월29일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/372 (2021.01) A61B 5/00 (2021.01)

A61B 5/16 (2006.01) G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/372 (2021.01)

A61B 5/16 (2020.05)

(21) 출원번호 10-2021-0004723

(22) 출원일자 2021년01월13일

심사청구일자 2021년01월13일

(56) 선행기술조사문헌

Nagabushanam P etc., EEG signal classification using LSTM and improved neural network algorithms. Soft Computing. Vol.24, pp.9981~10003, (2019.11.13.) 1부.*

Phang C-R etc., A Multi-Domain Connectome Convolutional Neural Network for Identifying Schizophrenia. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. Vol.24, No.5, pp.1333~1343, (2019.09.13.) 1부.*

Najam Dar M etc., CNN and LSTM-Based Emotion Charting Using Physiological Signals. Sensors. Vol.20, No.4551, pp.1~26, (2020.08.14.) 1부.*

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

한밭대학교 산학협력단

대전광역시 유성구 동서대로 125 (덕명동)

(72) 발명자

김성은

대전광역시 유성구 봉명로 94 도안신도시7단지
미지백조의호수 708동 1505호

(74) 대리인

이은철, 이우영

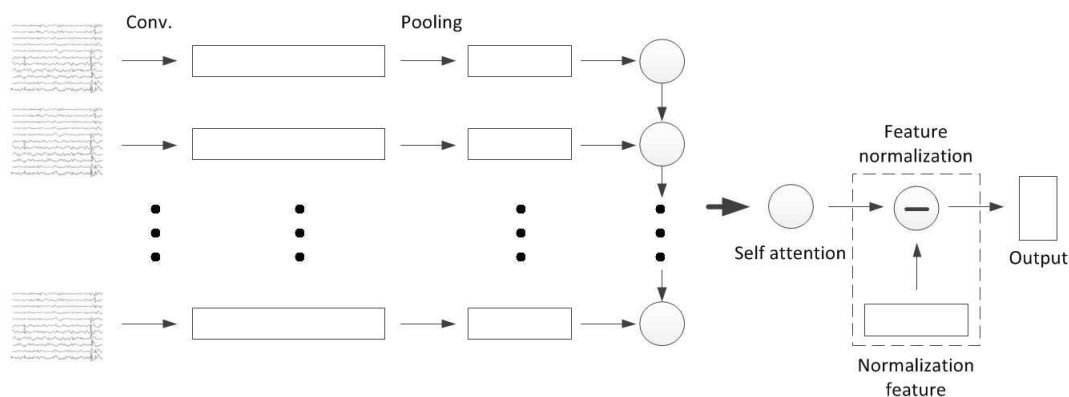
전체 청구항 수 : 총 5 항

심사관 : 유창용

(54) 발명의 명칭 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템 및 방법

(57) 요약

본 발명은 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템 및 방법에 관한 것으로, 뇌파 특징량 검출부가 사용자로부터 측정된 뇌파를 딥러닝을 기반으로 학습하여 뇌파의 특징량을 검출하고, 휴식기 뇌파 제거부가 검출된 뇌파의 특징량에서 휴식기 상태의 뇌파를 제거하며, 뇌파 특징량 정규화부가 휴식기 상태의 뇌파가 제거된 뇌파의 특징량을 정규화하는 뇌파 특징량 정규화부를 포함하는 구성으로 개별 사용자의 뇌파 신호에 대해 맞춤형 뇌파 분석을 제공하여 분석 효율을 향상시킬 수 있다.

대표도 - 도1

(52) CPC특허분류

A61B 5/4076 (2013.01)

A61B 5/7264 (2013.01)

G16H 50/20 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711117194
과제번호	2020M3C1B8081320
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	휴먼플러스융합연구개발챌린지사업(R&D)
연구과제명	뇌자극-뇌파 동조 분석 및 피드백 제어 융합 플랫폼 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한밭대학교
연구기간	2020.04.01 ~ 2020.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

사용자로부터 측정된 뇌파를 딥러닝을 기반으로 학습하여 사용자의 의도가 내재된 사용자 의도의 뇌파 특징량 및 사용자의 의도가 미내재된 휴식기 상태의 뇌파 특징량을 검출하는 뇌파 특징량 검출부;

상기 검출된 사용자 의도의 뇌파의 특징량에서 휴식기 상태의 뇌파 특징량을 제거하여 사용자 의도만을 나타내는 사용자 의도의 뇌파 특징량을 도출하는 휴식기 뇌파 제거부(여기서, 뇌파 특징량은 뇌파의 진동수 및 크기임);

상기 도출된 사용자 의도의 뇌파 특징량에서 휴식기 상태의 뇌파 특징량 제거로 발생하는 뇌파의 크기를 정규화하는 뇌파 특징량 정규화부; 및

상기 정규화된 사용자 의도의 뇌파 특징량으로 측정된 뇌파에서 사용자 의도를 분류하는 뇌파 분류부를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

삭제

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 뇌파 특징량 정규화부는 뇌파의 크기 차이에 따른 사용자의 중복된 의도를 최소화하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 뇌파 특징량 정규화부는 휴식기 상태의 뇌파 특징량이 제거된 뇌파의 특징량을 역전파(Backpropagation) 알고리즘으로 학습하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 뇌파 분류부는 다수의 사용자의 의도를 분류하되, 분류된 사용자의 의도를 확률값으로 출력하는 것을 특징으로 하는 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템.

청구항 8

제1항의 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템에서 수행되는 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 방법에 있어서,

사용자로부터 측정된 뇌파를 딥러닝을 기반으로 학습하여 사용자의 의도가 내재된 사용자 의도의 뇌파 특징량 및 사용자의 의도가 미내재된 휴식기 상태의 뇌파 특징량이 검출되는 뇌파 특징량 검출 단계;

상기 검출된 사용자 의도의 뇌파의 특징량에서 휴식기 상태 뇌파를 제거하여 사용자 의도만을 나타내는 사용자 의도의 뇌파 특징량을 도출하는 휴식기 뇌파 제거 단계(여기서, 뇌파 특징량은 뇌파의 진동수 및 크기임);

상기 휴식기 상태 뇌파가 제거된 각각의 뇌파의 특징량에서 휴식기 상태의 뇌파 특징량의 제거로 발생하는 뇌파의 크기를 정규화하는 뇌파 특징량 정규화 단계; 및

상기 정규화된 사용자 의도의 뇌파 특징량으로 측정된 뇌파의 의도를 분류하되, 상기 사용자 의도를 확률값으로 출력하는 뇌파 분류 단계를 포함하는 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템 및 방법에 관한 것으로, 개별 사용자에게 대해 뇌파를 분석할 수 있도록 한 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 뇌파에 반영되는 뇌의 전기적 활동은 신경세포(Neurons), 교세포(Glia cells), 혈뇌장벽(Blood-brain barrier)에 의해 결정되는데 주로 신경세포에 의해 발생한다. 뇌 무게의 반을 차지하는 교세포들은 신경세포가 연결해 있는 부위인 시냅스에서 이온, 분자의 흐름을 조정하고 신경세포들 간의 구조 유지, 지탱, 보수 역할을 한다. 교세포와 혈뇌장벽에 의한 뇌파의 변화는 조금씩 천천히 일어나며 이에 비해 신경세포의 활동에 의한 뇌파의 변화는 크고, 빠르며 다양하게 발생한다.

[0004] 뇌파는 매우 복잡한 패턴으로 진동하는 파형형태를 보인다. 일반적으로 뇌파를 관찰할 때 주파수에 따라 분류하는 파워 스펙트럼을 이용하는데 파워 스펙트럼 분석은 뇌파가 특정 주파수로 진동하는 단순 진동들의 선형적 결합이라고 가정하고, 이 신호에서 각각의 주파수 성분을 분해하여 그 크기를 표시한 것이다.

[0005] 일반적으로 주파수의 형태에 따라 델타파, 쉼타파, 알파파, 베타파, 및 감마파라고 불리며, Low 알파파, Middle 알파파, High 알파파로 세분화하기도 한다.

[0006] 이러한 뇌파를 기반으로 인간의 핵심기관이 뇌를 연구하여 뇌종양, 뇌졸중, 간질, 치매 등의 여러가지 뇌관련 질환부터 정신분열, 다중인격, 정서장애 등의 각종 정신질환, 마취, 통증, 지각, 인지, 두뇌계발, 교육, 감정, 명상, 의식 등에 관련한 연구를 진행하기도 한다.

[0007] 그러나, 뇌에 대한 연구는 특정상태에 대한 이론적인 추정이 힘들어 직접적인 임상실험과 분석을 통해서만 의미 부여 및 해석이 가능하다.

[0008] 이를 해결하기 위해 최근 딥러닝 기술이 발전함에 따라 특정 상태에 대한 이론적인 추정을 기계가 대신 도출함으로써 뇌 공학 연구에서도 발전을 이루고 있다. 뇌파를 분석하여 다양한 피드백에 대한 정확한 결과를 도출하고 사람의 의도를 판단하거나 정신질환의 종류를 도출하는 등 다양한 분야에서 활용되고 있다.

[0009] 그러나, 사람의 뇌파는 개개인이 각기 다른 특성을 보유하고 있으므로 특정 대상을 중심으로 이루어지는 딥러닝으로 각각의 사람의 뇌파를 분석하여 의도한 결과를 도출하기에는 다소 어려움이 있다.

[0010] 따라서, 이를 해결하기 위한 개인 맞춤형 뇌파 분석 시스템의 개발이 시급하다.

[0011] 삭제

선행기술문헌

특허문헌

(특허문헌 0001) 대한민국 등록특허공보 제10-1724939호(2017.04.07.)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0012] 본 발명의 일 측면에 따른 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템은 사용자로부터 측정된 뇌파를 딥러닝을 기반으로 학습하여 뇌파의 특징량을 검출하는 뇌파 특징량 검출부; 상기 검출된 뇌파의 특징량에서 휴식기 상태의 뇌파를 제거하는 휴식기 뇌파 제거부; 및 상기 휴식기 상태의 뇌파가 제거된 뇌파의 특징량을 정규화하는 뇌파 특징량 정규화부를 포함할 수 있다.
- [0013] 바람직하게는, 상기 정규화된 뇌파의 특징량으로 입력된 뇌파의 특징량에 내포된 사용자의 의도를 파악하여 분류하는 뇌파 분류부를 더 포함할 수 있다.
- [0014] 바람직하게는, 상기 뇌파의 특징량은 사용자의 의도에 의해 나타나는 뇌파일 수 있다.
- [0015] 바람직하게는, 상기 휴식기 뇌파 제거부는 추가로 측정된 사용자의 휴식기 뇌파를 사용할 수 있다.
- [0016] 바람직하게는, 상기 뇌파 특징량 정규화부는 휴식기 상태의 뇌파를 기반으로 정규화된 뇌파의 특징량을 생성할 수 있다.
- [0017] 바람직하게는, 상기 뇌파 특징량 정규화부는 휴식기 상태의 뇌파가 제거된 뇌파의 특징량을 역전파(Backpropagation) 알고리즘으로 학습할 수 있다.
- [0018] 바람직하게는, 상기 뇌파 분류부는 다수의 사용자의 의도 중에 하나로 분류하고 이를 확률값으로 출력할 수 있다.
- [0019] 본 발명의 다른 측면에 따른 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 방법은 사용자로부터 측정된 뇌파를 딥러닝을 기반으로 학습하여 뇌파의 특징량이 검출되는 정규화 특징량 검출 단계; 상기 검출된 뇌파의 특징량에서 휴식기 상태의 뇌파가 제거되는 휴식기 뇌파 제거 단계; 상기 휴식기 상태의 뇌파가 제거된 뇌파의 특징량이 정규화되는 뇌파 특징량 정규화 단계; 및 상기 정규화된 뇌파의 특징량으로 입력된 뇌파의 특징량에 내포된 사용자의 의도가 파악하여 분류되는 뇌파 분류 단계를 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0021] 본 발명에 따르면, 뇌파 특징량을 정규화함으로써, 개별 사용자의 뇌파 편차를 최소화 할 수 있고, 기존의 딥러닝 구조의 한계였던 학습하지 않은 개별 사용자의 뇌파 신호에 대해 맞춤형 뇌파 분석을 제공하여 분석 효율을 향상시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0023] 도 1은 일 실시예에 따른 뇌파 분석을 위한 딥러닝 환경을 나타낸 모식도이다.
- 도 2은 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템 장치의 구성도이다.
- 도 3은 일 실시예에 따른 뇌파 특징량을 정규화 하는 학습 과정을 설명한 블록도이다.
- 도 4은 일 실시예에 따른 뇌파 특징량 정규화 과정을 설명한 블록도이다.
- 도 5은 일 실시예에 따른 사용자에 대한 뇌파를 분석하는 과정을 설명한 블록도이다.
- 도 6은 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 방법을 나타낸 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0024] 이하에서는 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템 및 방법을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 이러한 과정에서 도면에 도시된 선들의 두께나 구성요소의 크기 등은 설명의 명료성과 편의상 과장되게 도시되어 있을 수 있다. 또한, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 운용자의 의도 또는 관례에 따라 달라질 수 있다. 그러므로, 이러한 용어들에 대한 정의는 본 명세서 전반

에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.

- [0025] 본 발명의 목적 및 효과는 하기의 설명에 의해서 자연스럽게 이해되거나 보다 분명해질 수 있으며, 하기의 기재만으로 본 발명의 목적 및 효과가 제한되는 것은 아니다. 또한, 본 발명을 설명함에 있어서 본 발명과 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다.
- [0026] 도 1은 일 실시예에 따른 뇌파 분석을 위한 딥러닝 환경을 나타낸 모식도이다.
- [0027] 도 1에서 나타낸 바와 같이, 일 실시예에 따른 뇌파 분석을 위한 딥러닝 환경은 사용자의 뇌파를 딥러닝을 기반으로 학습하여 특징량을 검출하고, 검출된 특징량에서 휴식기 뇌파를 제거하여 휴식기 뇌파가 제거된 뇌파의 특징량을 정규화할 수 있다. 이때, 정규화된 뇌파의 특징량으로 개별 사용자에게 뇌파 분석을 진행할 수 있다.
- [0028] 이때, 검출되는 뇌파의 특징량은 LSTM(Long short-term memory)을 통하여 검출될 수 있다. 여기서, LSTM은 다음 단계의 네트워크에서 이전 단계의 정보를 받는 Recurrent neural network(RNN)의 변형 형태로, 각 단계에서 입력되는 값을 게이트(Gate)를 통해 추가적으로 연산을 수행하여 최적의 뇌파의 특징량을 도출할 수 있다.
- [0029] 더욱 상세하게는, 딥러닝 기반의 뇌파 분석을 위한 뇌파 특징량 정규화 시스템 장치의 구성과 함께 설명하고자 한다.
- [0030] 도 2은 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템 장치의 구성도이다.
- [0031] 도 2에서 나타낸 바와 같이, 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 시스템 장치의 구성은 정규화 특징량 검출부(100), 휴식기 뇌파 제거부(300), 및 뇌파 특징량 정규화부(500)를 포함하고, 뇌파 분류부(700)를 더 포함할 수 있다.
- [0032] 정규화 특징량 검출부(100)는 사용자로부터 측정된 뇌파를 딥러닝을 기반으로 학습하여 뇌파의 특징량을 검출할 수 있다. 뇌파의 특징량은 사용자의 의도에 의해 나타나는 뇌파이다. 이때, 측정되는 뇌파의 특징량은 사용자의 의도와 휴식 상태의 뇌파를 동시에 내포할 수 있다.
- [0033] 휴식기 뇌파 제거부(300)는 검출된 뇌파의 특징량에서 휴식기 상태의 뇌파를 제거할 수 있다. 여기서, 휴식기 상태의 뇌파는 사용자의 생각 및 의도가 미내재된 상태의 뇌파일 수 있다. 즉, 뇌파의 특징량에서 휴식기 상태의 뇌파를 제거하면 사용자의 움직임 또는 생각에 의해 나타나는 뇌파만을 검출할 수 있다. 또한, 휴식기 뇌파 제거부(300)는 추가로 측정된 사용자의 휴식기 뇌파를 사용할 수 있다.
- [0034] 뇌파 특징량 정규화부(500)는 휴식기 상태의 뇌파가 제거된 뇌파의 특징량을 정규화할 수 있다. 휴식기 상태의 뇌파가 제거된 뇌파의 특징량은 동일한 의도에 대한 뇌파 특징 분포를 나타낼 수 있으므로, 사용자의 의도에 따라 나타나는 뇌파에서 중복된 의도를 최소화하여 특정 영역에서의 의도를 보다 명확하게 도출할 수 있다. 또한, 휴식기 상태의 뇌파를 기반으로 정규화된 뇌파의 특징량을 생성할 수 있다.
- [0035] 뇌파 분류부(700)는 정규화된 뇌파의 특징량으로 입력된 뇌파의 특징량에 내포된 사용자의 의도를 파악하여 분류할 수 있다. 여기서, 입력된 뇌파의 특징량은 새로운 사용자로부터 검출된 휴식기 상태의 뇌파 특징량일 수 있다. 즉, 입력된 뇌파의 특징량으로부터 휴식기 상태의 뇌파를 검출함에 따라 사용자의 의도에 따른 뇌파의 특징량을 도출할 수 있다. 다수의 사용자의 의도 중에 하나로 분류하고 이를 확률값으로 출력할 수 있다.
- [0036] 이를 이용하여 개별 사용자에게 맞춤형 뇌파 분석을 제공할 수 있다. 이때, 정규화된 뇌파의 특징량을 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 통해 학습할 수 있다.
- [0037] 여기서, 역전파 알고리즘은 딥러닝 함수 중 하나로 오차를 최소화 하는 알고리즘으로 두 개의 입력층($a_1^{(1)}$, $a_2^{(1)}$), 두 개의 은닉층($a_1^{(2)}$, $a_2^{(2)}$), 및 두 개의 출력층($a_1^{(3)}$, $a_2^{(3)}$)으로 구성된 2-2-2 다층 퍼셉트론이 존재할 때, 입력층을 I라고 가정하면 I층의 i번째 노드와 I+1층의 j번째 노드를 연결하는 가중치 w 를 $w_{j,i}^{(i)}$ 으로 정의할 수 있다.
- [0038] 이때, 적용되는 활성화 함수인 시그모이드 함수(Φ)는 다음 수학식으로 표현될 수 있다.

[0039] [수학식 1]

$$\varphi(z)=\frac{1}{1+e^{-z}}$$

[0040]

[0042] 수학식 1에서, z 는 은닉층에 사용되는 입력함수일 수 있다.

[0043] 입력층과 은닉층 사이의 입력함수(z)는 다음 수학식으로 표현될 수 있다.

[0044] [수학식 2]

$$z_1^{(2)}=w_{1,1}^{(1)}a_1^{(1)}+w_{1,2}^{(1)}a_2^{(1)}$$

[0045]

$$z_2^{(2)}=w_{2,1}^{(1)}a_1^{(1)}+w_{2,2}^{(1)}a_2^{(1)}$$

[0046]

[0047] 수학식 2에서, 첫번째 은닉층($a_1^{(2)}$)에 대한 시그모이드 활성화 함수는 $\varphi(z_1^{(2)})$ 이고, 두번째 은닉층($a_2^{(2)}$)에 대한 시그모이드 활성화 함수는 $\varphi(z_2^{(2)})$ 일 수 있다.

[0048] 은닉층과 출력층 사이의 입력함수(z)는 다음 수학식으로 표현될 수 있다.

[0049] [수학식 3]

$$z_1^{(3)}=w_{1,1}^{(2)}a_1^{(2)}+w_{1,2}^{(2)}a_2^{(2)}$$

[0050]

$$z_2^{(3)}=w_{2,1}^{(2)}a_1^{(2)}+w_{2,2}^{(2)}a_2^{(2)}$$

[0051]

[0053] 수학식 3에서, 첫번째 출력층($a_1^{(3)}$)에 대한 시그모이드 활성화 함수는 $\varphi(z_1^{(3)})$ 이고, 두번째 출력층($a_2^{(3)}$)에 대한 시그모이드 활성화 함수는 $\varphi(z_2^{(3)})$ 일 수 있다.

[0054] 이때, 출력값의 비용함수인 오차(J)는 다음 수학식으로 표현될 수 있다.

[0055] [수학식 4]

$$J_1=\frac{1}{2}(a_1^{(3)}-y_1)^2$$

[0056]

$$J_2=\frac{1}{2}(a_2^{(3)}-y_2)^2$$

[0057]

[0059] 수학식 4에서, y_1 과 y_2 는 트레이닝 데이터에 대한 각 노드에 대응되는 실제값이다. 이때, 입력값 $a_1^{(1)}$, $a_2^{(1)}$ 과 실제값 y_1 , y_2 는 고정된 값이므로 J_1 과 J_2 는 가중치 $w_{1,1}^{(1)}$ 와 $w_{2,2}^{(2)}$ 를 변수로 가지는 함수가 된다.

[0060] 주어진 가중치 값을 이용해 출력층의 출력값을 계산함에 따라 오차를 도출할 수 있고, 도출된 오차에 대해 각 가중치로 미분한 값을 기존 가중치에서 제외함으로써 학습 횟수만큼 또는 주어진 허용 오차 범위의 값에 도달할 때까지 반복하여 오차를 최소화할 수 있다.

[0061] 여기서, 가중치를 변경하는 수식은 다음 수학식으로 표현될 수 있다.

[0062] [수학식 5]

$$w_j = w_j - \frac{\eta \partial J_{total}}{\partial w_j}$$

[0063]

[0065] 수학식 5에서, J_{total} 은 해당 노드가 영향을 미치는 오차의 총합이다.

[0066] 즉, 출력층과 은닉층 사이의 입력함수(z)는 미분의 연쇄법칙에 의해 다음 수학식으로 표현될 수 있다.

[0067] [수학식 6]

$$\frac{\partial J_{total}}{\partial w_{1,1}^{(2)}} = \frac{\partial J_1}{\partial a_1^{(3)}} = \frac{\partial a_1^{(3)}}{\partial z_1^{(3)}} \times \frac{\partial z_1^{(3)}}{\partial w_{1,1}^{(2)}}$$

[0068]

[0070] 수학식 6에서, 역전파의 출발 노드인 $a_1^{(3)}$ 에서 J_{total} 의 값은 J_1 이다. 따라서, J_{total} 은 다음 수학식으로 계산될 수 있다.

[0071] [수학식 7]

$$\frac{\partial J_{total}}{\partial a_1^{(3)}} = \frac{\partial J_1}{\partial a_1^{(3)}} = \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial a_1^{(3)}} (a_1^{(3)} - y_1)^2 = (a_1^{(3)} - y_1)$$

[0072]

$$\frac{\partial a_1^{(3)}}{\partial z_1^{(3)}} = \phi(z_1^{(3)}) (1 - \phi(z_1^{(3)})) = a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)})$$

[0073]

$$\frac{\partial z_1^{(3)}}{\partial w_{1,1}^{(2)}} = a_1^{(2)}$$

[0074]

[0076] 역전파에서 가중치 변경을 위해 사용되는 오차의 가중치에 대한 미분값이 역전파의 출발 노드의 활성화 함수 값과 도착 노드의 활성화 함수 값, 그리고 실제값만으로 표현될 수 있고, 이는 다음 수학식으로 표현될 수 있다.

[0077] [수학식 8]

$$\frac{\partial J_{total}}{\partial w_{1,1}^{(2)}} = (a_1^{(3)} - y_1) \times a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)}) \times a_1^{(2)}$$

[0078]

[0080] 수학식 8에서, $(a_1^{(3)} - y_1) \times a_1^{(3)} (1 - a_1^{(3)})$ 를 $\delta_1^{(3)}$ 로 변형하면, 역전파에 의해 변경되는 $w_{1,1}^{(2)}$ 는 다음 수학식으로 표현될 수 있고, 동일한 방법으로 $w_{1,2}^{(2)}$ 를 구할 수 있다.

[0081] [수학식 9]

$$w_{1,1}^{(2)} = w_{1,1}^{(2)} - \delta_1^{(3)} a_1^{(2)}$$

[0082]

$$w_{1,2}^{(2)} = w_{1,2}^{(2)} - \delta_1^{(3)} a_2^{(2)}$$

[0083]

[0085] 따라서, 역전파 알고리즘에 의해 오차를 최소한으로 줄일 수 있다.

[0086] 상술한 역전파 알고리즘은 일 실시예를 설명하기 위해 임의의 노드를 설정하여 설명한 것으로, 반드시 상술한

노드 개수, 입력층, 은닉층, 및 출력층으로 한정되는 것은 아니다. 또한, 상술한 역전파 알고리즘은 하나의 실시 예로써 설명한 것으로, 상술한 알고리즘에 한정되어서는 안된다.

- [0087] 도 3과 도 4는 일 실시예에 따른 뇌파 특징량을 정규화 하기 위해 학습 과정을 설명한 도이다.
- [0088] 도 3는 일 실시예에 따른 뇌파 특징량을 정규화 하는 학습 과정을 설명한 블록도이다.
- [0089] 도 3에서 나타난 바와 같이, 일 실시예에 따른 뇌파 특징량을 정규화하는 학습 과정은 정규화 특징량 검출부(100)에 뇌파 특징량 검출 모듈(110)과 사용자 의도 식별 모듈(120)을 포함할 수 있으며, 사용자의 의도가 예측된 결과에 대해 라벨 데이터를 생성하여 사용자 의도가 예측된 결과를 학습할 수 있다. 학습에는 역전파(Backpropagation) 알고리즘이 사용될 수 있다.
- [0090] 도 4은 일 실시예에 따른 뇌파 특징량 정규화 과정을 설명한 블록도이다.
- [0091] 도 4에서 나타난 바와 같이, 일 실시예에 따른 뇌파 특징량 정규화 과정은 뇌파 특징량 검출 모듈(110)에서 딥러닝을 기반으로 뇌파의 특징량을 검출할 수 있다. 이때, 검출된 뇌파의 특징량은 사용자의 의도가 내포된 뇌파일 수 있다.
- [0092] 사용자 의도 식별 모듈(120)은 뇌파의 특징량에 내포된 사용자의 의도를 식별할 수 있으며, 식별된 뇌파에 따라 뇌파의 특징량을 정규화할 수 있다.
- [0093] 도 5은 일 실시예에 따른 사용자에게 대한 뇌파를 분석하는 과정을 설명한 블록도이다.
- [0094] 도 5에서 나타난 바와 같이, 일 실시예에 따른 사용자에게 대한 뇌파를 분석하는 과정은 뇌파 분류부에 휴식기 뇌파 특징량 검출 모듈(710)과 사용자 의도 예측 모듈(720)을 포함할 수 있다.
- [0095] 휴식기 뇌파 특징량 검출 모듈(710)은 다수의 사용자로부터 뇌파를 측정하여 측정된 뇌파에 대한 특징량을 검출하되, 검출된 뇌파의 특징량에서 휴식기 상태의 뇌파를 제거하여 사용자의 의도가 내포된 뇌파를 검출할 수 있다. 이는 사용자 개개인마다 뇌파의 진동수, 크기, 및 패턴이 각각 다르게 나타나기 때문에 안정상태를 취한 사용자의 뇌파의 특징량을 검출함으로써 개별 사용자에게 대해 의도가 내포된 뇌파의 특징량을 도출할 수 있다.
- [0096] 사용자 의도 예측 모듈(720)은 개별 사용자에게 대해 검출된 뇌파의 특징량으로부터 휴식기 상태의 뇌파를 검출함에 따라 사용자의 의도에 따른 뇌파의 특징량을 도출할 수 있다.
- [0097] 또한, 정규화된 뇌파의 특징량이 제외된 뇌파의 특징량을 역전파(Backpropagation) 알고리즘을 통해 학습하고, 정규화된 뇌파의 특징량으로 분류를 수행할 수 있다. 이는 사용자 각각에 대해 휴식기의 뇌파 특징을 제거하고 의도와 관련된 뇌파를 내포한 정규화된 뇌파로 분류를 수행하기 때문에 새로운 사용자의 뇌파를 분석하는데 용이하도록 할 수 있다. 즉, 새로운 사용자의 정규화된 뇌파 특징량이 학습에 사용된 뇌파의 정규화된 특징량과 유사하게 나타날 수 있으므로 유사한 정규화된 뇌파 특징량을 분류하여 새로운 사용자에게 대해 신속한 뇌파 분석을 제공할 수 있다.
- [0098] 도 6은 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 방법을 나타낸 순서도이다.
- [0099] 도 6에서 나타난 바와 같이, 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 뇌파 특징량 정규화 방법은 정규화 특징량 검출 단계(S100), 휴식기 뇌파 제거 단계(S300), 뇌파 특징량 정규화 단계(S500), 및 뇌파 분류 단계(S700)를 포함할 수 있다.
- [0100] 정규화 특징량 검출 단계(S100)는 사용자로부터 측정된 뇌파를 딥러닝을 기반으로 학습하여 뇌파의 특징량이 검출될 수 있다.
- [0101] 휴식기 뇌파 제거 단계(S300)는 검출된 뇌파의 특징량에서 휴식기 상태의 뇌파가 제거될 수 있다.
- [0102] 뇌파 특징량 정규화 단계(S500)는 휴식기 상태의 뇌파가 제거된 뇌파의 특징량이 정규화될 수 있다.
- [0103] 뇌파 분류 단계(S700)는 정규화된 뇌파의 특징량으로 입력된 뇌파의 특징량에 내포된 사용자의 의도가 파악될 수 있다.
- [0104] 이상에서 대표적인 실시예를 통하여 본 발명을 상세하게 설명하였으나, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 상술한 실시예에 대하여 본 발명의 범주에서 벗어나지 않는 한도 내에서 다양한 변형이 가능함을 이해할 것이다. 그러므로 본 발명의 권리 범위는 설명한 실시예에 국한되어 정해져서는 안 되며, 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 특허청구범위와 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태에 의하여 정

해져야 한다.

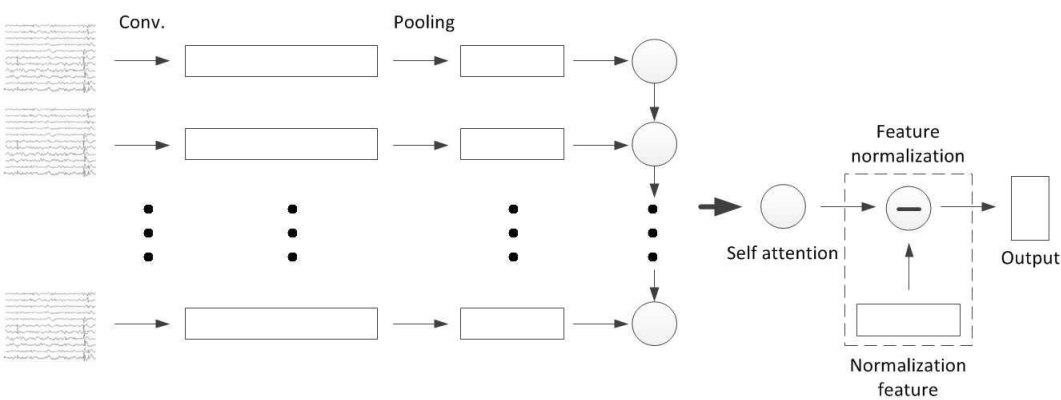
부호의 설명

[0106]

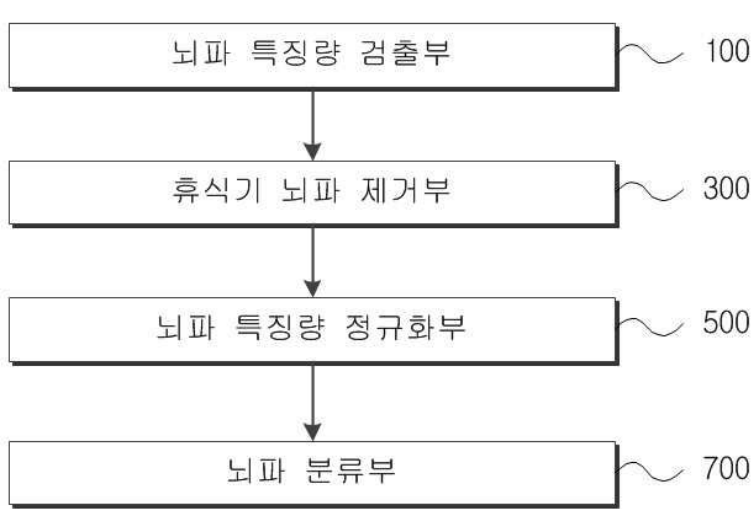
100: 정규화 특징량 검출부	300: 휴식기 뇌파 제거부
500: 뇌파 특징량 정규화부	700: 뇌파 분류부
110: 뇌파 특징량 검출 모듈	120: 사용자 의도 식별 모듈
710: 휴식기 뇌파 특징량 검출 모듈	720: 사용자 의도 예측 모듈

도면

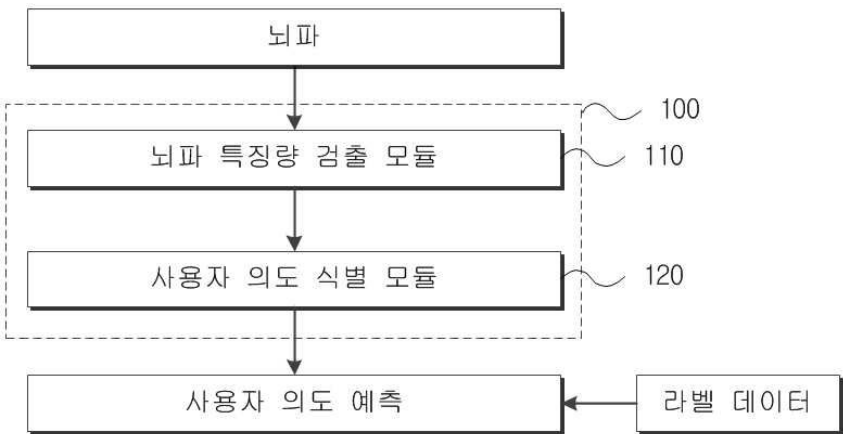
도면1



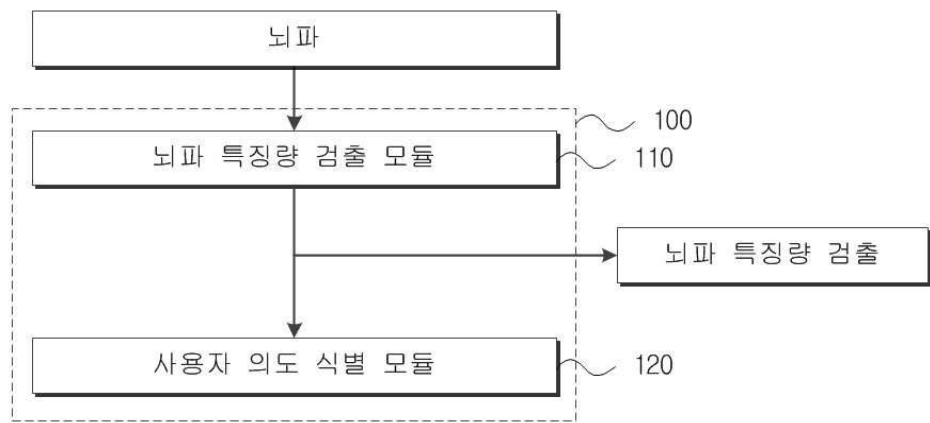
도면2



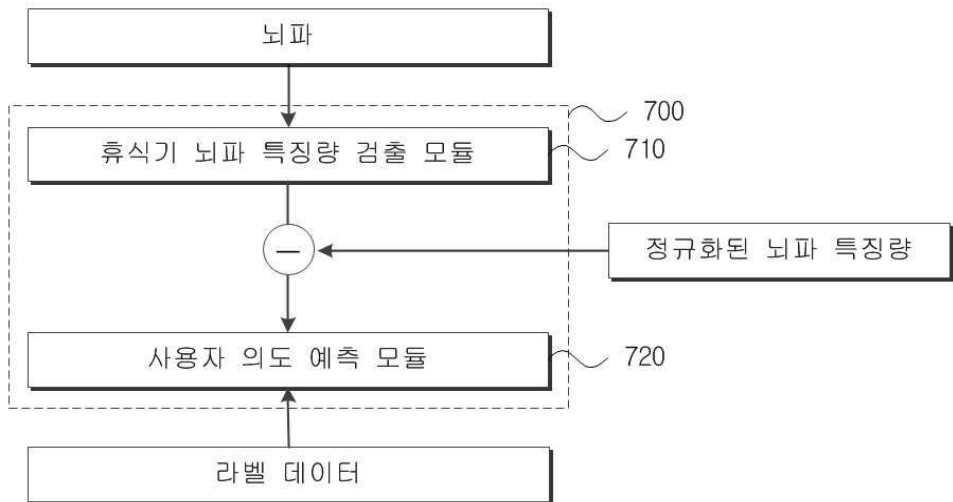
도면3



도면4



도면5



도면6

