



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년12월14일
(11) 등록번호 10-2339061
(24) 등록일자 2021년12월09일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/374 (2021.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/24 (2021.01) G06N 3/08 (2006.01)
G16H 50/20 (2018.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/374 (2021.01)
A61B 5/316 (2021.01)
(21) 출원번호 10-2020-0019540
(22) 출원일자 2020년02월18일
심사청구일자 2020년02월18일
(65) 공개번호 10-2021-0105057
(43) 공개일자 2021년08월26일
(56) 선행기술조사문헌
Caro-Martin C R etc., Spike sorting based on shape, phase, and distribution features, and K-TOPS clustering with validity and error indices. Scientific Reports. Vol.8, pp.1~28 (2018.12.12.) 1부.*
Dai J etc., Experimental Study on Neuronal Spike Sorting Methods. International Journal of Advanced Science and Technology. Vol.3, pp.41~48 (February, 2009) 1부.*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
가톨릭관동대학교산학협력단
강원도 강릉시 범일로579번길 24(내곡동, 가톨릭관동대학교)
(72) 발명자
황도식
서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C618호(신촌동, 연세대학교)
엄준식
서울특별시 서초구 방배로43길 21(방배동, 삼호아파트)
(74) 대리인
민영준

전체 청구항 수 : 총 12 항

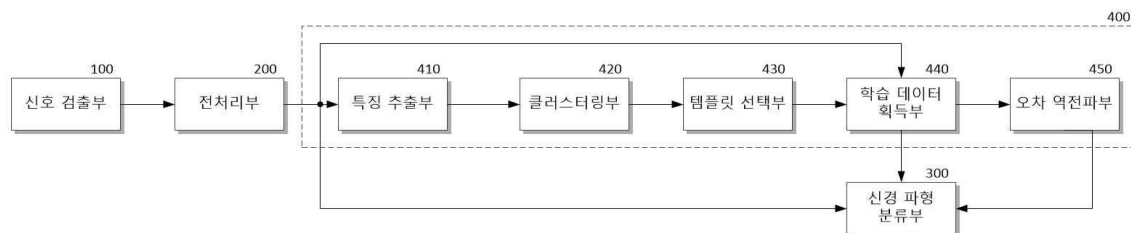
심사관 : 유창용

(54) 발명의 명칭 신경 파형 분류 장치 및 이를 위한 학습 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은 적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 신경 신호로부터 기지정된 방식으로 획득된 다수의 신경 파형을 인가받고, 기지정된 특징 추출 기법에 따라 인가된 다수의 신경 파형 각각에 대한 특징을 추출하는 특징 추출부, 추출된 다수의 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 다수의 클러스터로 클러스터링하는 클러스터링부, 다수 (뒷면에 계속)

대표도



의 클러스터 각각의 중심점을 판별하고, 판별된 중심점을 기준으로 각 클러스터의 전체 특징 개수 중 판별된 중심점을 기준으로 인접한 기지정된 템플릿 선택 비율에 따른 개수의 특징을 템플릿 특징으로 선택하는 템플릿 선택부 및 인가된 다수의 신경 파형 중 선택된 템플릿 특징에 대응하는 신경 파형을 템플릿 파형으로 추출하고, 추출된 템플릿 파형에 각 클러스터에 대응하는 식별자를 레이블로 레이블링하여 학습 데이터를 획득하는 학습 데이터 획득부를 포함하여, 신경 파형으로부터 정확하게 분류되고 레이블된 대량의 학습 데이터를 용이하게 획득할 수 있는 신경 파형 분류 장치 및 이를 위한 학습 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

(52) CPC특허분류

A61B 5/7246 (2013.01)

A61B 5/7264 (2013.01)

G06N 3/08 (2013.01)

G16H 50/20 (2018.01)

(72) 발명자

장한별

서울특별시 서대문구 연세로13길 9, 202호(창천동)

김세원

서울특별시 용산구 두텁바위로69길 34, 3층(후암동)

박인용

서울특별시 서대문구 연세로14길 62-57

허여울

인천광역시 부평구 경인로 964, 907호(부평동, SC 제일행복해)

조제원

서울특별시 강동구 강동대로 51길 75, 706호(성내동, 중명아파트)

박상진

경기도 구리시 갈매중앙로56번길 34, 202호(갈매동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711081257
과제번호	2018M3C7A1024734
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	뇌과학원천기술개발(R&D)
연구과제명	뇌 신경회로의 대용량 전기신호 처리 알고리즘 개발
기 여 율	7/10
과제수행기관명	연세대학교 산학협력단
연구기간	2019.01.01 ~ 2019.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711103955
과제번호	2018M3C7A1024736
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	뇌과학원천기술개발(R&D)
연구과제명	3D나노IC전극을 이용한 행동하는 동물에서의 단단위 신경신호 측정법 개발
기 여 율	3/10
과제수행기관명	가톨릭관동대학교 산학협력단
연구기간	2020.01.01 ~ 2020.12.31

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 신경 신호로부터 기지정된 방식으로 획득된 다수의 신경 파형을 인가받고, 기지정된 특징 추출 기법에 따라 인가된 다수의 신경 파형 각각에 대한 특징을 추출하는 특징 추출부;

추출된 다수의 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 다수의 클러스터로 클러스터링하는 클러스터링부;

다수의 클러스터 각각의 중심점을 판별하고, 판별된 중심점을 기준으로 각 클러스터의 전체 특징 개수 중 판별된 상기 중심점을 기준으로 인접한 기지정된 템플릿 선택 비율에 따른 개수의 특징을 템플릿 특징으로 선택하는 템플릿 선택부; 및

인가된 다수의 신경 파형 중 선택된 템플릿 특징에 대응하는 신경 파형을 템플릿 파형으로 추출하고, 추출된 템플릿 파형에 각 클러스터에 대응하는 식별자를 레이블로 레이블링하여 학습 데이터를 획득하는 학습 데이터 획득부를 포함하되,

상기 템플릿 선택 비율은

5 ~ 20% 범위 내에서 하나의 값으로 지정되는 신경 파형 분류를 위한 학습 장치.

청구항 2

제1 항에 있어서, 상기 학습 데이터 획득부는

다수의 신경 파형을 인가받아 분류하도록 학습되어야 하는 인공 신경망의 입력으로 상기 템플릿 파형을 인가하고,

상기 학습 장치는

상기 인공 신경망에서 다수의 신경 파형 각각을 분류한 식별자와 상기 학습 데이터의 식별자를 비교하여 오차를 계산하고, 계산된 오차를 상기 인공 신경망으로 역전파하여 학습시키는 오차 역전파부를 더 포함하는 신경 파형 분류를 위한 학습 장치.

청구항 3

제1 항에 있어서, 상기 특징 추출부는

상기 다수의 신경 파형에 대해 주성분 분석 기법에 따라 상기 신경 파형의 차원보다 낮은 차원을 갖는 특징을 추출하는 신경 파형 분류를 위한 학습 장치.

청구항 4

제1 항에 있어서, 상기 클러스터링부는

상기 다수의 특징을 K 평균 클러스터링 기법에 따라 K개의 클러스터로 클러스터링하는 신경 파형 분류를 위한 학습 장치.

청구항 5

삭제

청구항 6

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

상기 신경 신호에서 기지정된 기준 세기 이상의 세기를 갖는 신경 신호를 추출하고 기지정된 방식으로 정렬하여

다수의 신경 파형을 획득하는 전처리부;

인공 신경망으로 구현되고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 다수의 신경 파형을 분류하여, 분류된 신경 파형 각각에 대응하는 식별자를 출력하는 신경 파형 분류부; 및

상기 신경 파형 분류부의 학습 시에 결합되어 다수의 신경 파형을 인가받고, 기지정된 특징 추출 기법에 따라 인가된 다수의 신경 파형 각각에 대한 특징을 추출하고, 추출된 다수의 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 다수의 클러스터로 클러스터링하여, 다수의 클러스터 각각의 중심점을 판별하며, 판별된 중심점을 기준으로 각 클러스터의 전체 특징 개수 중 판별된 상기 중심점을 기준으로 인접한 기지정된 템플릿 선택 비율에 따른 개수의 특징을 템플릿 특징으로 선택하여, 인가된 다수의 신경 파형 중 선택된 템플릿 특징에 대응하는 신경 파형을 템플릿 파형으로 추출하고, 추출된 템플릿 파형에 각 클러스터에 대응하는 식별자를 레이블로 레이블링하여 학습 데이터를 획득하는 학습부를 포함하되,

상기 템플릿 선택 비율은

5 ~ 20% 범위 내에서 하나의 값으로 지정되는 신경 파형 분류 장치.

청구항 7

제6 항에 있어서, 상기 학습부는

상기 신경 파형 분류부로 상기 템플릿 파형을 인가하고, 상기 신경 파형 분류부에서 출력되는 식별자와 상기 학습 데이터의 식별자를 비교하여 오차를 계산하고, 계산된 오차를 상기 인공 신경망으로 역전파하여 상기 신경 파형 분류부를 학습시키는 오차 역전파부를 더 포함하는 신경 파형 분류 장치.

청구항 8

제6 항에 있어서, 상기 학습부는

상기 다수의 신경 파형에 대해 주성분 분석 기법에 따라 상기 신경 파형의 차원보다 낮은 차원을 갖는 특징을 추출하는 신경 파형 분류 장치.

청구항 9

제6 항에 있어서, 상기 학습부는

상기 다수의 특징을 K 평균 클러스터링 기법에 따라 K개의 클러스터로 클러스터링하는 신경 파형 분류 장치.

청구항 10

신경 파형 분류를 위한 학습 장치에서 수행되는 방법으로서,

적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 신경 신호로부터 기지정된 방식으로 획득된 다수의 신경 파형을 인가받고, 기지정된 특징 추출 기법에 따라 인가된 다수의 신경 파형 각각에 대한 특징을 추출하는 단계;

추출된 다수의 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 다수의 클러스터로 클러스터링하는 단계;

다수의 클러스터 각각의 중심점을 판별하는 단계;

판별된 중심점을 기준으로 각 클러스터의 전체 특징 개수 중 판별된 상기 중심점을 기준으로 인접한 기지정된 템플릿 선택 비율에 따른 개수의 특징을 템플릿 특징으로 선택하는 단계;

인가된 다수의 신경 파형 중 선택된 템플릿 특징에 대응하는 신경 파형을 템플릿 파형으로 추출하는 단계; 및

추출된 템플릿 파형에 각 클러스터에 대응하는 식별자를 레이블로 레이블링하여 학습 데이터를 획득하는 단계를 포함하되,

상기 템플릿 선택 비율은

5 ~ 20% 범위 내에서 하나의 값으로 지정되는 신경 파형 분류를 위한 학습 방법.

청구항 11

제10 항에 있어서, 상기 학습 방법은

다수의 신경 파형을 인가받아 분류하도록 학습되어야 하는 인공 신경망의 입력으로 상기 템플릿 파형을 인가하는 단계;

상기 인공 신경망에서 다수의 신경 파형 각각을 분류한 식별자와 상기 학습 데이터의 식별자를 비교하여 오차를 계산하는 단계; 및

계산된 오차를 상기 인공 신경망으로 역전파하는 단계를 더 포함하는 신경 파형 분류를 위한 학습 방법.

청구항 12

제10 항에 있어서, 상기 특징을 추출하는 단계는

상기 다수의 신경 파형에 대해 주성분 분석 기법에 따라 상기 신경 파형의 차원보다 낮은 차원을 갖는 특징을 추출하는 신경 파형 분류를 위한 학습 방법.

청구항 13

제10 항에 있어서, 상기 클러스터링하는 단계는

상기 다수의 특징을 K 평균 클러스터링 기법에 따라 K개의 클러스터로 클러스터링하는 신경 파형 분류를 위한 학습 방법.

청구항 14

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 신경 파형 분류 장치 및 이를 위한 학습 장치 및 방법에 관한 것으로, 학습데이터를 효율적으로 획득할 수 있는 신경 파형 분류 장치 및 이를 위한 학습 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 신경 파형(Neural Waveform) 검사는 뇌의 신경 세포(neuron) 사이에 신호가 전달될 때 발생하는 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. 그러나 전극의 크기는 신경 세포의 크기에 비해 매우 크기 때문에, 대부분의 경우에 하나의 전극에서 매우 많은 신경 파형이 동시에 감지되게 된다.

[0004] 이에 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 분류하기 어려우며, 이로 인해 신경 파형의 분석이 용이하지 않다는 한계가 있다.

[0005] 이러한 한계를 극복하기 위해 최근에는 인공 신경망을 이용하여 신경 파형을 분류하고자 하는 연구가 진행되고 있다. 다만 인공 신경망을 이용하여 신경 파형을 분류하기 위해서는 인공 신경망이 미리 학습되어야만 하며, 인공 신경망을 학습시키기 위해서는 학습 데이터가 요구된다. 여기서 학습 데이터는 서로 다른 신경 파형 각각에 대해 미리 구분되어 구분자가 레이블된 데이터를 의미한다.

[0006] 그러나 인공 신경망이 효과적으로 학습될 수 있는 학습 데이터를 획득하기 위해서는 다수의 신경 파형을 정확하게 분류하고, 분류된 신경 파형 각각에 별도로 구분자를 레이블링을 해야 한다. 그리고 신경 파형 검사 시에 신경 파형은 일정 기간 동안 다수(일예로 4000여개)로 획득되므로, 획득된 대량의 신경 파형을 분류하여 구분자를 레이블링 하는 것은 현실적으로 매우 어렵다. 특히 인공 신경망을 학습시키기 위해서는 다양한 패턴의 대량의 신경 파형에 대한 학습이 요구되므로, 각각 다수로 획득되는 대량의 신경 파형에 대해 구분자를 레이블링

하여 학습 데이터를 획득하는 것은 현실적으로 불가능하다고 볼 수 있다.

선행기술문헌

특허문헌

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

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본 발명의 목적은 신경 과형 분류를 위한 인공 신경망을 효과적으로 학습시킬 수 있는 신경 과형 분류 장치 및 이를 위한 학습 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

[0009] 본 발명의 다른 목적은 정확하게 분류된 학습 데이터를 용이하게 획득할 수 있는 신경 과형 분류 장치 및 이를 위한 학습 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 신경 과형 분류 장치를 위한 학습 장치는 적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 신경 신호로부터 기지정된 방식으로 획득된 다수의 신경 과형을 인가받고, 기지정된 특징 추출 기법에 따라 인가된 다수의 신경 과형 각각에 대한 특징을 추출하는 특징 추출부; 추출된 다수의 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 다수의 클러스터로 클러스터링하는 클러스터링부; 다수의 클러스터 각각의 중심점을 판별하고, 판별된 중심점을 기준으로 각 클러스터의 전체 특징 개수 중 판별된 상기 중심점을 기준으로 인접한 기지정된 템플릿 선택 비율에 따른 개수의 특징을 템플릿 특징으로 선택하는 템플릿 선택부; 및 인가된 다수의 신경 과형 중 선택된 템플릿 특징에 대응하는 신경 과형을 템플릿 과형으로 추출하고, 추출된 템플릿 과형에 각 클러스터에 대응하는 식별자를 레이블로 레이블링하여 학습 데이터를 획득하는 학습 데이터 획득부를 포함한다.

[0011] 상기 학습 데이터 획득부는 다수의 신경 과형을 인가받아 분류하도록 학습되어야 하는 인공 신경망의 입력으로 상기 템플릿 과형을 인가할 수 있다.

[0012] 상기 학습 장치는 상기 인공 신경망에서 다수의 신경 과형 각각을 분류한 식별자와 상기 학습 데이터의 식별자를 비교하여 오차를 계산하고, 계산된 오차를 상기 인공 신경망으로 역전파하여 학습시키는 오차 역전파부를 더 포함할 수 있다.

[0013] 상기 특징 추출부는 상기 다수의 신경 과형에 대해 주성분 분석 기법에 따라 상기 신경 과형의 차원보다 낮은 차원을 갖는 특징을 추출할 수 있다.

[0014] 상기 클러스터링부는 상기 다수의 특징을 K 평균 클러스터링 기법에 따라 K개의 클러스터로 클러스터링할 수 있다.

[0015] 상기 템플릿 선택 비율은 5 ~ 20% 범위 내에서 하나의 값으로 지정될 수 있다.

[0016] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 신경 과형 분류 장치는 적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 아날로그의 로우 레벨 신경 신호를 샘플링하여 디지털로 변환하여 상기 신경 신호를 획득하는 신호 검출부; 상기 신경 신호에서 기지정된 기준 세기 이상의 세기를 갖는 신경 신호를 추출하고 기지정된 방식으로 정렬하여 다수의 신경 과형을 획득하는 전처리부; 인공 신경망으로 구현되고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 다수의 신경 과형을 분류하여, 분류된 신경 과형 각각에 대응하는 식별자를 출력하는 신경 과형 분류부; 및 상기 신경 과형 분류부의 학습 시에 결합되어 다수의 신경 과형을 인가받고, 기지정된 특징 추출 기법에 따라 인가된 다수의 신경 과형 각각에 대한 특징을 추출하고, 추출된 다수의 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 다수의 클러스터로 클러스터링하여, 다수의 클러스터 각각의 중심점을 판별하며, 판별된 중심점을 기준으로 각 클러스터의 전체 특징 개수 중 판별된 상기 중심점을 기준으로 인접한 기지정된 템플릿 선택 비율에 따른 개수의 특징을 템플릿 특징으로 선택하여, 인가된 다수의 신경 과형 중 선택된 템플릿 특징에 대응하는 신경 과형을 템플릿 과형으로 추출하고, 추출된 템플릿 과형에 각 클러스터에 대응하는 식별자를 레이블로 레이블링하여 학

습 데이터를 획득하는 학습부를 포함한다.

[0017] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 신경 과형 분류 장치를 위한 학습 방법은 적어도 하나의 전극을 통해 감지되는 신경 신호로부터 기지정된 방식으로 획득된 다수의 신경 과형을 인가받고, 기지정된 특징 추출 기법에 따라 인가된 다수의 신경 과형 각각에 대한 특징을 추출하는 단계; 추출된 다수의 특징을 기지정된 클러스터링 기법에 따라 다수의 클러스터로 클러스터링하는 단계; 다수의 클러스터 각각의 중심점을 판별하는 단계; 판별된 중심점을 기준으로 각 클러스터의 전체 특징 개수 중 판별된 상기 중심점을 기준으로 인접한 기지정된 템플릿 선택 비율에 따른 개수의 특징을 템플릿 특징으로 선택하는 단계; 인가된 다수의 신경 과형 중 선택된 템플릿 특징에 대응하는 신경 과형을 템플릿 과형으로 추출하는 단계; 및 추출된 템플릿 과형에 각 클러스터에 대응하는 식별자를 레이블로 레이블링하여 학습 데이터를 획득하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0018] 따라서, 본 발명의 실시예에 따른 신경 과형 분류를 위한 학습 장치 및 방법은 신경 과형으로부터 정확하게 분류되고 레이블된 대량의 학습 데이터를 용이하게 획득할 수 있으며, 획득된 학습 데이터를 기반으로 신경 과형 분류를 위한 인공 신경망을 효과적으로 학습시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0019] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 신경 과형 분류를 위한 학습 장치를 포함하는 신경 과형 분류 장치의 개략적 구조를 나타낸다.

도 2는 도 1의 신경 과형 분류를 위한 학습 장치의 각 구성에서 획득되는 신호를 나타낸다.

도 3은 도 1의 특징 추출부가 다수의 신경 과형으로부터 특징을 추출하는 개념을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 도 1의 신경 과형 분류부의 구성과 이를 학습시키는 개념을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 신경 과형 분류를 위한 학습 방법을 나타낸다.

도 6은 템플릿 특징 선택 비율에 따른 학습 정확도를 시뮬레이션한 결과를 나타낸다.

도 7은 클러스터 개수와 잡음에 따른 분류 정확도를 시뮬레이션한 결과를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0020] 본 발명과 본 발명의 동작상의 이점 및 본 발명의 실시예에 의하여 달성되는 목적을 충분히 이해하기 위해서는 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 첨부 도면 및 첨부 도면에 기재된 내용을 참조하여야만 한다.

[0021] 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.

[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. 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.

[0023] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 신경 과형 분류를 위한 학습 장치를 포함하는 신경 과형 분류 장치의 개략적 구조를 나타내고, 도 2는 도 1의 신경 과형 분류를 위한 학습 장치의 각 구성에서 획득되는 신호를 나타낸다. 그리고 도 3은 도 1의 특징 추출부가 다수의 신경 과형으로부터 특징을 추출하는 개념을 설명하기 위한 도면이며, 도 4는 도 1의 신경 과형 분류부의 구성과 이를 학습시키는 개념을 설명하기 위한 도면이다.

[0024] 도 1을 참조하면, 본 실시예에 따른 신경 과형 분류 장치는 신호 검출부(100), 전처리부(200), 신경 과형 분류부(300) 및 학습부(400)를 포함한다.

[0025] 우선 신호 검출부(100)는 신경 세포의 활동에 의해 생성된 전기적 신호를 감지하는 적어도 하나의 전극을 통해 인가받아 다수의 신경 신호를 획득한다.

[0026] 신호 검출부(100)는 적어도 하나의 전극 각각을 통해 기지정된 기간 동안 반복적으로 인가되는 로우(Raw) 레벨

의 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.

[0027] 전처리부(200)는 신호 검출부(100)에서 획득된 신경 신호 중 기지정된 기준 세기 이상의 세기를 갖는 신경 신호를 추출하여 정렬함으로써, 신경 파형을 획득한다. 여기서 전처리부(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.

[0028] 도 2의 (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 발생하는 전기적 신호이다. 그러나 신경 세포는 유의미한 활동을 수행하지 않는 경우에도 미세한 전기적 신호를 발생할 수 있다. 뿐만 아니라, 신호 검출부(100)가 신경 세포에서 발생하는 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.

[0029] 이에 전처리부(200)는 미리 지정된 기준 세기 이상의 스파이크 신호만을 추출하고, 기지정된 방식으로 정렬하여 도 2의 (b)에 도시된 바와 같이, 신경 파형을 획득함으로써 의미있는 신경 세포의 활동을 분석할 수 있도록 한다.

[0030] 상기한 신호 검출부(100)와 전처리부(200)는 신경 파형 획득부로 통합될 수 있다. 그리고 신호 검출부(100)가 신경 신호를 검출하고 전처리부(200)가 신경 신호로부터 신경 파형을 획득하는 과정은 기존과 동일하므로 여기서는 상세한 설명을 생략한다.

[0031] 신경 파형 분류부(300)는 전처리부(200)에서 전처리되어 획득된 다수의 신경 파형을 인가받아 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 다수의 신경 파형 각각을 패턴에 따라 분류하여 식별자를 레이블링할 수 있다. 신경 파형 분류부(300)는 도 2의 (b)와 같이 인가되는 다수의 신경 파형을 도 2의 (c)에 도시된 바와 같이 3개의 신경 파형으로 분류하여, 분류된 신경 파형 각각에 식별자를 레이블링할 수 있다.

[0032] 신경 파형 분류부(300)는 인공 신경망으로 구현될 수 있으며, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 전처리부(200)에서 획득된 다수의 신경 파형 각각의 특징을 추출하고, 미리 학습된 패턴 분류 방식에 따라 추출된 특징을 분류함으로써 다수의 신경 파형을 구분하여 식별할 수 있다. 즉 다수의 신경 파형 중 동일한 신경 파형과 다른 신경 파형을 구분하여 분류할 수 있다. 그리고 분류된 신경 파형 각각에 지정된 레이블을 레이블링하여 출력할 수 있다.

[0033] 신경 파형 분류부(300)에 대한 상세한 설명은 후술하도록 한다.

[0034] 학습부(400)는 본 실시예에 따른 신경 파형 분류를 위한 학습 장치로서, 신경 파형 분류 장치의 학습 시에만 결합되고, 학습이 완료된 이후에는 신경 파형 분류 장치에서 제거될 수 있다.

[0035] 학습부(400)는 전처리부(200)에서 획득된 다수의 신경 파형으로부터 학습 데이터를 획득하고, 획득된 학습 데이터를 이용하여 신경 파형 분류부(300)를 학습시킨다.

[0036] 학습부(400)는 특징 추출부(410), 클러스터링부(420), 템플릿 선택부(430), 학습 데이터 획득부(440) 및 오차 역전파부(450)를 포함할 수 있다.

[0037] 특징 추출부(410)는 전처리부(200)에서 획득된 다수의 신경 파형을 인가받아 기지정된 방식으로 특징을 추출한다. 특징 추출부(410)는 도 2의 (b)와 같이 다수로 획득된 신경 파형을 인가받고, 인가된 다수의 신경 파형 각각의 특징을 추출하여, 도 2의 (d)와 같이 기지정된 차원의 특징 공간 상의 다수의 특징점으로 표현할 수 있다.

[0038] 특징 추출부(410)는 다양한 기법을 이용하여 특징점을 추출할 수 있으나, 여기서는 일례로 특징 추출부(410)가 주성분 분석(Principal Component Analysis: 이하 PCA) 기법에 따라 신경 파형의 특징을 추출하는 것으로 가정한다. PCA 기법은 다차원 공간 상에 분포된 다수의 데이터를 보다 낮은 차원으로 투영하여, 각 데이터가 갖는 정보 손실을 최소화하면서 데이터를 보다 낮은 차원(또는 차수)의 데이터로 변환함으로써, 데이터 분석을 용이하도록 하는 기법이다.

[0039] PCA 기법은 도 3(a)에 도시된 바와 같이, 다수의 데이터가 인가되면, 인가된 데이터의 분포에 따른 분산을 크게

하는 순서로 적어도 하나의 주성분(PC1, PC2)을 획득한다. 여기서 적어도 하나의 주성분 각각(PC1, PC2)은 신경 과형들의 특징으로서 획득되는 주성분의 개수는 신경 과형의 특징 개수에 따라 조절될 수 있다. 만일 2개의 주성분이 획득되면, 도 3의 (b)에 도시된 바와 같이, 2개의 주성분(PC1, PC2)을 각 축으로 하는 특징 공간 상에 데이터를 투영함으로써, 도 3의 (c)와 같이 차수가 낮아진 특징을 획득할 수 있다.

[0040] 일례로 본 실시예에서 다수의 신경 과형 각각은 32차원의 데이터로 획득될 수 있으며, PCA 기법을 적용하는 경우, 다수의 신경 과형은 3차원의 특징으로 추출될 수 있다.

[0041] 특징 추출부(410)에서 다수의 선형 과형 각각에 대응하는 다수의 특징점이 추출되면, 클러스터링부(420)는 추출된 다수의 특징을 기지정된 방식으로 클러스터링한다. 클러스터링부(420)는 추출된 다수의 특징을 클러스터링함으로써, 대응하는 다수의 선형 과형에 대한 특징을 도 2의 (e)와 같이 다수의 클러스터로 분류한다. 도 2의 (e)에서는 클러스터링부(420)가 다수의 특징을 3개의 클러스터로 분류한 경우를 도시하였으며, 구분을 위해 각 클러스터를 서로 다른 색상으로 표시하였다.

[0042] 클러스터링부(420)는 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 있으나, 여기서는 일례로 K 평균 클러스터링(K-Means Clustering) 기법에 따라 다수의 특징을 기지정된 K개로 클러스터링하는 것으로 가정한다.

[0043] 특징 추출부(410)가 32차원의 신경 과형으로부터 3차원의 특징을 추출함으로써, 클러스터링부(420)에서의 클러스터링 성능이 크게 향상될 수 있다.

[0044] 클러스터링부(420)에 의해 다수의 특징이 클러스터링되면, 템플릿 선택부(430)가 클러스터링된 다수의 클러스터 각각에서 템플릿 특징을 선택한다. 템플릿 선택부(430)는 다수의 클러스터 각각의 중심점을 판별하고, 다수의 클러스터 각각에서 판별된 중심점을 기준으로 인접한 기지정된 비율에 따른 개수의 특징을 템플릿 특징으로 선택한다.

[0045] 일례로 템플릿 선택부(430)는 각 클러스터로 클러스터링된 다수의 특징 중심점에 인접한 10% 비율의 개수에 따른 특징을 템플릿 특징으로 선택할 수 있다. 여기서 템플릿 선택부(430)가 중심점에 인접한 기지정된 비율에 따른 개수의 특징을 템플릿 특징으로 선택하는 것은 특징 추출부(410)와 클러스터링부(420)에 의해 클러스터링된 특징에 따라 분류되는 신경 과형으로부터 분류 신뢰도를 보다 향상시키기 위해서이다.

[0046] 상기한 바와 같이, 인공 신경망으로 구현되는 신경 과형 분류부(300)는 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 신경 과형을 분류하게 되므로, 신경 과형 분류부(300)를 학습시키기 위한 학습 데이터에는 분류 결과가 레이블되어 있어야 한다. 그리고 이때 학습 데이터에 레이블링된 레이블은 매우 높은 신뢰도가 요구된다. 만일 학습 데이터의 레이블에 오류가 있다면, 신경 과형 분류부(300)는 정상적으로 학습되지 않으며, 이로 인해 신경 과형을 정확하게 분류할 수 없게 된다.

[0047] 그러나 상기한 바와 같이 PCA 기법과 K 평균 클러스터링 기법에 따라 다수의 신경 과형의 특징을 분류하더라도, 분류 정확도를 완전하게 신뢰하기는 어렵다. 특히 K 평균 클러스터링 기법에 따라 클러스터링된 다수의 클러스터가 서로 인접하거나, 각 클러스터에 포함된 특징의 분포가 매우 이산적인 경우, 즉 분산이 큰 경우, 각 특징의 클러스터링 결과에 대한 신뢰도는 낮아질 수밖에 없다. 특히 각 클러스터에서 중심점의 위치로부터 상대적으로 먼 위치의 특징일수록 클러스터링 결과에 대한 신뢰도가 낮아지게 된다.

[0048] 이에 본 실시예에서는 템플릿 선택부(430)를 포함하여 각 클러스터에서 가장 확실하게 분류되는 것으로 고려될 수 있는 중심점으로부터 인접한 특징을 기지정된 비율만큼 선택하여 템플릿 특징으로 획득한다. 즉 다수의 클러스터 각각에서 클러스터링 신뢰도가 높은 특징들을 선택하여 템플릿 특징으로 획득한다.

[0049] 학습 데이터 획득부(440)는 다수의 클러스터 각각에서 획득된 다수의 템플릿 특징 각각에 대응하는 신경 과형을 템플릿 과형으로 획득하고, 획득된 템플릿 과형에 클러스터링부(420)에서 구분된 클러스터 식별자를 레이블로 레이블링하여 학습 데이터를 획득한다. 즉 다수의 신경 과형 중 높은 신뢰도로 분류된 신경 과형을 템플릿 과형으로 추출하고, 추출된 템플릿 과형에 식별자를 레이블링하여 학습 데이터를 생성한다.

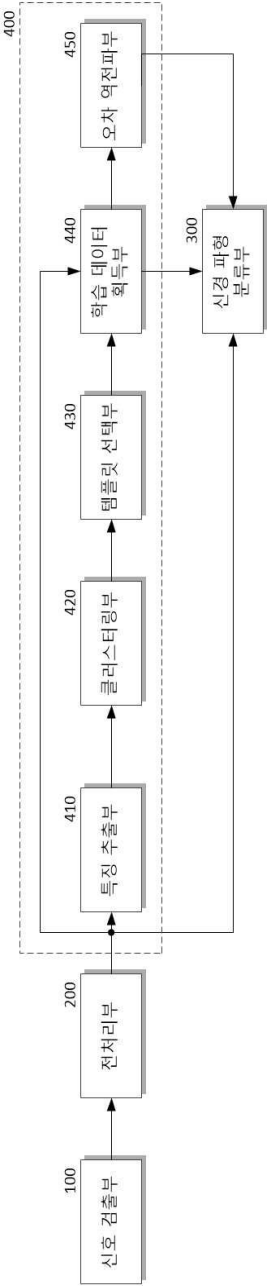
[0050] 여기서 템플릿 선택부(430)가 각 클러스터의 특징 중 템플릿 특징으로 선택되는 특징의 개수 비율은 다양하게 설정될 수 있으나, 개수 비율이 증가할수록 잘못 분류된 신경 과형이 템플릿 과형으로 획득될 가능성이 높아지게 된다. 즉 학습 데이터의 오류 가능성이 높아진다. 반면, 개수 비율이 감소할수록 신경 신호로부터 획득할

수 있는 학습 데이터의 양이 줄어들게 된다. 이에 본 실시예에서는 실험을 통해 효과적인 비율을 분석하였으며, 실험 결과, 각 클러스터의 특징 개수 중 5 ~ 20%를 템플릿 특징으로 선택하는 것이 바람직한 것으로 확인되었으며, 여기서는 일례로 10%를 템플릿 특징으로 선택하는 것으로 가정하였다.

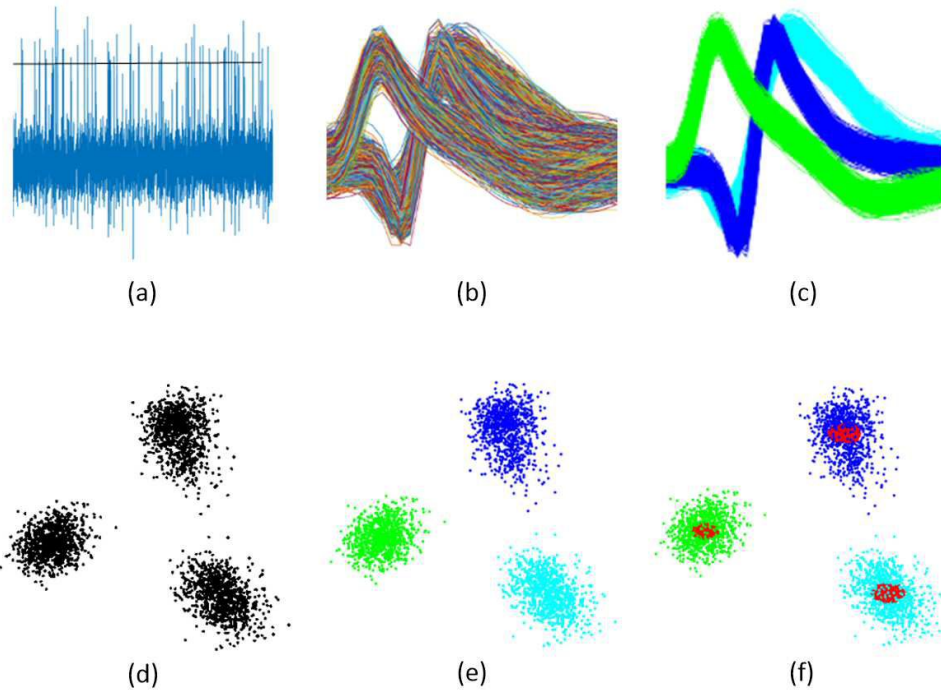
- [0051] 학습 데이터 획득부(440)는 획득된 템플릿 과형을 신경 과형 분류부(300)의 입력으로 전달한다.
- [0052] 오차 역전파부(450)는 신경 과형 분류부(300)가 다수의 템플릿 과형을 인가받아 분류한 결과인 식별자와 학습 데이터 획득부(440)가 각 템플릿 과형에 레이블한 식별자를 비교하여 신경 과형 분류부(300)의 오차를 판별한다. 그리고 판별된 오차를 신경 과형 분류부로 역전파하여 신경 과형 분류부(300)를 학습시킨다.
- [0053] 즉 도 4에 도시된 바와 같이, 본 실시예에 따른 학습부(400)는 다수의 신경 과형으로부터 추출되어 클러스터링된 다수의 특징 그룹 각각에서 중심점을 기준으로 기지정된 비율의 특징을 템플릿 특징으로 추출하고, 추출된 템플릿 특징에 대응하는 다수의 신경 과형인 템플릿 과형을 신경 과형 분류부(300)의 입력으로 인가한다. 그리고 적어도 하나의 히든 레이어(hidden Layer)와 적어도 하나의 완전 연결 레이어(Fully Connected layer)를 포함하는 신경 과형 분류부(300)의 분류 결과로 출력되는 식별자(Neuron #1, Neuron #2, ..., Neuron #K)와 학습 데이터 획득부(440)에서 획득된 식별자를 비교하여 오차를 역전파함으로써, 신경 과형 분류부(300)를 정확하게 학습시킬 수 있다.
- [0054] 신경 과형 분류부의 완전 연결 레이어는 다양한 활성화 함수(active function)에 따른 레이어로 구현될 수 있으나, 여기서는 일례로 소프트 맥스(softmax) 함수에 따른 레이어로 구현되는 것으로 가정하였다.
- [0055] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 신경 과형 분류를 위한 학습 방법을 나타낸다.
- [0056] 도 1 내지 도 4를 참조하여, 도 5의 신경 과형 분류를 위한 학습 방법을 설명하면, 우선 신호 검출부(100)가 적어도 하나의 전극을 통해 기지정된 기간 동안 획득한 다수의 신경 신호에서 전처리부(200)가 기지정된 기준 세기 이상의 세기를 갖는 신경 신호를 추출하여 정렬한 다수의 신경 과형을 인가받아 획득한다(S10).
- [0057] 다수의 신경 과형이 획득되면, 획득된 다수의 신경 과형 각각의 특징을 기지정된 방식으로 추출한다(S20). 이때, 다수의 특징은 PCA 기법에 따라 추출되어 신경 과형에 비해 낮은 차원으로 변환될 수 있다.
- [0058] 다수의 특징이 추출되면, 추출된 다수의 특징을 기지정된 방식으로 클러스터링한다(S30). 여기서 다수의 특징은 K 평균 클러스터링 기법에 따라 기지정된 다수의 클러스터로 클러스터링될 수 있다.
- [0059] 다수의 특징이 K개의 클러스터로 클러스터링되면, 다수의 클러스터 각각의 중심점을 판별한다(S40). 그리고 각 클러스터의 전체 특징 개수 중 판별된 중심점을 기준으로 인접한 기지정된 비율에 따른 개수의 특징을 템플릿 특징으로 선택한다(S50).
- [0060] 템플릿 특징이 선택되면, 인가된 다수의 신경 과형 중 선택된 템플릿 특징에 대응하는 신경 과형을 템플릿 과형으로 추출한다(S60). 이후, 추출된 템플릿 과형에 각 클러스터에 대응하는 식별자를 레이블로 레이블링하여 학습 데이터를 획득한다(S70).
- [0061] 학습 데이터가 획득되면, 획득된 학습 데이터의 템플릿 과형을 인공 신경망으로 구현된 신경 과형 분류부(300)로 입력한다(S80). 그리고 신경 과형 분류부(300)가 템플릿 과형을 분류하여 출력하는 식별자와 학습 데이터에서 템플릿 과형에 레이블된 식별자를 비교하여 오차를 계산하고, 계산된 오차를 신경 과형 분류부(300)로 역전파하여 신경 과형 분류부(300)를 학습시킨다(S90).
- [0062] 결과적으로 본 실시예에 따른 신경 과형 분류를 위한 학습 장치 및 방법은 신경 세포의 활동에서 감지된 신경 신호로부터 신경 과형이 분류되고, 분류된 신경 과형에 따른 식별자가 레이블된 학습 데이터를 매우 용이하게 획득할 수 있다. 특히 별도의 수작업이 요구되지 않고, 신경 신호로부터 자동으로 식별자가 레이블된 학습 데이터를 획득할 수 있으므로, 대량의 학습데이터를 매우 효과적으로 수집할 수 있을 뿐만 아니라, 신경 신호에서 획득된 신경 과형 중 명확하게 분류가 가능한 신경 과형만을 템플릿 과형으로서 학습에 이용함에 따라 매우 높은 성능으로 신경 과형 분류 장치를 학습시킬 수 있다.
- [0063] 도 6은 템플릿 특징 선택 비율에 따른 학습 정확도를 시뮬레이션한 결과를 나타낸다.
- [0064] 도 6의 (a)는 특징 추출부(410)에서 추출된 다수의 특징의 분포를 나타내고, (a)에서 붉은색 점은 클러스터링부(420)에서 다수의 특징을 5개의 클러스터(K = 5)로 클러스터링한 결과로부터 획득된 중심점의 위치를 나타낸다. (a)를 살펴보면, 5개의 클러스터 중 하부 2개의 클러스터의 중심점 위치가 부적절하다는 것을 직관적으로 알 수 있다. 이는 상기한 바와 같이, PCA 및 K 평균 클러스터링 기법을 적용하더라도 (a)와 같이 클러스터링 결과에

도면

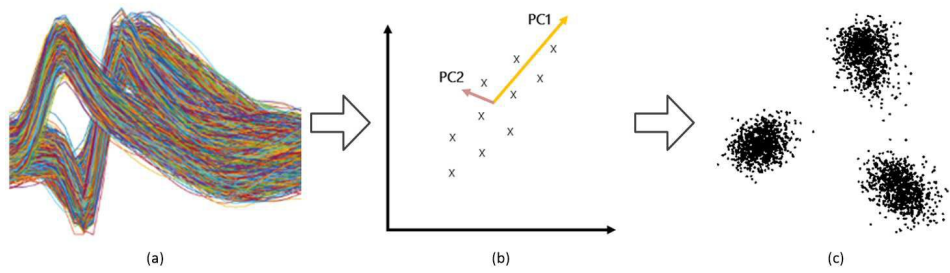
도면1



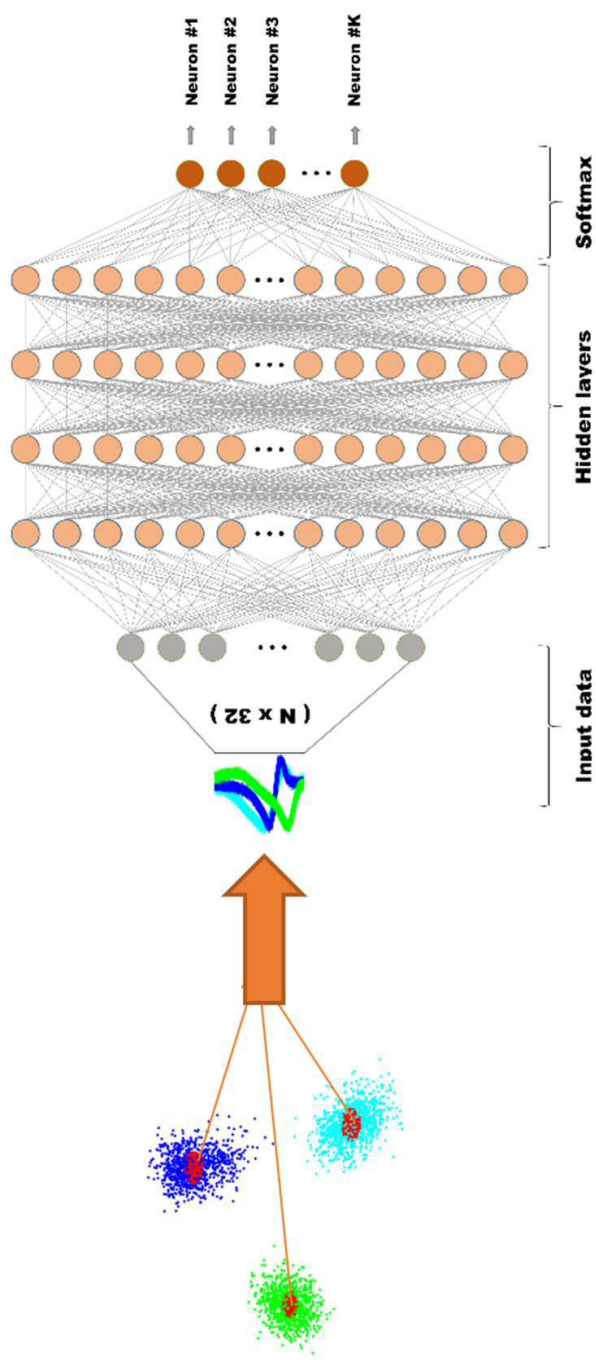
도면2



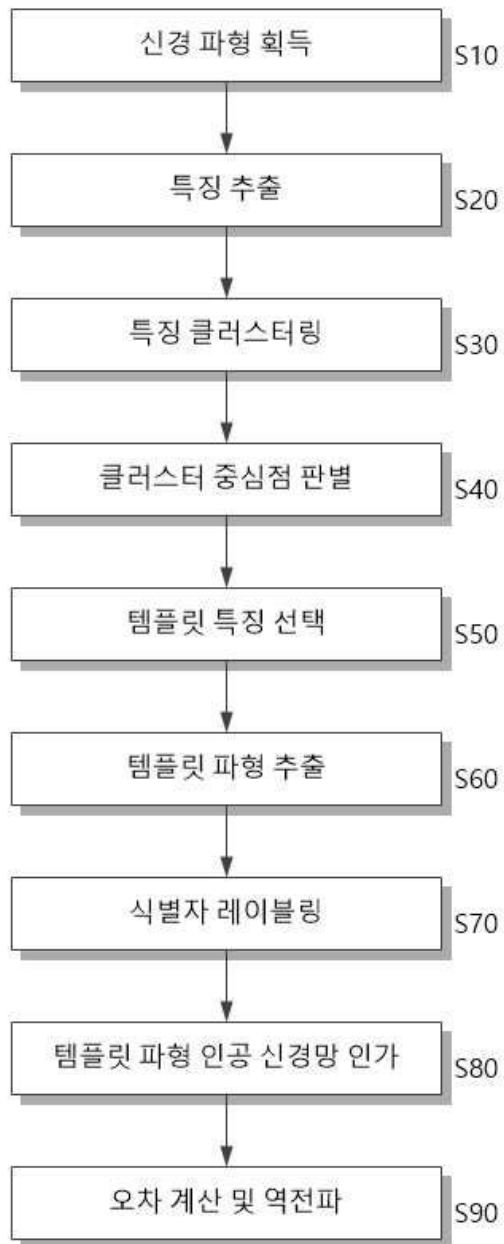
도면3



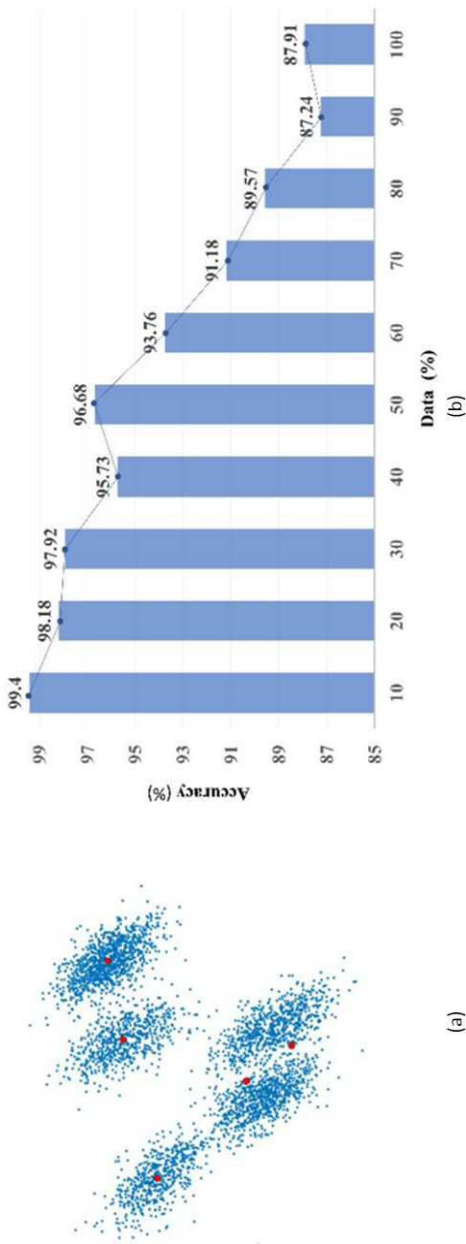
도면4



도면5



도면6



도면7

