(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2022년04월01일
(11) 등록번호 10-2382324
(24) 등록일자 2022년03월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/24 (2021.01) *A61B 5/00* (2021.01)
A61B 5/374 (2021.01) *G16H 50/20* (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/316 (2022.01)
A61B 5/374 (2022.01)
(21) 출원번호 10-2019-0150209
(22) 출원일자 2019년11월21일
심사청구일자 2019년11월21일
(65) 공개번호 10-2021-0062245
(43) 공개일자 2021년05월31일
(56) 선행기술조사문헌
Daniel Valencia, Amir Alimohammad "An efficient hardware architecture for template matching-based spike sorting." IEEE transactions on biomedical circuits and systems, Vol. 13(3), pp. 481-492(2019.03.) 1부.*
(뒷면에 계속)

(73) 특허권자
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
(72) 발명자
황도식
서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C618호(신촌동,연세대학교)
엄준식
서울특별시 서초구 방배로43길 21(방배동, 삼호아파트)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
민영준

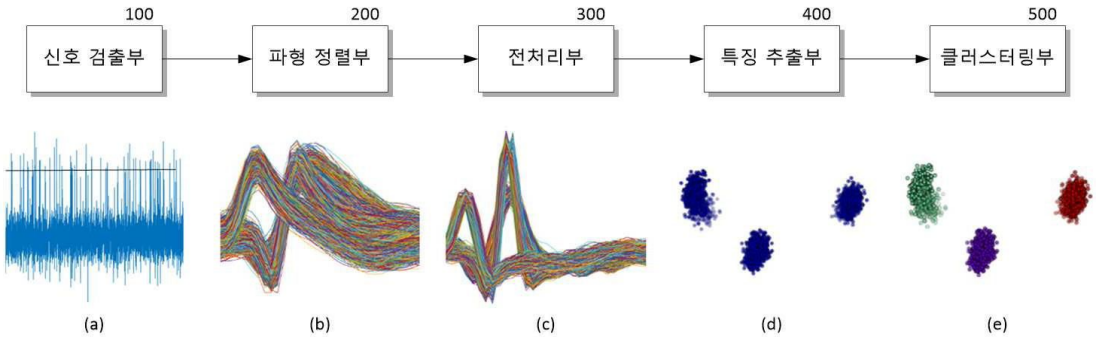
전체 청구항 수 : 총 7 항 심사관 : 강민성

(54) 발명의 명칭 **신경 파형 분류 장치 및 방법**

(57) 요 약

본 발명은 적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 신경 신호로부터 기지정된 방식으로 다수의 신경 파형을 획득하는 신경 파형 획득부, 다수의 신경 파형 각각에서 위치별 기울기를 계산하여 다수의 그래디언트 파형을 획득하는 전처리부, 패턴 추정 방식이 미리 학습된 다수의 인코더로 구성되는 앙상블 인코더를 포함하여, 다수의 그래디언트 파형 각각에 대해 다수의 인코더 각각이 추출하는 다수의 특징을 코드로 획득하고, 다수의 인코더 각각이 추출한 다수의 코드를 결합하여 다수의 그래디언트 파형 각각에 대한 앙상블 특징을 추출하는 특징 추출부 및 다수의 그래디언트 파형 각각에 대응하여 추출된 다수의 앙상블 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 클러스터링하여, 다수의 그래디언트 파형 각각에 대응하는 다수의 신경 파형을 분류하는 클러스터링부를 포함하는 신경 파형 분류 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

대 표 도



(52) CPC특허분류
A61B 5/7239 (2013.01)
A61B 5/7264 (2013.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

(72) 발명자
장한별
서울특별시 서대문구 연세로13길 9, 202호(창천동)
김세원
서울특별시 용산구 두텁바위로69길 34, 3층(후암동)
박인용
서울특별시 서대문구 연세로14길 62-57

(56) 선행기술조사문헌
Ghulam Muhammad, et al "Automatic seizure detection in a mobile multimedia framework." IEEE Access Vol. 6, pp. 45372-45383(2018.) 1부.*
H. F. Jelinek, et al "Classification of pathology in diabetic eye disease."(2005.) 1부.*
Junkai Yi, et al "A novel text clustering approach using deep-learning vocabulary network." Mathematical Problems in Engineering(2017.) 1부.*
R. Quian Quiroga, Z. Nadasdy, and Y. Ben-Shaul "Unsupervised spike detection and sorting with wavelets and superparamagnetic clustering." Neural computation, Vol. 16(8), pp. 1661-1687(2004.) 1부.*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711081257
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 원천기술개발사업
연구과제명 (2세부)뇌 신경회로의 대용량 전기신호 처리 알고리즘 개발 (1/2단계)(2/3)
기 여 율 1/1
과제수행기관명 연세대학교 산학협력단
연구기간 2019.01.01 ~ 2019.12.31
공지예외적용 : 있음

명 세 서

청구범위

청구항 1

적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 신경 신호로부터 기지정된 방식으로 다수의 신경 파형을 획득하는 신경 파형 획득부;

상기 다수의 신경 파형 각각에서 위치별 기울기를 계산하여 다수의 그래디언트 파형을 획득하는 전처리부;

패턴 추정 방식이 미리 학습되고 서로 다른 갯수의 히든 레이어를 포함하는 다수의 인코더로 구성되는 앙상블 인코더를 포함하여, 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대해 상기 다수의 인코더 각각이 추출하는 다수의 특징을 코드로 획득하고, 상기 다수의 인코더 각각이 추출한 다수의 코드를 결합하여 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대한 앙상블 특징을 추출하는 특징 추출부; 및

상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대응하여 추출된 다수의 앙상블 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 클러스터링하여, 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대응하는 다수의 신경 파형을 분류하는 클러스터링부를 포함하되,

상기 앙상블 인코더는

학습 시에 상기 다수의 인코더 각각 대응하는 구조를 갖고, 학습되는 패턴 복원 방식에 따라 상기 다수의 인코더 중 대응하는 인코더가 상기 그래디언트 파형으로부터 추출한 코드를 인가받아, 대응하는 인코더에 입력된 상기 그래디언트 파형을 복원하는 다수의 디코더가 결합되고,

상기 그래디언트 파형과 상기 디코더에서 복원된 복원 파형 사이의 차로 계산되는 오차가 상기 디코더를 통해 역전파되어 학습되는 신경 파형 분류 장치.

청구항 2

삭제

청구항 3

제1 항에 있어서, 상기 앙상블 인코더는

학습시에 상기 다수의 인코더가 동일한 그래디언트 파형을 이용하여 동일한 방식으로 학습되는 신경 파형 분류 장치.

청구항 4

제1 항에 있어서, 상기 클러스터링부는

상기 다수의 앙상블 특징을 잡음을 활용한 밀도 기반 공간 클러스터링(Density-based spatial clustering of applications with noise: DBSCAN) 기법에 따라 적어도 하나의 클러스터로 클러스터링하는 신경 파형 분류 장치.

청구항 5

제1 항에 있어서, 상기 신경 파형 획득부는

상기 적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 아날로그의 로우 레벨 신경 신호를 샘플링하여 디지털로 변환하여 상기 신경 신호를 획득하는 신호 검출부; 및

상기 신경 신호에서 기지정된 기준 세기 이상의 세기를 갖는 신경 신호를 추출하고 기지정된 방식으로 정렬하여 다수의 신경 파형을 획득하는 파형 정렬부를 포함하는 신경 파형 분류 장치.

청구항 6

적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 신경 신호로부터 기지정된 방식으로 다수의 신경 파형을 획득하는 단계;

상기 다수의 신경 파형 각각에서 위치별 기울기를 계산하여 다수의 그래디언트 파형을 획득하는 단계;

패턴 추정 방식이 미리 학습되고 서로 다른 갯수의 히든 레이어를 포함하는 다수의 인코더로 구성되는 앙상블 인코더를 이용하여, 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대해 상기 다수의 인코더 각각에서 추출된 다수의 특징을 코드로 획득하는 단계;

상기 다수의 인코더 각각에서 추출된 다수의 코드를 결합하여 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대한 앙상블 특징을 추출하는 단계; 및

상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대응하여 추출된 다수의 앙상블 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 클러스터링하여, 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대응하는 다수의 신경 파형을 분류하는 단계를 포함하되,

상기 앙상블 인코더를 학습시키기 위한 학습 단계를 더 포함하고,

상기 학습 단계는

상기 다수의 인코더 각각 대응하는 구조를 갖는 다수의 디코더를 상기 다수의 인코더와 결합하는 단계;

상기 다수의 디코더 각각이 대응하는 인코더가 상기 그래디언트 파형으로부터 추출한 코드를 인가받고, 대응하는 인코더에 입력된 상기 그래디언트 파형을 복원하는 단계; 및

상기 그래디언트 파형과 상기 디코더에서 복원된 복원 파형 사이의 차로 계산되는 오차를 상기 디코더를 통해 대응하는 오토 인코더로 역전파하는 단계를 포함하는 신경 파형 분류 방법.

청구항 7

삭제

청구항 8

제6 항에 있어서, 상기 분류하는 단계는

상기 다수의 앙상블 특징을 잡음을 활용한 밀도 기반 공간 클러스터링(Density-based spatial clustering of applications with noise: DBSCAN) 기법에 따라 적어도 하나의 클러스터로 클러스터링하는 신경 파형 분류 방법.

청구항 9

제6 항에 있어서, 상기 신경 파형을 획득하는 단계는

상기 적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 아날로그의 로우 레벨 신경 신호를 샘플링하여 디지털로 변환하여 상기 신경 신호를 획득하는 단계; 및

상기 신경 신호에서 기지정된 기준 세기 이상의 세기를 갖는 신경 신호를 추출하고 기지정된 방식으로 정렬하여 다수의 신경 파형을 획득하는 단계를 포함하는 신경 파형 분류 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 신경 파형 분류 장치 및 방법에 관한 것으로, 학습 기반 앙상블 인코더를 이용한 신경 파형 분류 장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 신경 파형(Neural Waveform) 검사는 뇌의 신경 세포(neuron) 사이에 신호가 전달될 때 발생되는 전기적 변화(전류 활동)를 감지하여 뇌의 활동 상황을 분석 및 판별하기 위한 검사이다.

[0003] 신경 파형 검사는 일반적으로 뇌의 피질에 마이크로 전극(micro-electrode)을 부착하고, 부착된 전극을 통해 뇌에서 신경 세포들의 활동에 의해 생성되는 자발적 전기적 활동을 일정시간에 걸쳐 감지 및 증폭하여 측정하는 침습적 방법이 이용된다.

[0004] 현재 정보 통신 분야에서는 사람들이 쉽고 편하게 컴퓨터 시스템과 상호 작용할 수 있도록 하는 인간-컴퓨터 상호작용(Human-Computer Interaction: 이하 HCI)에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있으며, 이중에서도 사람의 생각만으로 컴퓨터를 조작할 수 있도록 하는 뇌-컴퓨터 인터페이스(Brain Computer Interface: 이하 BCI)가 궁극적인 HCI로서 주목받고 있다. 이러한 BCI에서도 가장 우선 수행되는 것은 측정된 신경 파형을 정확하게 분석하는 것이다.

[0005] 그러나 현재까지 신경 파형 검사는 상기한 바와 같이 피검사자의 개략적인 상태만을 분석할 수 있을 뿐, 심도 깊은 분석이 수행되기 어렵다는 한계가 있다. 이는 뇌 신경 세포의 기능에 대한 연구가 아직 높은 수준으로 이루어지지 않았기 때문이며, 연구 수준의 느린 발전은 기본적으로 신경 파형의 분류가 용이하지 않기 때문이다.

[0006] 상기한 바와 같이, 신경 파형은 전극을 이용하여 감지되지만, 전극의 크기는 신경 세포의 크기에 비해 매우 크기 때문에, 대부분의 경우에 하나의 전극에서 매우 많은 신경 파형이 동시에 감지되게 된다. 신경 파형 검사 시에는 전극을 통해 감지되는 다수의 신경 신호 중 기지정된 기준 세기 이상의 세기를 갖는 신경 신호만을 추출하여, 의미있는 활동을 하고 있는 신경 세포에 대한 신경 파형을 획득하지만, 구분되어 획득된 신경 파형에도 2 ~ 10여개의 신경 파형이 혼합되어 검출되는 경우가 대부분이다. 따라서 혼합되어 검출된 다수의 신경 파형을 정확하게 구분하기 어려우며, 이로 인해 신경 파형의 분석이 용이하지 않다는 한계가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0007] (특허문헌 0001) 한국 공개 특허 제10- 2015-0085007호 (2015.07.22 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명의 목적은 혼합되어 감지되는 다수의 신경 파형을 정확하게 구분하여 분류할 수 있는 신경 파형 분류 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0009] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 신경 파형 분류 장치는 적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 신경 신호로부터 기지정된 방식으로 다수의 신경 파형을 획득하는 신경 파형 획득부; 상기 다수의 신경 파형 각각에서 위치별 기울기를 계산하여 다수의 그래디언트 파형을 획득하는 전처리부; 패턴 추정 방식이 미리 학습되고 서로 다른 갯수의 히든 레이어를 포함하는 다수의 인코더로 구성되는 앙상블 인코더를 포함하여, 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대해 상기 다수의 인코더 각각이 추출하는 다수의 특징을 코드로 획득하고, 상기 다수의 인코더 각각이 추출한 다수의 코드를 결합하여 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대한 앙상블 특징을 추출하는 특징 추출부; 및 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대응하여 추출된 다수의 앙상블 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 클러스터링하여, 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대응하는 다수의 신경 파형을 분류하는 클러스터링부를 포함한다.

[0010] 상기 앙상블 인코더는 학습 시에 상기 다수의 인코더 각각 대응하는 구조를 갖고, 학습되는 패턴 복원 방식에 따라 상기 다수의 인코더 중 대응하는 인코더가 상기 그래디언트 파형으로부터 추출한 코드를 인가받아, 대응하는 인코더에 입력된 상기 그래디언트 파형을 복원하는 다수의 디코더가 결합되고, 상기 그래디언트 파형과 상기 디코더에서 복원된 복원 파형 사이의 차로 계산되는 오차가 상기 디코더를 통해 역전파되어 학습될 수 있다.

[0011] 상기 앙상블 인코더는 학습시에 상기 다수의 인코더가 동일한 그래디언트 파형과 신경 파형을 이용하여 동일한 방식으로 학습될 수 있다.

[0012] 상기 클러스터링부는 상기 다수의 앙상블 특징을 잡음을 활용한 밀도 기반 공간 클러스터링(Density-based spatial clustering of applications with noise: DBSCAN) 기법에 따라 적어도 하나의 클러스터로 클러스터링

할 수 있다.

[0013] 상기 신경 파형 획득부는 상기 적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 아날로그의 로우 레벨 신경 신호를 샘플링하여 디지털로 변환하여 상기 신경 신호를 획득하는 신호 검출부; 및 상기 신경 신호에서 기지정된 기준 세기 이상의 세기를 갖는 신경 신호를 추출하고 기지정된 방식으로 정렬하여 다수의 신경 파형을 획득하는 파형 정렬부를 포함할 수 있다.

[0014] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 신경 파형 분류 방법은 적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 신경 신호로부터 기지정된 방식으로 다수의 신경 파형을 획득하는 단계; 상기 다수의 신경 파형 각각에서 위치별 기울기를 계산하여 다수의 그래디언트 파형을 획득하는 단계; 패턴 추정 방식이 미리 학습되고 서로 다른 갯수의 히든 레이어를 포함하는 다수의 인코더로 구성되는 앙상블 인코더를 이용하여, 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대해 상기 다수의 인코더 각각에서 추출된 다수의 특징을 코드로 획득하는 단계; 상기 다수의 인코더 각각에서 추출된 다수의 코드를 결합하여 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대한 앙상블 특징을 추출하는 단계; 및 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대응하여 추출된 다수의 앙상블 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 클러스터링하여, 상기 다수의 그래디언트 파형 각각에 대응하는 다수의 신경 파형을 분류하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0015] 따라서, 본 발명의 실시예에 따른 신경 파형 분류 장치 및 방법은 혼합되어 감지되는 다수의 신경 파형에 대한 그래디언트 파형을 획득하고, 서로 다른 깊이를 갖는 다수의 인코더를 포함하는 앙상블 인코더를 이용하여 그래디언트 파형에 대한 서로 다른 특징을 추출하여, 추출된 특징을 기반으로 신경 파형을 구분함으로써 신경 파형을 정확하게 분류할 수 있다. 따라서 기존에 분류되지 못해 폐기되었던 유사한 신경 파형도 자동으로 정확하게 분류할 수 있어, 뇌 신경 세포의 기능에 대한 높은 수준 연구를 위한 기반을 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0016] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 신경 파형 분류 장치의 개략적 구조를 나타낸다.

도 2는 도 1의 전처리부가 신경파형 획득부에서 획득된 신경 파형의 그래디언트 파형을 획득하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 3은 오토 인코더의 개략적 구조와 이의 학습 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 도 1의 앙상블 인코더가 추출하는 앙상블 특징을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 도 4의 다수의 오토 인코더 각각이 추출한 다수의 코드를 디코딩하여 복원한 파형의 차이를 설명하기 위한 도면이다.

도 6은 도 1의 특징 추출부의 다수의 오토 인코더에서 각각에서 추출된 특징을 개별적으로 클러스터링한 결과와 앙상블 특징을 클러스터링한 결과를 비교하여 나타낸다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 신경 파형 분류 방법을 나타낸다.

도 8은 본 발명에 따른 신경 파형 분류 장치 및 방법에 의한 신경 파형 분류 성능을 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0017] 본 발명과 본 발명의 동작상의 이점 및 본 발명의 실시에 의하여 달성되는 목적을 충분히 이해하기 위해서는 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 첨부 도면 및 첨부 도면에 기재된 내용을 참조하여야만 한다.

[0018] 이하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예를 설명함으로써, 본 발명을 상세히 설명한다. 그러나, 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며, 설명하는 실시예에 한정되는 것이 아니다. 그리고, 본 발명을 명확하게 설명하기 위하여 설명과 관계없는 부분은 생략되며, 도면의 동일한 참조부호는 동일한 부재임을 나타낸다.

[0019] 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. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "...기", "모듈", "블록" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를

의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0020] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 신경 파형 분류 장치의 개략적 구조를 나타내고, 도 2는 도 1의 전처리부가 신경파형 획득부에서 획득된 신경 파형의 그래디언트 파형을 획득하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0021] 도 1을 참조하면 본 실시예에 따른 신경 파형 분류 장치는 신호 검출부(100), 파형 정렬부(200), 전처리부(300), 특징 추출부(400) 및 클러스터링부(500)를 포함한다.

[0022] 도 1에서는 이해의 편의를 위해, 각 구성의 아래에 각 구성에서 획득되는 신호 또는 분류 결과를 (a) 내지 (e)로 도시하였다.

[0023] 신호 검출부(100)는 신경 세포의 활동에 의해 생성된 전기적 신호를 감지하는 적어도 하나의 전극을 통해 인가받아 다수의 신경 신호를 획득한다.

[0024] 신호 검출부(100)는 적어도 하나의 전극 각각을 통해 신호 검출부(100)는 기지정된 기간 동안 반복적으로 로우(Raw) 레벨의 신경 신호를 획득하고, 획득된 로우 레벨의 신경 신호를 샘플링하여 디지털의 신경 신호로 변환한다. 이때 신경 세포에서 발생된 전기적 신호의 세기는 매우 미약하므로, 신호 검출부(100)는 획득된 로우 레벨의 신경 신호를 증폭하고, 증폭된 아날로그 로우 레벨 신호를 아날로그-디지털 컨버터 등을 이용하여 디지털의 신경 신호로 변환할 수 있다.

[0025] 파형 정렬부(200)는 신호 검출부(100)에서 획득된 신경 신호 중 기지정된 기준 세기 이상의 세기를 갖는 신경 신호를 추출하여 정렬함으로써, 신경 파형을 획득한다. 여기서 파형 정렬부(200)가 기준 세기 이상의 신경 신호를 추출하는 것은 신경 신호가 검출되는 신경 세포 중 의미있는 활동을 하고 있는 신경 세포에서 발생된 신경 신호를 추출하기 위해서이다. (a)에 도시된 바와 같이, 신경 세포에서 발생된 전기적 신호를 감지하여 획득되는 신경 신호는 진폭이 작은 다수의 신호와 스파이크 형태로 나타나는 진폭이 큰 신호로 구분될 수 있다. 여기서 스파이크 형태로 나타나는 신호 성분은 신경 세포는 유의미한 활동을 수행함에 따라 발생되는 전기적 신호이다. 그러나 신경 세포는 유의미한 활동을 수행하지 않는 경우에도 미세한 전기적 신호를 발생할 수 있다. 뿐만 아니라, 신호 검출부(100)가 신경 세포에서 발생되는 매우 약한 세기의 전기적 신호를 감지 및 증폭하는 과정에서 노이즈가 포함될 수 있다. 따라서 신경 신호는 진폭이 작은 신호와 진폭이 큰 스파이크 신호가 함께 획득된다.

[0026] 이에 파형 정렬부(200)는 미리 지정된 기준 세기 이상의 스파이크 신호만을 추출하고, 기지정된 방식으로 정렬하여 신경 파형을 획득함으로써 의미있는 신경 세포의 활동을 분석할 수 있도록 한다.

[0027] 상기한 신호 검출부(100)와 파형 정렬부(200)는 신경 파형 획득부로 통합될 수 있다. 그리고 신호 검출부(100)가 신경 신호를 검출하고 파형 정렬부(200)가 신경 신호로부터 신경 파형을 획득하는 과정은 기존과 동일하므로 여기서는 상세한 설명을 생략한다.

[0028] 파형 정렬부(200)에 의해 획득된 신경 파형은 (b)에 도시된 바와 같이, 다수의 신경 파형이 획득된다. 기지정된 기간 동안 획득된 다수(예를 들면, 4000개)의 신경 파형에는 유사한 패턴을 갖는 파형들이 존재하며, 유사한 패턴의 신경 파형들은 동일한 신경 세포에서 발생된 신경 신호의 파형 또는 동일한 활동을 하는 신경 세포들에서 발생된 신경 신호의 파형으로 볼 수 있다. 따라서 신경 파형을 분석하기 위해서는 다수의 신경 파형을 서로 유사한 패턴의 파형끼리 구분하여 분류해야 한다.

[0029] 그러나 다수의 신경 파형을 그대로 이용하여 서로 구분하는 것은 용이하지 않다. (b)에 도시된 다수의 신경 파형은 실제로는 3개로 구분되어야 하지만, 2개의 신경 파형이 매우 많은 부분에서 서로 중첩되는 형태로 검출됨에 따라, 다수의 신경 파형 각각이 분류되어야 하는 그룹을 판별하기가 매우 어렵다. 이에 기존에는 분류가 불명확한 다수의 신경 파형을 폐기하고 분류 가능한 신경 파형에 대해서만 분류를 수행하였다. 비록 최근에는 인공 신경망을 이용하여 다수의 신경 파형을 분류하고자 하는 시도가 있었으나, 상기한 바와 같이 신경 파형이 매우 많은 부분에서 서로 중첩되는 형태로 나타나는 경우, 인공 신경망을 이용할지라도 신경 파형의 분류 성능에 한계가 있었다.

[0030] 그러나 본 실시예에서는 전처리부(300)가 다수의 신경 파형 각각에서 위치별 기울기를 나타내는 다수의 그래디언트 파형(Grandient waveform)을 획득한다. 전처리부(300)는 일예로 도 2에 도시된 바와 같이, 다수의 신경 파형 각각에 대해 기지정된 간격의 샘플링 위치에서의 세기 차에 따라 기울기를 획득하고, 획득된 기울기를 이용하여 그래디언트 파형을 획득할 수 있다. 전처리부(300)는 일예로 수학식 1에 따라 제N 신호 파형(P)에 대한 그래디언트 파형(X)을 획득할 수 있다.

수학식 1

[0031] $$X(\mathrm{N},\mathrm{j}) = \frac{P(j+v) - P(j)}{v} \ (j = 1,2,\ldots,k)$$

[0032] 여기서 v는 신경 파형(P)에 대한 n 간격 기울기 값을 나타낸다.

[0033] (b)의 신경 파형에 대한 그래디언트 파형을 도시한 (c)를 살펴보면, (b)에 비해 유사한 패턴을 갖는 파형들이 더욱 명확하게 구분될 수 있음을 알 수 있다.

[0034] 또한 전처리부(300)는 획득된 그래디언트 파형이 기지정된 범위 내의 파형이 되도록 정규화를 수행할 수 있다. 일예로 전처리부(300)는 그래디언트 파형이 0 ~ 1 사이의 값을 갖는 파형이 되도록 정규화할 수 있다.

[0035] 전처리부(300)에 의해 다수의 신경 파형 각각에 대한 다수의 그래디언트 파형이 획득되면, 특징 추출부(400)는 획득된 다수의 그래디언트 파형 각각에 대한 특징을 추출한다.

[0036] 특징 추출부(400)는 미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어, 다수의 그래디언트 파형 각각에 대한 다수의 특징을 추출할 수 있다. 특히 본 실시예에서 특징 추출부(400)는 오토 인코더를 기반으로 하는 다수의 인코더로 구성되는 앙상블 인코더(Ensemble Encoder)를 포함하여, 다수의 그래디언트 파형 각각에 대한 특징을 다수의 인코더 각각이 추출하도록 한다.

[0037] 일예로 앙상블 인코더가 3개의 인코더로 구성되고, 3개의 인코더 각각이 개별 그래디언트 파형에 대해 3의 특징을 추출하는 경우, 특징 추출부는 각 그래디언트 파형에 대해 9개의 특징을 추출할 수 있다. 여기서 다수의 인코더 각각이 추출한 다수의 특징의 집합을 코드라고 할 수 있다. 그리고 앙상블 인코더의 다수의 인코더가 각 그래디언트 파형에 대해 추출한 다수의 코드의 집합을 앙상블 특징이라고 한다.

[0038] 그리고 다수의 그래디언트 파형 각각에 대해 추출된 다수의 앙상블 특징은 (d)와 같이 각 앙상블 특징에 포함된 다수의 특징의 값에 따라 미리 지정된 차원(예를 들면 3차원)의 공간 상의 특정 위치에 투영될 수 있다. (d)에서 다수의 포인트 각각은 공간 상의 특정 위치 좌표에 투영된 앙상블 특징을 나타낸다.

[0039] 앙상블 인코더를 구성하는 다수의 인코더는 학습시에 대응하는 디코더와 결합된 오토 인코더로 구성되어 각각 동일한 그래디언트 파형을 인가받아 코드를 추출하고, 추출된 코드로부터 다시 그래디언트 파형을 복원하여 출력하도록 미리 학습될 수 있다. 즉 다수의 오토 인코더는 동일한 학습 데이터를 이용하여 동일한 방식으로 학습이 수행될 수 있다. 다만 앙상블 인코더를 구성하는 다수의 인코더는 서로 다른 개수의 히든 레이어(hidden layer)를 포함하도록 구성됨으로써, 동일하게 학습이 수행되더라도 서로 다른 특징을 추출할 수 있다.

[0040] 특징 추출부(400)에 대한 상세한 설명은 후술하도록 한다.

[0041] 특징 추출부(400)에서 다수의 그래디언트 파형 각각에 대한 다수의 앙상블 특징이 추출되면, 클러스터링부(500)는 각각의 그래디언트 파형에 대해 추출된 다수의 앙상블을 기지정된 방식으로 구분하여 클러스터링한다. 클러스터링된 다수의 특징 집합은 대응하는 신경 파형이 서로 유사한 특징을 갖는 것으로 볼 수 있다. 즉 동일한 클러스터로 클러스터링된 다수의 앙상블 특징에 대응하는 다수의 신경 파형은 유사한 패턴을 갖는 것으로 볼 수 있다. 그리고 상기한 바와 같이, 서로 유사한 앙상블 특징을 갖는 신경 파형들은 동일한 신경 세포에서 발생된 신경 신호의 파형 또는 동일한 활동을 하는 신경 세포들에서 발생된 신경 신호의 파형이므로, 현재 의미있는 활동을 수행하는 다수의 신경 세포 각각에서 발생된 신경 파형을 정확하게 서로 구분할 수 있다.

[0042] 여기서 클러스터링부(500)는 다수의 특징 집합을 클러스터링하기 위해 K평균 클러스터링(K-means clustering) 알고리즘, 가우시안 혼합 모델(Gaussian mixture model: GMM) 알고리즘, 잡음을 활용한 밀도 기반 공간 클러스터링(Density-based spatial clustering of applications with noise: DBSCAN) 알고리즘 등의 다양한 알고리즘을 이용할 수 있다. 여기서는 일예로 클러스터링부(500)가 DBSCAN을 이용하는 것으로 가정한다. DBSCAN은 군집간의 거리를 기반으로 하는 기존의 다른 클러스터링 알고리즘과 달리 밀도에 기반하여 클러스터링을 수행한다. 따라서 DBSCAN은 다수의 특징 집합이 투영된 포인트가 밀집되어 있는 밀도가 높은 영역을 판단하고, 판단된 영역에 따라 다수의 포인트를 클러스터링함으로써 다양한 기하학적 형태로 배치된 포인트들을 클러스터링할 수 있다는 장점이 있다. 특히 클러스터 개수를 사전에 정의할 필요가 없으므로, 전극에서 몇개의 신경 파형이 검출될지 미리 예측할 수 없는 신경 파형 분류에 적합하다.

[0043] 즉 클러스터링부(500)는 다수의 앙상블 특징 각각에 대응하는 신경 파형들을 (e)에 도시된 바와 같이 서로 구분하여 분류할 수 있다.

[0044] 도 3은 오토 인코더의 개략적 구조와 이의 학습 방법을 설명하기 위한 도면이고, 도 4는 도 1의 앙상블 인코더가 추출하는 앙상블 특징을 설명하기 위한 도면이며, 도 5는 도 4의 다수의 인코더 각각이 추출한 다수의 코드를 디코딩하여 복원한 파형의 차이를 설명하기 위한 도면이다.

[0045] 도 3을 참조하면, 오토 인코더의 인코더는 다층 퍼셉트론(Multi-layer Perceptron)구조의 인공 신경망으로 구현될 수 있으며, 다수의 히든 레이어(hidden layer)를 포함하여 입력되는 그래디언트 파형으로부터 다수의 특징을 추출할 수 있다. 도 3에서는 일예로 하나의 입력 레이어(Input)와 3개의 히든 레이어(Hidden1 ~ Hidden3)를 포함하는 인코더를 도시하였다. 이중 제3 히든 레이어(Hidden3)는 기지정된 개수의 특징을 출력한다. 인코더는 다수의 특징을 각각 지정된 범위의 값으로 추출될 수 있으며, 인코더에서 추출된 특징의 조합이 코드이다.

[0046] 여기서는 일예로 인코더가 3개의 특징을 코드로 추출하는 것으로 도시하였으나, 인코더가 추출하는 특징의 개수는 다양하게 조절될 수 있다. 또한 히든 레이어의 개수 또한 다양하게 조절될 수 있다.

[0047] 다만 인코더가 입력되는 그래디언트 파형으로부터 다수의 특징을 추출하기 위해서는 미리 학습이 되어야 한다. 이에 도 3에서는 인코더를 학습시키기 위한 디코더가 추가로 결합되어 오토 인코더를 구성하고 있다. 디코더는 인코더를 학습시키기 위한 구성이므로, 인코더에 대한 학습이 완료되면 제거되며, 특징 추출부(400)에는 포함되지 않는다. 즉 앙상블 인코더의 구성에 디코더는 제외된다.

[0048] 도 3을 참조하여, 오토 인코더의 학습 방법을 설명하면, 오토 인코더는 신경 파형의 기울기에서 획득되는 그래디언트 파형을 인가받고, 학습되는 패턴 추정 방식에 따라 인가된 그래디언트 파형에서 다수의 특징, 즉 코드를 추출한다. 그리고 추출된 코드는 디코더로 인가되고, 디코더는 인가된 코드로부터 학습되는 패턴 복원 방식에 따라 파형을 복원한다.

[0049] 그리고 도시하지 않았으나, 인코더의 학습시에는 디코더 이외에도 학습부가 더 추가될 수 있다. 학습부는 디코더에서 복원된 파형을 인가받아 입력된 그래디언트 파형이 추출된 신경 파형을 비교하고, 비교 결과로 획득되는 두 파형 사이의 차이를 오차로서 획득한다. 그리고 획득된 오차를 디코더 및 인코더로 역전파한다. 즉 인코더와 디코더는 동시에 학습이 수행될 수 있다. 여기서 학습 과정은 오차가 기지정된 기준 오차 이내가 되거나 기지정된 횟수에 도달할 때까지 반복 수행될 수 있다.

[0050] 상기한 바와 같이 오토 인코더의 학습은 그래디언트 파형이 추출되는 원 신호인 신경 파형을 학습 데이터로 이용하여 수행될 수 있으므로, 학습용 데이터를 별도로 수집할 필요가 없다. 따라서 오토 인코더는 용이하게 학습될 수 있다.

[0051] 도 4에서는 일예로 앙상블 인코더(EE)가 3개의 인코더(EN1 ~ EN3)로 구성되는 경우를 도시하였다. 도 4에서 3개의 인코더(EN1 ~ EN3)는 모두 동일하게 입력 레이어를 통해 31개의 입력값을 인가받는 것으로 가정한다. 즉 그래디언트 파형에서 31개의 값을 입력값으로 인가받을 수 있다. 이는 본 실시예에서 신호 검출부(100)가 기지정된 기간 동안 32회 샘플링을 수행하여 신경 파형을 획득하고, 전처리부(300)가 신경 파형의 32개의 샘플링 위치에서의 값 사이의 차를 이용하여 그래디언트 파형을 획득하여, 그래디언트 파형의 값이 31개인 것으로 가정하였기 때문이다. 그러나 입력 값의 개수는 다양하게 변경될 수 있다.

[0052] 그리고 도 4에서는 일예로 3개의 인코더(EN1 ~ EN3) 중 제1 인코더(EN1)는 2개의 히든 레이어를 포함하고, 제2 인코더(EN2)는 3개의 히든 레이어를 포함하며, 제3 인코더(EN3)는 4개의 히든 레이어를 포함한다. 즉 앙상블 인코더(EE)의 다수의 인코더(EN1 ~ EN3)는 서로 다른 개수의 히든 레이어를 포함한다. 이는 앙상블 인코더(EE)의 다수의 인코더(EN1 ~ EN3)가 동일하게 학습이 되더라도 인가된 그래디언트 파형으로부터 서로 다른 특징을 추출할 수 있도록 하기 위함이다.

[0053] 즉 제1 인코더(EN1)는 얕은 깊이(shallow)를 갖고, 제2 인코더(EN2)는 중간 깊이(mdiddle)를 가지며 제3 인코더(EN3)는 깊은 깊이(deep)를 갖고 서로 다른 특징을 추출할 수 있다.

[0054] 그리고 3개의 인코더(EN1 ~ EN3) 각각에 대응하는 디코더 또한 도 4에 도시된 바와 같이 대응하는 인코더(EN1 ~ EN3)에 대응하는 깊이를 갖도록 구성될 수 있다.

[0055] 서로 다른 깊이를 갖는 다수의 인코더(EN1 ~ EN3)는 하나의 신경 파형에서 추출된 동일한 그래디언트 파형을 입력받더라도 서로 다른 특징을 추출하게 되며, 각각의 인코더(EN1 ~ EN3)에서 추출된 특징을 대응하는 디코더가 디코딩하는 경우 도 5에 도시된 바와 같이, 서로 유사하지만 동일하지 않은 3개의 신경 파형이 획득될 수 있다.

이렇게 각각의 디코더에서 출력되는 신경 파형의 차이가 발생되는 것은 다수의 인코더(EN1 ~ EN3)가 동일하게 3개씩의 특징을 추출하더라도, 히든 레이어의 개수에 따라 추출되는 그래디언트 신호로부터 함축적으로 추출할 수 있는 특징의 수준이 서로 상이하기 때문이다.

[0056] 도 5를 참조하면, (b)의 깊이가 얕은 제1 인코더(EN1)에서 추출된 특징을 디코딩하여 획득된 신경 파형에 비해, (d)의 깊이가 깊은 제3 인코더(EN3)에서 추출된 특징을 디코딩하여 획득된 신경 파형에 더 많은 상세 정보가 포함되어 있다는 것을 알 수 있다. 다만 (b)의 깊이가 얕은 제1 인코더(EN1)는 더 큰 맥락에서 개략적인 그래디언트 파형의 특징을 추출할 수 있으므로, 신경 파형의 개략적 구분에 적합하다. 즉 깊이가 얕은 제1 인코더(EN1)는 신경 파형의 분류 개수 등을 정확하게 추출할 수 있도록 특징을 추출하고, 깊이가 깊은 제3 인코더(EN3)는 각 신경 파형이 포함되어야 하는 클러스터를 판별할 수 있는 특징을 추출하는 것으로 볼 수 있다.

[0057] 도 6은 도 1의 특징 추출부의 다수의 오토 인코더에서 각각에서 추출된 특징을 개별적으로 클러스터링한 결과와 앙상블 특징을 클러스터링한 결과를 비교하여 나타낸다.

[0058] 도 6에서 (a) 내지 (c)는 도 5의 3개의 인코더(EN1 ~ EN3) 각각에서 추출된 특징들에 대해 클러스터링부(500)가 클러스터링을 수행한 결과를 나타내고, (d)는 3개의 인코더(EN1 ~ EN3)에서 추출된 특징들을 결합한 앙상블 특징에 대해 클러스터링부(500)가 클러스터링을 수행한 결과를 나타낸다.

[0059] 도 6의 (a) 내지 (c)를 비교하면, 기본적으로 인코더(EN1 ~ EN3)의 깊이가 깊어질수록 신경 파형이 더욱 명확하게 분류될 수 있음을 알 수 있다. 그러나 (c)에 도시된 바와 같이, 인코더의 깊이를 깊게 하는 것만으로는 분류 성능에 한계가 있다. 반면, 서로 다른 깊이를 갖는 다수의 인코더(EN1 ~ EN3)에서 추출된 특징들을 결합한 앙상블 특징을 이용하여 클러스터링을 수행하게 되면, (d)에 도시된 바와 같이, 각각의 신경 파형이 명확하고 정확하게 분류될 수 있음을 알 수 있다.

[0060] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 신경 파형 분류 방법을 나타낸다.

[0061] 도 1 내지 도 6을 참조하여, 도 7의 신경 파형 분류 방법을 설명하면, 우선 전극을 통해 전달되는 신경 신호를 검출한다(S10). 여기서 아날로그의 로우 레벨의 신경 신호가 전극을 통해 전달되고, 전달된 로우 레벨의 신경 신호를 증폭 및 샘플링하여 디지털의 신경 신호를 획득할 수 있다.

[0062] 신경 신호가 검출되면, 검출된 신경 신호에서 기지정된 기준 세기 이상의 세기를 갖는 신경 신호를 추출하고 기지정된 방식으로 정렬하여 다수의 신경 파형을 획득한다(S20). 그리고 획득된 다수의 신경 파형 각각에 대한 위치별 기울기를 계산하여 다수의 그래디언트 파형을 획득한다(S30).

[0063] 그래디언트 파형이 획득되면, 패턴 추정 방식이 미리 학습된 다수의 인코더로 구성되는 앙상블 인코더에 획득된 그래디언트 파형을 인가하여, 다수의 인코더 각각으로부터 다수의 그래디언트 파형 각각에 대해 다수의 특징을 추출한다. 여기서 다수의 인코더는 동일한 학습 데이터를 이용하여 동일한 방식으로 학습이 수행되며, 서로 다른 개수의 히든 레이어를 포함하여 동일한 그래디언트 파형으로부터 서로 다른 특징을 추출할 수 있다. 이때 다수의 인코더 각각이 하나의 그레디언트 파형으로부터 추출한 다수의 특징의 조합은 코드이다. 즉 다수의 인코더로 구성되는 앙상블 인코더는 다수의 그래디언트 파형 각각에 대해 다수의 코드를 추출한다(S40).

[0064] 그리고 각 그래디언트 파형에 대해 추출된 다수의 코드를 기지정된 방식으로 결합(concatenate)하여 앙상블 특징을 획득한다(S50).

[0065] 다수의 그래디언트 파형에 대한 다수의 앙상블 특징이 획득되면, 획득된 다수의 앙상블 특징을 기지정된 클러스터링 알고리즘을 이용하여 클러스터링하여 분류함으로써, 각 앙상블 특징에 대응하는 신경 파형을 분류한다(S60).

[0066] 도 8은 본 발명에 따른 신경 파형 분류 장치 및 방법에 의한 신경 파형 분류 성능을 나타내는 도면이다.

[0067] 도 8에서는 본 실시예에 따른 신경 파형에서 그래디언트 파형을 획득하고, 앙상블 인코더를 이용하여 획득된 그래디언트 파형의 특징을 추출하여 클러스터링 함으로써 수행된 신경 파형의 분류 결과를 기존의 다른 신경 파형 분류 결과와 비교하여 나타내었다.

[0068] 도 8의 우측단에 도시된 바와 같이, 본 실시예에 따른 신경 파형 분류 방법은 기존의 다른 신경 파형 분류 기법에 비해 다수의 신경 파형이 그 특징에 따라 매우 명확하게 서로 구분될 수 있음을 알 수 있다.

[0069] 결과적으로 본 실시예에 따른 신경 파형 분류 장치 및 방법은 신경 파형을 정확하게 분류할 수 있으므로, 뇌 신경 세포의 기능에 대한 높은 수준 연구를 위한 기반을 제공할 수 있다.

[0070] 본 발명에 따른 방법은 컴퓨터에서 실행시키기 위한 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다. 여기서 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스 될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 또한 컴퓨터 저장 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함하며, ROM(판독 전용 메모리), RAM(랜덤 액세스 메모리), CD(컴팩트 디스크)-ROM, DVD(디지털 비디오 디스크)-ROM, 자기 테이프, 플로피 디스크, 광데이터 저장장치 등을 포함할 수 있다.

[0071] 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.

[0072] 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

[0073] 100: 신호 검출부

200: 파형 정렬부

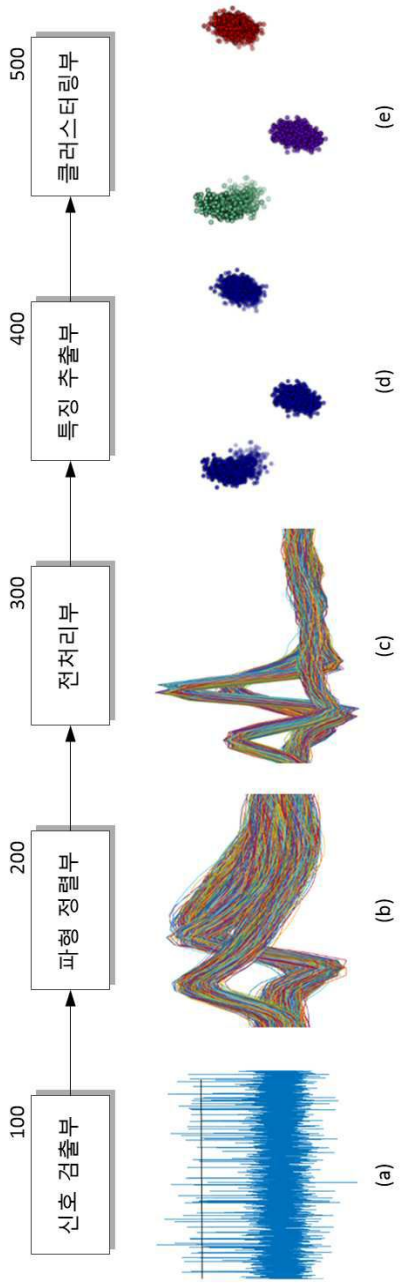
300: 전처리부

400: 특징 추출부

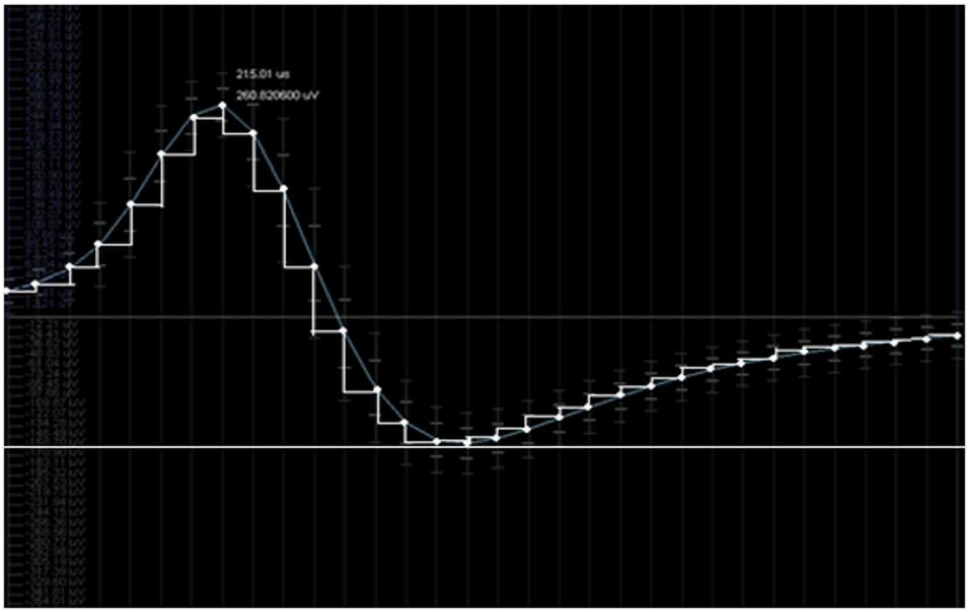
500: 클러스터링부

도면

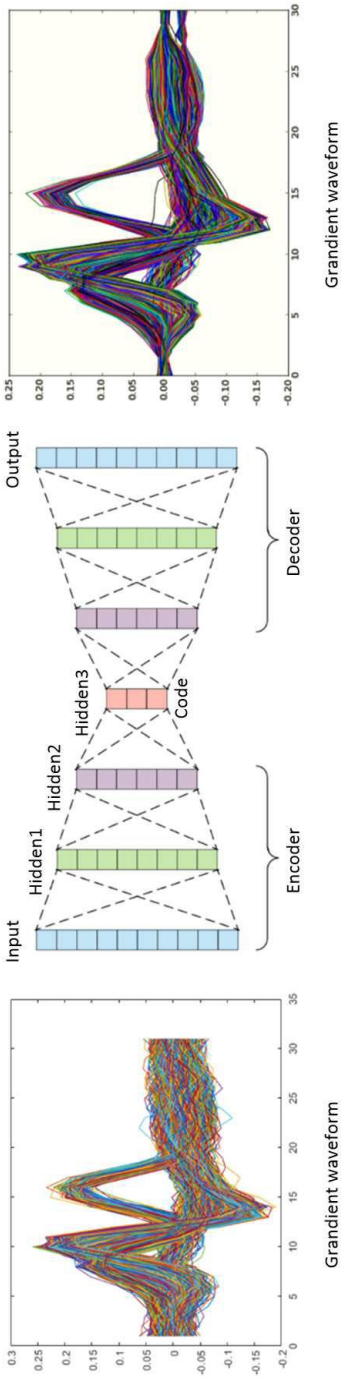
도면1



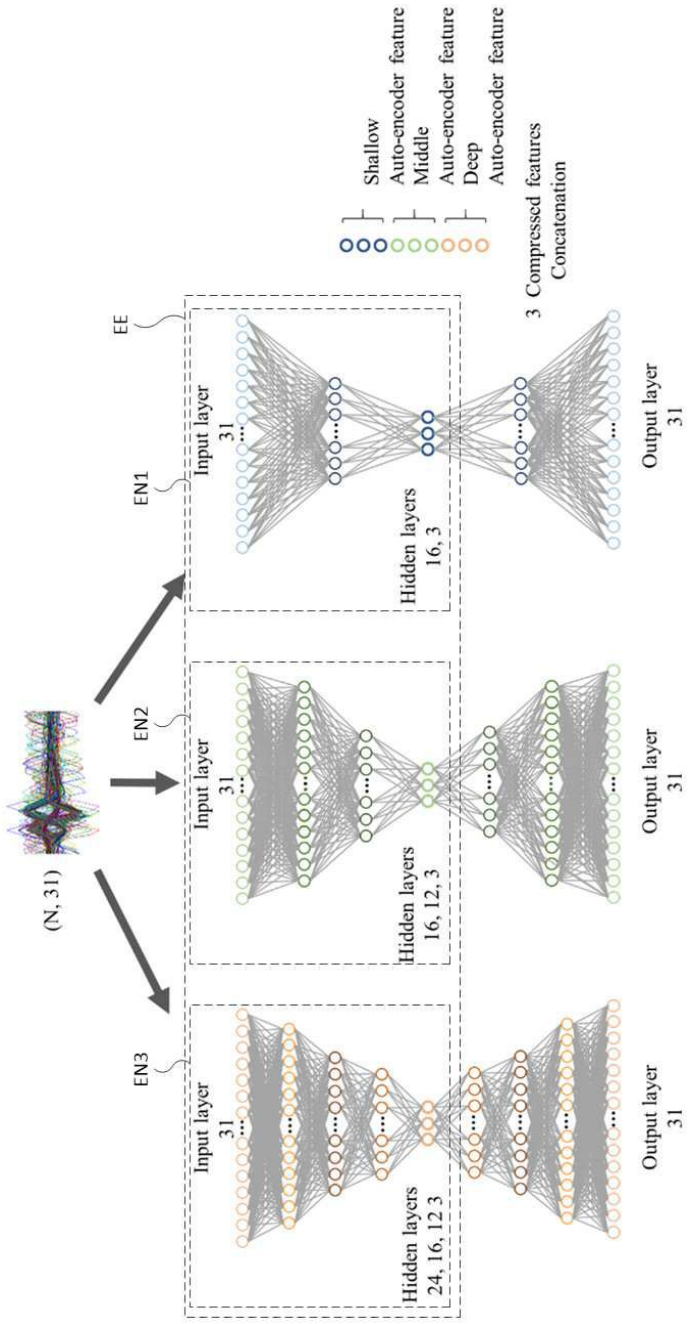
도면2



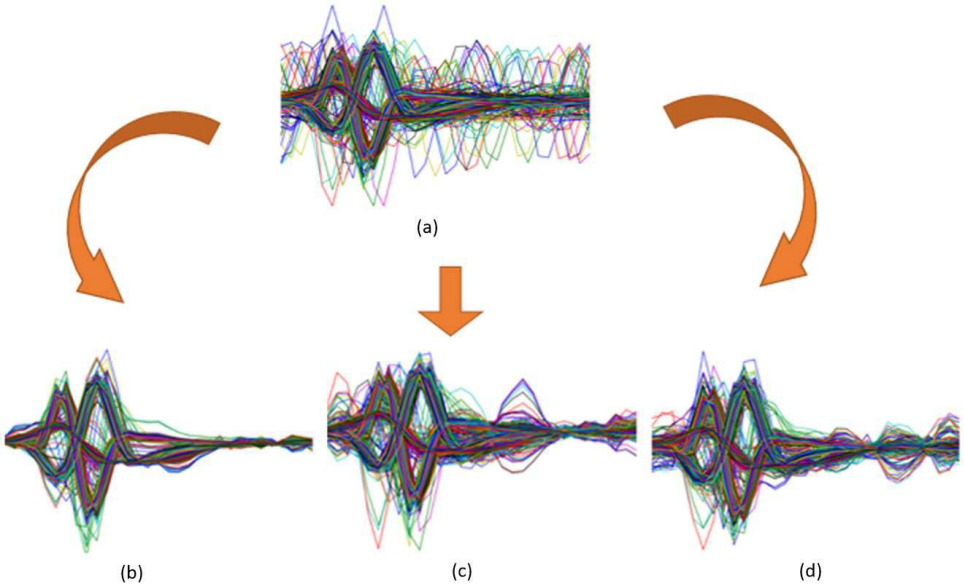
도면3


Grandient waveform
Output
Decoder
Hidden3
Code
Hidden2
Hidden1
Encoder
Input
Grandient waveform

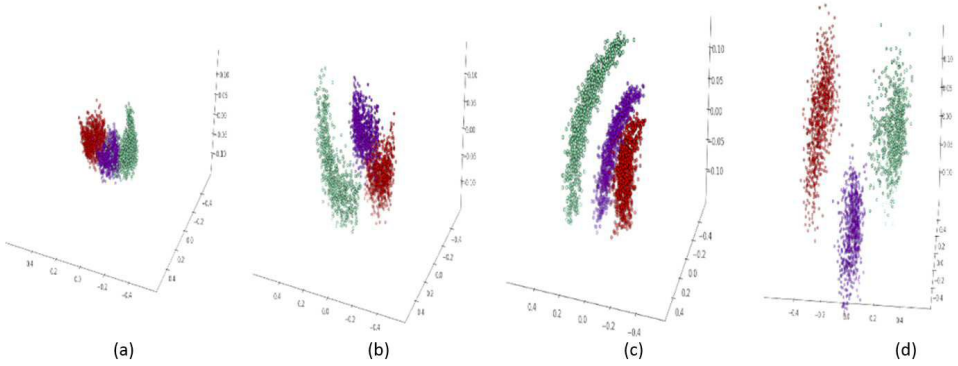
도면4


(N, 31)
EE
EN1
EN2
EN3
Input layer
31
Hidden layers
16, 3
Hidden layers
16, 12, 3
Hidden layers
24, 16, 12 3
Output layer
31
Shallow
Auto-encoder feature
Middle
Auto-encoder feature
Deep
Auto-encoder feature
3 Compressed features
Concatenation

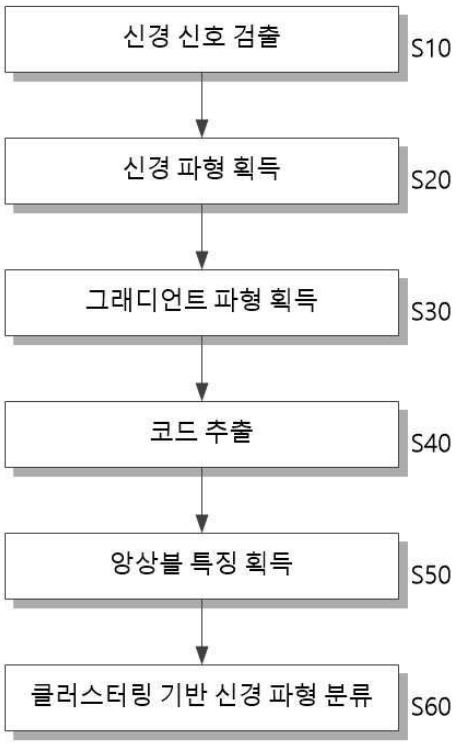
도면5



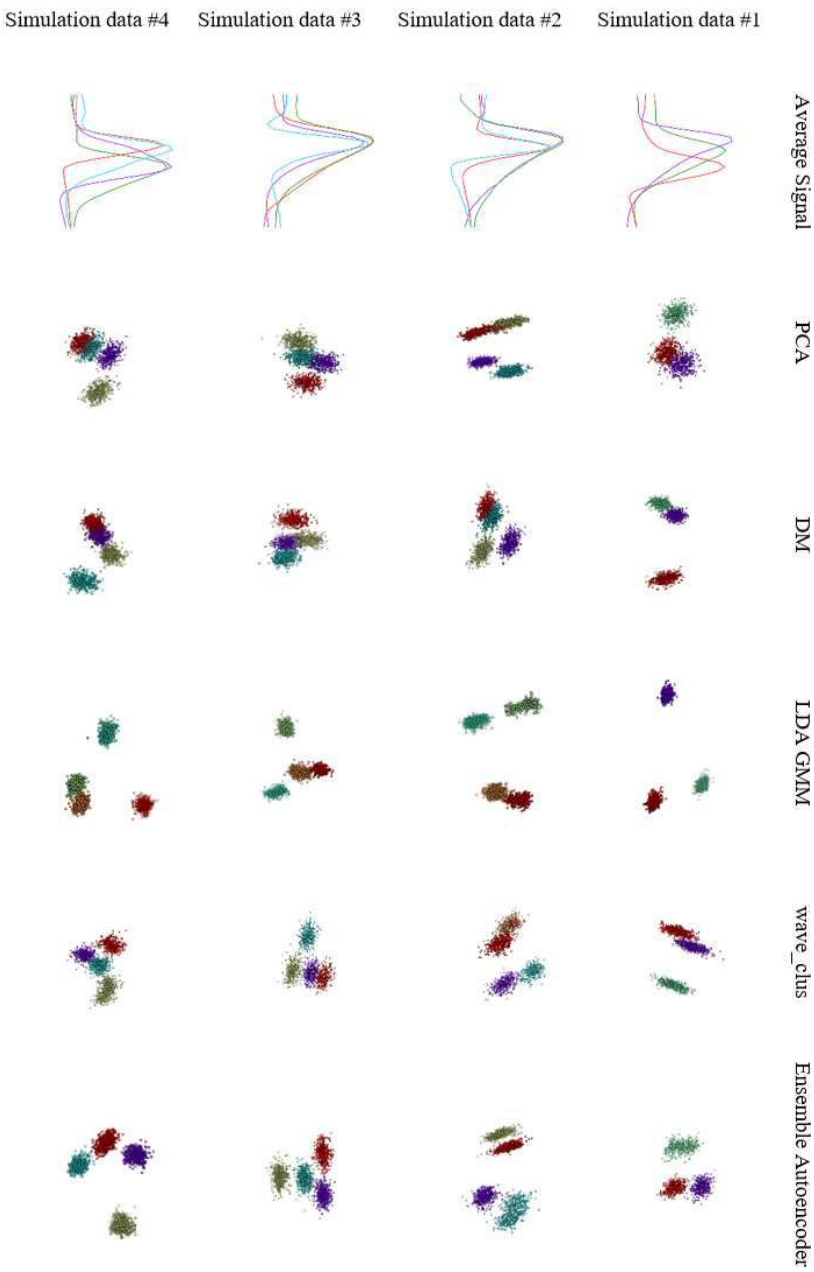
도면6



도면7


신경 신호 검출
S10
신경 파형 획득
S20
그래디언트 파형 획득
S30
코드 추출
S40
앙상블 특징 획득
S50
클러스터링 기반 신경 파형 분류
S60

도면8


Simulation data #4
Simulation data #3
Simulation data #2
Simulation data #1
Average Signal
PCA
DM
LDA GMM
wave_clus
Ensemble Autoencoder