

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2022-0051445
(43) 공개일자 2022년04월26일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 50/70 (2018.01) A61B 3/10 (2006.01)
A61B 5/00 (2021.01) A61B 5/398 (2021.01)
G06N 20/00 (2019.01) G06N 3/08 (2006.01)
G16H 50/50 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 50/70 (2018.01)
A61B 3/10 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0134863

(22) 출원일자 2020년10월19일

심사청구일자 2020년10월19일

(71) 출원인

부산대학교 산학협력단

부산광역시 금정구 부산대학로63번길 2 (장전동, 부산대학교)

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

강혜수

경남 김해시 대청로210번길 13

박장웅

서울 양천구 목동동로 270

이승결

부산 금정구 금샘로245번길 11

(74) 대리인

김중석

전체 청구항 수 : 총 19 항

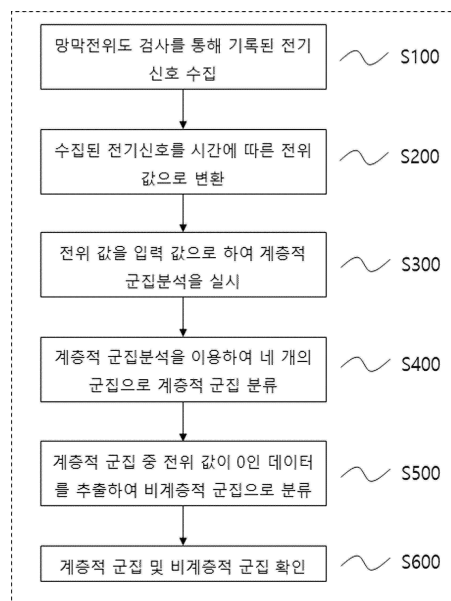
(54) 발명의 명칭 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사(ERG) 신호의 분류 방법 및 이를 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사(ERG) 신호의 분류 시스템

(57) 요약

본 발명은 손상된 망막으로부터 얻은 망막신호를 머신러닝을 이용해 분류하는 방법에 관한 것으로, 분류기준 분석을 위해 주어진 신호 데이터 값을 입력데이터로 설정하여 계층적 군집화를 진행하고, 신호들의 개형을 파악하기 힘든 군집의 경우 추가 군집분석을 진행하는 것을 특징으로 한다.

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



본 발명에 따른 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법은, 망막전위도 검사를 통해 기록된 전기신호인 전위값을 수집하는 전기신호수집부(100); 수집된 전기신호를 저장하는 전위값저장부(200); 상기 저장된 전위 값을 입력 값으로 하여 계층적 군집분석을 실시하는 계층분석부(300); 상기 계층적 군집분석을 이용하여 네 개의 계층적 군집으로 분류하는 계층분류부(400); 상기 네 개의 군집으로 분류된 계층적 군집 중 상기 전위의 절대값이 $0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3} \mu V$ 인 데이터를 추출하여 네 개의 비계층적 군집으로 분류하는 비계층분류부(500); 및 상기 계층적 군집 및 비계층적 군집으로 분류된 데이터를 확인하는 데이터확인부(600);로 구성하되, 상기 계층분석부(300)는 상기 입력 값의 데이터를 묶어 하나의 군집으로 합쳐질 때까지 상기 계층적 군집분석을 수행하고, 상기 계층분류부(400)는 상기 계층적 군집분석을 진행한 후 계통도(dendrogram)를 통해 분류하는 것을 특징으로 한다.

(52) CPC특허분류

A61B 5/398 (2022.01)

A61B 5/7203 (2013.01)

A61B 5/7264 (2013.01)

G06N 20/00 (2021.08)

G06N 3/08 (2013.01)

G16H 50/50 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711113892
과제번호	2013M3A6B1078882
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	글로벌프론티어지원(R&D)
연구과제명	Materials Computation
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교
연구기간	2020.01.01 ~ 2020.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

전기신호수집부(100)가 망막전위도 검사를 통해 기록된 전기신호인 전위값을 수집하는 제1단계;
전위값저장부(200)이 상기 수집된 전기신호를 저장하는 제2단계;
계층분석부(300)가 상기 전위 값을 입력 값으로 하여 계층적 군집분석을 실시하는 제3단계;
계층분류부(400)가 상기 계층적 군집분석을 이용하여 네 개의 계층적 군집으로 분류하는 제4단계;
비계층분류부(500)이 상기 네 개의 군집으로 분류된 계층적 군집 중 상기 전위의 절대 값이 $0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3} \mu V$ 이하의 값은 추출하여 네 개의 비계층적 군집으로 분류하는 제5단계; 및
데이터확인부(600)는 상기 계층적 군집 및 비계층적 군집으로 분류 된 데이터를 확인하는 제6단계;로 구성하되,
상기 계층적 군집분석은,
상기 입력 값의 데이터를 묶어 하나의 군집으로 합쳐질 때까지 수행하고,
상기 계층적 군집은,
상기 계층적 군집분석을 진행한 후 계통도(dendrogram)를 통해 분류하는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,
상기 계층적 군집분석은,
상기 입력 값의 데이터 중 거리가 가장 가까운 것 두 개를 묶어가면서 하나의 군집으로 병합될 때까지 진행하는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법.

청구항 3

제 2항에 있어서,
상기 입력 값의 데이터 중 가장 가까운 거리의 계산은,
아래 [식 1]에 의해 계산되는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법 :

[식 1]

$$d(p,q)=\sqrt{(\sum_{i=1}^n(q_i-p_i)^2)}$$

(여기서 d(p,q)는 직교 좌표 계 내 두 지점 $p=(p_1, p_2, \dots, p_n)$ 와 $q=(q_1, q_2, \dots, q_n)$ 간의 거리를 나타냄).

청구항 4

제 2항에 있어서,

상기 입력 값의 데이터를 하나의 군집으로 병합하는 것은,

유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합의 증분이 최소가 될 때, 두 군집을 포함하여 상위 군집을 형성하는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법.

청구항 5

제 4항에 있어서,

상기 유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합은,

아래 [식 2]에 의해 계산되는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법 :

[식 2]

$$SSE_i = \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^m (p_{ijk} - \bar{p}_{ik})^2 = \sum_{j=1}^{n_i} d(p_{ij}, \bar{p}_i)$$

(SSE_i는 I번째 군집에서, $d(p_{ij}, \bar{p}_i)$ 는 변수가 m개일 때 n개의 데이터를 가지는 K개의 군집이 있을 때, i번째 군집의 K번째 변수의 한 지점 $p_{ij}=(p_{ij1}, p_{ij2}, \dots, p_{ijk})$ 와 p_{ij} 의 평균 값인 p간의 유클리드 거리를 나타냄).

청구항 6

제 4항에 있어서,

상기 유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합의 증분은,

아래 [식 3]에 의해 계산되는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법 :

[식 3]

$$I_{AB} = SSE_{AB} - (SSE_A + SSE_B)$$

(I_{AB}는 병합하고자 하는 군집 A,B를 병합했을 때 증분을 나타내며, SSE는 오차제곱합을 나타냄).

청구항 7

제 1항에 있어서,

상기 비계층적 군집은,

상기 추출된 상기 전위의 절대값이 $0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3} \mu V$ 인 값을 가지는 데이터 중, 상기 데이터를 K개의 군집개수로 병합하되,

상기 군집개수 K값은,

군집들의 중심(centroid) 간의 오차제곱합(within cluster sum of squares, wcss)을 통해 선정된 값과,

상기 데이터의 실루엣(silhouette) 계수(S)가 1인 경우 선정된 값을 모두 만족하는 값인 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법.

청구항 8

제 7항에 있어서,

상기 실루엣(silhouette) 계수(S)는 아래 [식 4]에 의해 계산되는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법 :

[식 4]

$$S^{(i)} = \frac{b^{(i)} - a^{(i)}}{\max[a^{(i)} b^{(i)}]}$$

(여기서, $S_k^{(i)}$ 는 K개의 군집이 형성됐을 때 i번째 데이터에 대한 실루엣 계수이고,

$a^{(i)}$ 는 응집도로, i번째 데이터와 동일 군집 내 나머지 데이터와의 평균거리이고,

$b^{(i)}$ 는 분리도로, i번째 데이터와 가장 가까운 다른 군집 내 모든 데이터와의 평균거리임).

청구항 9

제 4항에 있어서,

상기 군집간의 유클리드(Euclidean) 거리가 0.3일 때,

네 개의 군집을 가지는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법.

청구항 10

제 1항에 있어서,

상기 계층적 군집에서 네 개의 군집은,

측정 시간이 0ms 및 14ms 일 때,

0.01 μV 을 기준으로 각 군집들이 분류되는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법.

청구항 11

망막전위도 검사를 통해 기록된 전기신호인 전위값을 수집하는 전기신호수집부(100);

수집된 전기신호를 저장하는 전위값저장부(200);

상기 저장된 전위 값을 입력 값으로 하여 계층적 군집분석을 실시하는 계층분석부(300);

상기 계층적 군집분석을 이용하여 네 개의 계층적 군집으로 분류하는 계층분류부(400);

상기 네 개의 군집으로 분류된 계층적 군집 중 상기 전위의 절대값이 $0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3} \mu V$ 인 데이터를 추출하여 네 개의 비계층적 군집으로 분류하는 비계층분류부(500); 및

상기 계층적 군집 및 비계층적 군집으로 분류된 데이터를 확인하는 데이터확인부(600);로 구성하되,

상기 계층분석부(300)는,

상기 입력 값의 데이터를 묶어 하나의 군집으로 합쳐질 때까지 상기 계층적 군집분석을 수행하고,

상기 계층분류부(400)는,

상기 계층적 군집분석을 진행한 후 계통도(dendrogram)를 통해 분류하는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한

손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 시스템.

청구항 12

제 11항에 있어서,

상기 계층분석부(300)는,

상기 입력 값의 데이터 중 거리가 가장 가까운 것 두 개를 묶어가면서 하나의 군집으로 병합될 때까지 진행하며,

상기 입력 값의 데이터 중 가장 가까운 거리의 계산은,

아래 [식 1]에 의해 계산되는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 시스템 :

[식 1]

$$d(p,q)=\sqrt{(\sum_{i=1}^n(q_i-p_i)^2}$$

(여기서 d(p,q)는 직교 좌표 계 내 두 지점 $p=(p_1,p_2,\dots,p_n)$ 와 $q=(q_1,q_2,\dots,q_n)$ 간의 거리를 나타냄).

청구항 13

제 12항에 있어서,

상기 입력 값의 데이터를 하나의 군집으로 병합하는 것은,

유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합의 증분이 최소가 될 때, 두 군집을 포함하여 상위 군집을 형성하는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 시스템.

청구항 14

제 13항에 있어서,

상기 유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합은,

아래 [식 2]에 의해 계산되는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 시스템 :

[식 2]

$$SSE_i=\sum_{j=1}^{n_i}\sum_{k=1}^m(p_{ijk}-\overline{p_{ik}})^2=\sum_{j=1}^{n_i}d(p_{ij},\overline{p_i})$$

(SSE_i 는 I번째 군집에서, $d(p_{ij},\overline{p_i})$ 는 변수가 m개일 때 n개의 데이터를 가지는 K개의 군집이 있을 때, i번째 군집의 K번째 변수의 한 지점 $p_{ij}=(p_{ij1},p_{ij2},\dots,p_{ijk})$ 와 p_{ij} 의 평균 값인 \overline{p} 간의 유클리드 거리를 나타냄).

청구항 15

제 13항에 있어서,

상기 유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합의 증분은,

아래 [식 3]에 의해 계산되는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사

신호의 분류 시스템 :

[식 3]

$$I_{AB} = SSE_{AB} - (SSE_A + SSE_B)$$

(I_{AB} 는 병합하고자 하는 군집 A,B를 병합했을 때 증분을 나타내며, SSE는 오차제곱합을 나타냄).

청구항 16

제 11항에 있어서,

상기 비계층분류부(500)는,

상기 추출된 전위의 절대값이 $0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3} \mu V$ 인 데이터 중, 상기 데이터를 K개의 군집개수로 병합하되,

상기 군집개수 K값은,

군집들의 도심(centroid) 간의 오차제곱합(within cluster sum of squares, wcss)을 통해 선정된 값과,

상기 데이터의 실루엣(silhouette) 계수(S)가 1인 경우 선정된 값을 모두 만족하는 값인 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 시스템.

청구항 17

제 16항에 있어서,

상기 실루엣(silhouette) 계수(S)는 아래 [식 4]에 의해 계산되는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 시스템 :

[식 4]

$$S^{(i)} = \frac{b^{(i)} - a^{(i)}}{\max[a^{(i)}, b^{(i)}]}$$

(여기서, $S_K^{(i)}$ 는 K개의 군집이 형성됐을 때 i번째 데이터에 대한 실루엣 계수이고,

$a^{(i)}$ 는 응집도로, i번째 데이터와 동일 군집 내 나머지 데이터와의 평균거리이고,

$b^{(i)}$ 는 분리도로, i번째 데이터와 가장 가까운 다른 군집 내 모든 데이터와의 평균거리임).

청구항 18

제 12항에 있어서,

상기 계층분석부(300)가 상기 입력 값의 데이터를 하나의 군집으로 병합하는 것은 유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합을 이용하며,

상기 군집간의 유클리드(Euclidean) 거리가 0.3일 때,

네 개의 군집을 가지는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 시스템.

청구항 19

제 11항에 있어서,

상기 계층적 군집에서 네 개의 군집은,

측정 시간이 0ms 및 14ms 일 때,

0.01 μ V을 기준으로 각 군집들이 분류되는 것을 특징으로 하는 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막 전위도검사 신호의 분류 시스템.

발명의 설명**기술 분야**

- [0001] 본 발명은 손상된 망막으로부터 얻은 망막신호를 머신러닝을 이용해 분류하는 방법에 관한 것으로, 분류기준 분석을 위해 주어진 신호 데이터 값을 입력데이터로 설정하여 계층적 군집화를 진행하고, 신호들의 개형을 파악하기 힘든 군집의 경우 추가 군집분석을 진행하는 것을 특징으로 한다.

배경 기술

- [0003] 망막전위도검사(electroretinography, 이하 ERG)는 전기적 자극에 의해 나타나는 망막의 전기신호를 기록하는 검사이다. 정상적인 ERG 결과는 도 2와 같이 a-wave와 b-wave로 구성되어 있다. 하지만, 망막에 이상이 있는 경우 ERG 신호는 작은 진폭과 시간 지연과 같은 패턴이 관찰되며 이에 따른 노이즈가 발생되기도 한다. 따라서 측정 위치에 따라 측정 횟수를 늘리면서 적합한 신호를 선별해내는 과정이 필요한데, 약 1,000개 이상의 신호 양을 고려했을 때 이를 경험적으로 분류해내기에는 기준이 모호하고 유사 시그널을 분류해내기 힘든 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하는 방법으로 머신러닝이 사용될 수 있다.
- [0004] 머신러닝은 명시적인 프로그래밍 없이 컴퓨터가 경험적으로 학습을 하는 방법으로, 개별 데이터 하나에 분석모델을 개발하는 전통적인 통계모델이 아닌, 주어진 데이터를 통해 경험을 축적하여 새로운 데이터를 스스로 학습할 수 있는 모델을 구축하는 데이터 분석 방법이다.
- [0005] 일반적으로 머신러닝은 크게 지도 학습과 비지도 학습으로 구별되는데, 지도 학습은 분석모델에서 입력 값에 대한 결과 값을 제시하여 학습시키는 방법이며, 비지도 학습은 결과 값없이 비슷한 특징끼리 군집화하여 결과를 예측하는 방법이다.
- [0006] 현재까지 다양한 머신러닝 방법을 통해 신체 내 전기적 신호들을 분류하고 노이즈를 제거하는 연구가 많이 진행되어 오고 있으며, 주로 다층의 인공신경망(artificial neural network, ANN)을 기반으로 한 합성곱신경망(convolutional neural network, CNN)을 통해 신호를 분류하는 작업이 이루어지고 있다. 하지만, ERG 신호의 경우 측정에 따라 전형적인 특징을 추출하기 힘든 부분이 있기에 합성곱신경망을 통해 분류를 진행하는데 다소 복잡한 과정이 요구된다.

선행기술문헌**특허문헌**

- [0008] (특허문헌 0001) 한국등록특허 제10-1984995호

발명의 내용**해결하려는 과제**

- [0009] 본 발명은 상기의 문제점을 해결하기 위해서 안출된 것으로서, 본 발명의 목적은 손상된 망막으로부터 얻은 망

막신호로부터 신호를 분류할 수 있는 방법을 제공하는 것이다.

[0010] 발명이 해결하고자 하는 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0012] 본 발명에 따른 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법은,

[0013] 전기신호수집부(100)가 망막전위도 검사를 통해 기록된 전기신호인 전위값을 수집하는 제1단계;

[0014] 전위값저장부(200)이 상기 수집된 전기신호를 저장하는 제2단계;

[0015] 계층분석부(300)가 상기 저장된 전위 값을 입력 값으로 하여 계층적 군집분석을 실시하는 제3단계;

[0016] 계층분류부(400)가 상기 계층적 군집분석을 이용하여 네 개의 계층적 군집으로 분류하는 제4단계;

[0017] 비계층분류부(500)이 상기 네 개의 군집으로 분류된 계층적 군집 중 상기 전위의 절대값이 $0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3} \mu V$ 인 값을 추출하여 네 개의 비계층적 군집으로 분류하는 제5단계; 및

[0018] 데이터확인부(600)는 상기 계층적 군집 및 비계층적 군집으로 분류 된 데이터를 확인하는 제6단계;로 구성하되,

[0019] 상기 계층적 군집분석은,

[0020] 상기 입력 값의 데이터를 묶어 하나의 군집으로 합쳐질 때까지 수행하고,

[0021] 상기 계층적 군집은,

[0022] 상기 계층적 군집분석을 진행한 후 계통도(dendrogram)를 통해 분류하는 것을 특징으로 한다.

[0023] 상기 계층적 군집분석은,

[0024] 상기 입력 값의 데이터 중 거리가 가장 가까운 것 두 개를 묶어가면서 하나의 군집으로 병합될 때까지 진행한다.

[0025] 상기 입력 값의 데이터 중 가장 가까운 거리의 계산은 아래 [식 1]에 의해 계산된다.

[0026] [식 1]

[0027]
$$d(p, q) = \sqrt{(\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)^2)}$$

[0028] (여기서 $d(p, q)$ 는 직교 좌표 계 내 두 지점 $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ 와 $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ 간의 거리를 나타냄).

[0029] 상기 입력 값의 데이터를 하나의 군집으로 병합하는 것은,

[0030] 유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합의 증분이 최소가 될 때, 두 군집을 포함하여 상위 군집을 형성하는 것을 이용하며, 상기 군집간의 유클리드(Euclidean) 거리가 0.3일 때 네 개의 군집을 가진다.

[0031] 상기 유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합은 아래 [식 2]에 의해 계산된다.

[0032] [식 2]

[0033]
$$SSE_i = \sum_{j=1}^{n_i} \sum_{k=1}^m (p_{ijk} - \overline{p_{ik}})^2 = \sum_{j=1}^{n_i} d(p_{ij}, \overline{p_i})$$

[0034] (SSE_i 는 I번째 군집에서, $d(p_{ij}, \overline{p_i})$ 는 변수가 m개일 때 n개의 데이터를 가지는 K개의 군집이 있을 때, i번째 군집의 K번째 변수의 한 지점 $p_{ij} = (p_{ij1}, p_{ij2}, \dots, p_{ijk})$ 와 p_{ij} 의 평균 값인 $\overline{p_i}$ 간의 유클리드 거리를 나타냄).

[0035] 상기 유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합의 증분은 아래 [식 3]에 의해 계산한다.

[0036] [식 3]

$$I_{AB} = SSE_{AB} - (SSE_A + SSE_B)$$

[0038] (I_{AB} 는 병합하고자 하는 군집 A,B를 병합했을 때 증분을 나타내며, SSE는 오차제곱합을 나타냄).

[0039] 상기 비계층적 군집은,

[0040] 상기 추출된 상기 전위의 절대값이 $0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3} \mu V$ 인 값을 가지는 데이터 중, 상기 데이터를 K개의 군집개수로 병합하되,

[0041] 상기 군집개수 K값은,

[0042] 군집들의 중심(centroid) 간의 오차제곱합(within cluster sum of squares, wcss)을 통해 선정된 값과,

[0043] 상기 데이터의 실루엣(silhouette) 계수(S)가 1인 경우 선정된 값을 모두 만족하는 값이며, 상기 실루엣(silhouette) 계수(S)는 아래 [식 4]에 의해 계산된다.

[0044] [식 4]

$$S^{(i)} = \frac{b^{(i)} - a^{(i)}}{\max[a^{(i)} b^{(i)}]}$$

[0046] (여기서, $S_k^{(i)}$ 는 K개의 군집이 형성됐을 때 i번째 데이터에 대한 실루엣 계수이고,

[0047] $a^{(i)}$ 는 응집도로, i번째 데이터와 동일 군집 내 나머지 데이터와의 평균거리이고,

[0048] $b^{(i)}$ 는 분리도로, i번째 데이터와 가장 가까운 다른 군집 내 모든 데이터와의 평균거리임).

[0049] 또한, 본 발명인 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 시스템은,

[0050] 망막전위도 검사를 통해 기록된 전기신호인 전위값을 수집하는 전기신호수집부(100);

[0051] 수집된 전기신호를 저장하는 전위값저장부(200);

[0052] 상기 저장된 전위 값을 입력 값으로 하여 계층적 군집분석을 실시하는 계층분석부(300);

[0053] 상기 계층적 군집분석을 이용하여 네 개의 계층적 군집으로 분류하는 계층분류부(400);

[0054] 상기 네 개의 군집으로 분류된 계층적 군집 중 상기 전위의 절대값이 $0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3} \mu V$ 인 데이터를 추출하여 네 개의 비계층적 군집으로 분류하는 비계층분류부(500); 및

[0055] 상기 계층적 군집 및 비계층적 군집으로 분류 된 데이터를 확인하는 데이터확인부(600);로 구성하되,

[0056] 상기 계층분석부(300)는,

[0057] 상기 입력 값의 데이터를 묶어 하나의 군집으로 합쳐질 때까지 상기 계층적 군집분석을 수행하고,

[0058] 상기 계층분류부(400)는,

[0059] 상기 계층적 군집분석을 진행한 후 계통도(dendrogram)를 통해 분류하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0061] 상기 과제의 해결 수단에 의해, 본 발명은 손상된 망막으로부터 얻은 망막신호로부터 신호를 분류할 수 있는 방법을 제공할 수 있다.

[0062] 또한, 본 발명은 손상된 망막 신호의 분류 기준을 설정하고, 계층적 군집화로는 분류가 힘든 군집의 경우 추가적인 군집분석을 통해 적합한 망막 신호를 분류할 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

- [0064] 도 1은 본 발명인 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법을 나타내는 순서도이다.
- 도 2는 전형적인 망막전위도검사 시 정상적인 망막에서 측정되는 망막 신호 도표이다.
- 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 군집화에 사용된 ERG 신호의 전체 데이터를 나타내는 그래프이다.
- 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 계층적 군집화 진행 결과를 나타낸 계통도(dendrogram)이다.
- 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 계층적 군집화로부터 분류된 망막신호의 제1군집을 나타낸 그래프이다.
- 도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 계층적 군집화로부터 분류된 망막신호의 제2군집을 나타낸 그래프이다.
- 도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 계층적 군집화로부터 분류된 망막신호의 제3군집을 나타낸 그래프이다.
- 도 8은 본 발명의 일실시예에 따른 계층적 군집화로부터 분류된 망막신호의 제4군집을 나타낸 그래프이다.
- 도 9는 본 발명의 일실시예에 따른 K값 선정을 위한 엘보우 기법(elbow method) 진행 결과를 나타낸 그래프이다.
- 도 10은 본 발명의 일실시예에 따른 K값 선정을 위한 실루엣 기법(silhouette method) 진행 결과를 나타낸 그래프이다.
- 도 11은 본 발명의 일실시예에 따른 KMeans 군집화 진행 결과를 나타낸 시간이 10ms (C point), 14ms (D point) 일 때 데이터 값들의 분산 도표이다.
- 도 12는 본 발명의 일실시예에 따른 KMeans 군집화에 사용된 전체 데이터이다.
- 도 13은 본 발명의 일실시예에 따른 KMeans 군집화로부터 분류된 제1군집을 나타내는 그래프이다.
- 도 14는 본 발명의 일실시예에 따른 KMeans 군집화로부터 분류된 제2군집을 나타내는 그래프이다.
- 도 15는 본 발명의 일실시예에 따른 KMeans 군집화로부터 분류된 제3군집을 나타내는 그래프이다.
- 도 16은 본 발명의 일실시예에 따른 KMeans 군집화로부터 분류된 제4군집을 나타내는 그래프이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0065] 본 명세서에서 사용되는 용어에 대해 간략히 설명하고, 본 발명에 대해 구체적으로 설명하기로 한다.
- [0066] 본 발명에서 사용되는 용어는 본 발명에서의 기능을 고려하면서 가능한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어들을 선택하였으나, 이는 당 분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 관례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 따라서 본 발명에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌, 그 용어가 가지는 의미와 본 발명의 전반에 걸친 내용을 토대로 정의되어야 한다.
- [0067] 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.
- [0068] 아래에서는 첨부한 도면을 참고하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다.
- [0069] 본 발명에 대한 해결하고자 하는 과제, 과제의 해결 수단, 발명의 효과를 포함한 구체적인 사항들은 다음에 기재할 실시 예 및 도면들에 포함되어 있다. 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시 예들을 참조하면 명확해질 것이다.
- [0070] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명을 보다 상세히 설명하기로 한다.
- [0072] 본 발명에 따른 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법은, 도 1에 나타난 바와 같이 아래 6단계에 의해 실시된다.

- [0073] 먼저, 제1단계(S100)는 전기신호수집부(100)가 망막전위도 검사를 통해 기록된 전기신호인 전위값을 수집한다.
- [0074] 망막전위도검사(electroretinography, 이하 ERG)시 손상된 망막으로부터 얻은 망막 신호의 경우 정상 망막에 비해 적합한 신호를 분간하기 어렵다. 따라서 신호들의 분류 기준은 측정된 데이터에 따라 달라지기에 주어진 신호 데이터 값을 입력 데이터로 설정하기 위해 상기 전기신호수집부(100)는 망막전위도 검사를 통해 기록된 전기신호를 수집한다.
- [0076] 다음으로, 제2단계(S200)는 전위값저장부(200)이 상기 수집된 전기신호를 저장한다.
- [0077] 도 3은 상기 전위값저장부(200)이 저장한 상기 ERG 신호의 전체 데이터이다. 본 발명에서 상기 ERG 신호는 총 4,992개를 사용하였으며, 각 신호들은 26ms 동안에 망막에서 측정된 전위 값 26개가 포함되어 있다.
- [0079] 다음으로, 제3단계(S300)는 계층분석부(300)가 상기 저장된 전위 값을 입력 값으로 하여 계층적 군집분석을 실시한다.
- [0080] 상기 계층분석부(300)는 상기 입력 값의 데이터를 묶어 하나의 군집으로 합쳐질 때까지 상기 계층적 군집분석을 실시하고, 상기 계층적 군집분석은 상기 입력 값의 데이터 중 거리가 가장 가까운 것 두 개를 묶어가면서 하나의 군집으로 병합될 때까지 진행한다.
- [0081] 본 발명에서 상기 데이터의 거리는 유클리드(Euclidean) 제곱 거리로 계산하였으며, 상기 입력 값의 데이터를 하나의 군집으로 병합하는 것은 유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합을 이용한 Ward's minimum variance method를 통해 진행한다. 상기 Ward's minimum variance method는 두 군집이 합쳐졌을 때 유클리드 거리의 제곱합인 SSE(sum of squares error)의 증분이 최소가 될 때 두 군집을 포함하는 상위 군집을 형성하는 방법이다.
- [0082] 상기 유클리드(Euclidean) 제곱 거리는 아래 [식 1]에 의해 계산된다.
- [0084] [식 1]
- [0085]
$$d(p,q)=\sqrt{(\sum_{i=1}^n(q_i-p_i)^2)}$$
- [0086] (여기서 d(p,q)는 직교 좌표 계 내 두 지점 $p=(p_1,p_2,\dots,p_n)$ 와 $q=(q_1,q_2,\dots,q_n)$ 간의 거리를 나타냄).
- [0088] 상기 유클리드 거리의 제곱합인 SSE(sum of squares error)는 아래 [식 2]에 의해 계산된다.
- [0090] [식 2]
- [0091]
$$SSE_i=\sum_{j=1}^{n_i}\sum_{k=1}^m(p_{ijk}-\overline{p_{ik}})^2=\sum_{j=1}^{n_i}d(p_{ij},\overline{p_i})$$
- [0092] (SSE_i는 I번째 군집에서, $d(p_{ij},\overline{p_i})$ 는 변수가 m개일 때 n개의 데이터를 가지는 K개의 군집이 있을 때, i번째 군집의 K번째 변수의 한 지점 $p_{ij}=(p_{ij1},p_{ij2},\dots,p_{ijk})$ 와 p_{ij} 의 평균 값인 $\overline{p_i}$ 간의 유클리드 거리를 나타냄).
- [0094] 상기 유클리드거리의 제곱합의 증분은 아래 [식 3]에 의해 계산된다.
- [0096] [식 3]
- [0097]
$$I_{AB}=SSE_{AB}-(SSE_A+SSE_B)$$

- [0098] (I_{AB} 는 병합하고자 하는 군집 A,B를 병합했을 때 증분을 나타내며 SSE는 오차제곱합을 나타냄).
- [0100] 다음으로, 제4단계(S400)는 계층분류부(400)가 상기 계층적 군집분석을 이용하여 네 개의 계층적 군집으로 분류한다.
- [0101] 상기 계층적 군집은 상기 계층분류부(400)가 상기 제3단계(S300)에서 분석한 계층적 군집분석을 이용하여 계통도(dendrogram)를 통해 분류한다. 상기 계층분류부(400)는 상기 계층적 군집분석을 진행한 후 상기 유클리드(Euclidean) 거리에 따른 계통도(dendrogram)를 확인하여 어떤 특징으로 분류될 수 있는지 확인하여 개형 적으로 특징이 잘 구분될 수 있는 군집 개수로 분류한다.
- [0102] 도 4는 상기 4,992개의 상기 ERG 신호를 상기 계층분석부(300)가 계층적 군집분석을 통해 나타낸 계통도(dendrogram)로, 상기 계층분류부(400)는 상기 유클리드(Euclidean) 거리가 0.3일 때 각 신호 군집들이 서로 다른 특징적인 개형을 가지고 네 개의 군집으로 분류한다.
- [0103] 따라서 상기 계층적 군집분석을 통해 네 개의 군집으로 신호들을 분류하여 각 군집들을 구분 짓는 특징을 확인한 결과, 상기 계층적 군집에서 상기 네 개의 군집은 전체 지점에서 데이터 간의 평균적인 표준편차는 $0.005\mu V$ 임에도 불구하고, 측정 시간이 0ms 및 14ms 일 때 상기 입력 값에서 데이터 간의 표준편차가 $0.01\mu V$ 로 가장 크게 나타났다. 따라서 해당 지점을 기준으로 각 군집들이 분류될 수 있음을 확인하였다. 다시 말해, 평균적으로 측정 시간 내에서 데이터들은 표준편차가 $0.005\mu V$ 로 비슷한 값을 가지나, 측정 시간이 0ms 및 14ms 일 때 평균 표준편차의 약 두배인 표준편차 $0.01\mu V$ 로 확인되어 상기 측정 시간이 0ms 및 14ms 일 때를 기준으로 기준으로 이 형성될 수 있음을 알 수 있다.
- [0104] 상기 계층분석부(300)는 네 개의 군집으로 분류하며, 0ms에서의 전위 값을 A, 14ms에서의 전위 값을 B라 하였을 때, A가 $0.00\mu V$ 이고 B가 $-0.06\mu V$ 내지 $-0.04\mu V$ 인 제1-1군집 (도 5), A가 $0.02\mu V$ 내지 $0.03\mu V$ 이고 B가 $-0.00\mu V$ 내지 $-0.005\mu V$ 인 제1-2군집 (도 6), A가 $0.00\mu V$ 이고 B가 $-0.002\mu V$ 내지 $-0.00\mu V$ 인 제1-3군집 (도 7) 및 A가 $0.00\mu V$ 이고 B가 $-0.02\mu V$ 내지 $-0.00\mu V$ 인 제1-4군집(도 8)으로 분류된다.
- [0105] 상기 제1-1군집과 제1-2군집의 경우, 도 5 내지 도 6에 나타난 바와 같이, 신호 데이터들의 값과 개형이 눈에 띄게 구분되는 것을 확인할 수 있으나, 상기 제1-3군집 및 제1-4군집의 경우, 도 7 내지 도 8에 나타난 바와 같이, 개형과 값의 분포가 동일한 상위 계층 내에 있기 때문에 계층적인 관계로 분류되기에 힘든 것을 확인할 수 있다.
- [0107] 다음으로, 제5단계(S500)는 비계층분류부(500)이 상기 네 개의 군집으로 분류된 계층적 군집 중 상기 전위의 절대값이 $0.7 \times 10^{-4}\mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3}\mu V$ 인 값으로, 0에 근소하여 분류하기 힘든 데이터를 추출하여 네 개의 비계층적 군집으로 분류한다.
- [0108] 상기 제4단계(S400)에서 상기 계층분류부(400)에 의해 분류된 네 개의 군집 중 상기 제1-3군집 및 제1-4군집의 경우 다른 군집들과 비교했을 때 전체 데이터의 51% 및 25%를 차지함에도 불구하고 상기 전위 값이 상기 전위의 절대값이 $0.7 \times 10^{-4}\mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3}\mu V$ 인 값으로, 0에 근소한 데이터를 다수 포함하고 있어 구성하고 있는 신호들의 개형을 파악하기 어렵다. 따라서 상기 제1-3군집 및 제1-4군집의 내부 신호들을 분류해내고자 상기 비계층분류부(500)는 KMeans 군집화를 진행한다.
- [0109] 상기 계층분류부(400)에서 앞서 상기 계층적 군집 간 분류 기준이 된 측정 시간이 0ms 및 14ms 일 때 입력 값 데이터를 중심으로 상기 비계층분류부(500)가 KMeans 군집화를 진행한다.
- [0110] 이 때, 상기 측정시간이 0ms일 때 상기 입력 값 데이터 간의 표준편차가 작은 것을 확인($0.0002\mu V$) 하였는데, 정확한 분류를 위해 상기 제1-3군집의 KMeans 분류의 경우 데이터 간의 표준편차가 각각 $0.0005\mu V$ 및 $0.007\mu V$ 로 크게 나타난 10ms 및 14ms 에서의 데이터를 중심으로 군집화를 진행하였다. 도 12에 나타난 바와 같이, 상기 군집화를 진행한 해당 지점을 각각 C point, 및 D point로 지정하였다.
- [0111] 상기 비계층적 군집은 상기 추출된 10ms 및 14ms 에서의 데이터 중, 상기 데이터를 K개의 군집개수로 병합하되, 상기 군집개수 K값은 군집들의 도심(centroid) 간의 오차제곱합(within cluster sum of squares, 이하 WCSS)을 통해 선정된 값과 상기 데이터의 실루엣(silhouette) 계수(S)가 1인 경우 선정된 값을 모두 만족하는 값이며,

상기 실루엣(silhouette) 계수(S)는 아래 [식 4]에 의해 계산된다.

[식 4]

$$S_K^{(i)} = \frac{b^{(i)} - a^{(i)}}{\max[a^{(i)}, b^{(i)}]}$$

(여기서, $S_K^{(i)}$ 는 K개의 군집이 형성됐을 때 i번째 데이터에 대한 실루엣 계수이고,

$a^{(i)}$ 는 응집도로, i번째 데이터와 동일 군집 내 나머지 데이터와의 평균거리이고,

$b^{(i)}$ 는 분리도로, i번째 데이터와 가장 가까운 다른 군집 내 모든 데이터와의 평균거리임).

보다 구체적으로, 상기 K 값을 선정하는 방법으로는 엘보우 방법(elbow method) 및 실루엣 방법(silhouette method)을 사용할 수 있다. 상기 엘보우 방법(elbow method)은 군집개수 K에 따른 군집들의 도심(centroid) 간의 오차제곱합(within cluster sum of squares, 이하 WCSS)을 통해 K 값을 선정하는 방법으로 상기 WCSS가 크게 변했을 때의 K 값을 적합한 K 값으로 볼 수 있다. K 값에서의 wcss를 wcss(K)라 했을 때, wcss(K)-wcss(K-1)의 값이 최대가 되는 지점의 K값으로 선정하게 된다.

또한, 상기 실루엣 방법(silhouette method)의 경우 데이터들의 실루엣 계수를 계산하여 그 값이 1에 가까운 K 값을 찾는 방법이다. 식 2에 나타난 바와 같이, 상기 군집내 응집도와 분리도가 동일할 경우 실루엣 계수는 0이 되어 군집화가 무의미하다는 것을 의미한다.

상기 실루엣 방법은 아래 단계로 진행된다.

(1) 정의하고자 하는 K값의 범위를 선정한다. 예를 들어, K값을 1~4할 수 있다. 이 때, 상기 K값은 군집 개수를 의미하기 때문에 정수이다.

(2) 상기 선정된 K값의 범위 내에서, 군집을 한 개로 형성했을 때(K=1) 데이터들의 평균 S값을 계산한다. 예를 들어, 전체 데이터가 10개가 있다면 10개의 S값이 도출되고, 이의 평균값이 바로 K=1일 때의 실루엣계수가 된다.

(3) K값을 늘려가면서 군집을 형성해보고, 이에 따른 평균 실루엣 계수를 계산한다. 지정한 범위 내 K까지 진행하여 실루엣계수가 가장 1에 가깝게 나오는 K값을 선정한다.

상기 비계층분류부(500)은 적합한 K값을 얻기 위해 진행한 엘보우 방법(elbow method) 및 실루엣 방법(silhouette method) 결과를 도 9 내지 도 10에 나타내었다. 도 9에서 K 값에 따른 상기 WCSS 값을 보면 K가 4일 때 가장 급격하게 값이 감소하는 것을 확인할 수 있으며, 도 10에서 실루엣 계수 또한 K가 4일 때 높은 값을 가지는 것을 확인할 수 있다.

따라서 K값을 4로 선정하여 군집화를 진행하였고, 그 결과는 도 11 내지 도 12에서 확인할 수 있는 바와 같이, 상기 C point와 상기 D point에서 데이터들의 분산 그래프에서 4개의 군집이 형성되었다. 또한, 상기 네 개의 군집은 도 13 내지 16에 나타난 바와 같이, 확연히 다른 개형을 지니는 신호 군집들로 해당 분류 방법으로부터 적합하게 분류되었음을 알 수 있다.

보다 구체적으로, 상기 비계층적 군집은 측정 시간이 10ms 및 14ms 일 때를 기준으로, 10ms에서의 전위 값을 C, 14ms에서의 전위 값을 D라 하였을 때 C가 $-1.8 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $1.0 \times 10^{-4} \mu V$ 이고 D가 $-4.9 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $-0.4 \times 10^{-4} \mu V$ 인 제2-1군집(도 13), C가 $-9.2 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4.6 \times 10^{-4} \mu V$ 이고 D가 $-43.4 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $-25.9 \times 10^{-4} \mu V$ 인 제2-2군집(도 14), C가 $-0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $0.8 \times 10^{-4} \mu V$ 이고 D가 $-18.0 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $-7.5 \times 10^{-4} \mu V$ 인 제2-3군집(도 15) 및 -C가 $-32.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $-18.4 \times 10^{-4} \mu V$ 이고 D가 $-39.9 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $-30.4 \times 10^{-4} \mu V$ 인 제2-4군집(도 16)으로 분류된다.

- [0129] 다음으로, 제6단계(S600)는 데이터확인부(600)는 상기 계층적 군집 및 비계층적 군집으로 분류된 데이터를 확인한다.
- [0130] 상기 제4단계(S400)에서 분류한 제1-1군집 내지 제1-4군집을 확인하고, 상기 제1-3군집 및 제1-4군집을 상기 제5단계(500)에서 획득한 K 값을 통해 KMeans 군집화를 진행한 결과 제2-1군집 내지 제2-4군집으로 분류되었음을 확인한다.
- [0131] 최종적으로 총 4,992개의 신호 데이터를 제1-1군집, 제1-2군집 그리고 제1-3군집과 제1-4군집 내부의 제2-1군집, 제2-2군집, 제2-3군집 그리고 제2-4군집의 6개의 군집으로 분류해낼 수 있다. 이는 추후 더 복잡하고 비정상적인 망막 신호들의 분류 기준을 정하고 이를 통해 분류를 하는데 있어 유용하게 사용될 것으로 사료된다.
- [0133] 또한, 본 발명인 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 시스템은 크게 전기신호수집부(100), 전위값저장부(200), 계층분석부(300), 계층분류부(400), 비계층분류부(500) 및 데이터확인부(600)로 구성된다.
- [0134] 먼저, 상기 전기신호수집부(100)는 망막전위도 검사를 통해 기록된 전기신호를 수집한다.
- [0135] 앞서 기술한 바와 같이, 신호들의 분류 기준은 측정된 데이터에 따라 달라지기에 주어진 신호 데이터 값을 입력 데이터로 설정하기 위해 상기 전기신호수집부(100)는 망막전위도 검사를 통해 기록된 전기신호를 수집한다.
- [0137] 다음으로 상기 전위값저장부(200)은 상기 수집된 전기신호를 시간에 따른 전위 값으로 변환한다.
- [0138] 상기 전위값저장부(200)은 상기 수집된 전기신호를 전위 값으로 변환한다.
- [0139] 도 3은 상기 전위값저장부(200)이 변환한 상기 ERG 신호의 전체 데이터이다. 본 발명에서 상기 ERG 신호는 총 4,992개를 사용하였으며, 각 신호들은 26ms 동안에 망막에서 측정된 전위 값 26개가 포함되어 있다.
- [0141] 다음으로, 상기 계층분석부(300)는 상기 전위 값을 입력 값으로 하여 계층적 군집분석을 실시한다. 상기 계층분석부(300)는 상기 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법의 제3단계(S300)를 실행한다.
- [0142] 상기 계층분석부(300)는 상기 입력 값의 데이터 중 거리가 가장 가까운 것 두 개를 묶어가면서 하나의 군집으로 병합될 때까지 진행하며, 상기 입력 값의 데이터 중 가장 가까운 거리의 계산은 아래 [식 1]에 의해 계산한다.
- [0144] [식 1]
- [0145]
$$d(p,q)=\sqrt{(\sum_{i=1}^n(q_i-p_i)^2)}$$
- [0146] (여기서 d(p,q)는 직교 좌표 계 내 두 지점 $p=(p_1,p_2,\dots,p_n)$ 와 $q=(q_1,q_2,\dots,q_n)$ 간의 거리를 나타냄).
- [0148] 상기 유클리드 거리의 제곱합인 SSE(sum of squares error)는 아래 [식 2]에 의해 계산된다.
- [0150] [식 2]
- [0151]
$$SSE_i=\sum_{j=1}^{n_i}\sum_{k=1}^m(p_{ijk}-\overline{p_{ik}})^2=\sum_{j=1}^{n_i}d(p_{ij},\overline{p_i})$$
- [0152] (SSE_i는 I번째 군집에서, $d(p_{ij},\overline{p_i})$ 는 변수가 m개일 때 n개의 데이터를 가지는 K개의 군집이 있을 때, i번째 군

집의 K번째 변수의 한 지점 $p_{ij}=(p_{ij1}, p_{ij2}, \dots, p_{ijk})$ 와 p_{ij} 의 평균 값인 p 간의 유클리드 거리를 나타냄).

[0154] 상기 유클리드거리의 제곱합의 증분 은 아래 [식 3]에 의해 계산된다.

[0156] [식 3]

$$I_{AB}=SSE_{AB}-(SSE_A+SSE_B)$$

[0158] (I_{AB} 는 병합하고자 하는 군집 A,B를 병합했을 때 증분을 나타내며 SSE는 오차제곱합을 나타냄).

[0160] 다음으로, 상기 계층분류부(400)는 상기 계층적 군집분석을 이용하여 네 개의 계층적 군집으로 분류한다. 상기 계층분류부(400)는 상기 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법의 제4단계(S400)를 실행한다.

[0161] 상기 계층분류부(400)는 상기 계층적 군집분석을 진행한 후 계통도(dendrogram)를 통해 분류하며, 상기 계층분석부(300)가 상기 입력 값의 데이터를 하나의 군집으로 병합하는 것은 유클리드(Euclidean) 거리의 제곱합을 이용한다.

[0162] 상기 군집간의 유클리드(Euclidean) 거리가 0.3일 때 0.01 μV 을 기준으로 네 개의 군집으로 분류되었다.

[0163] 상기 계층적 군집분석을 통해 네 개의 군집으로 신호들을 분류하여 각 군집들을 구분 짓는 특징을 확인 한 결과, 상기 계층적 군집에서 네 개의 군집은 측정 시간이 0ms 및 14ms 일 때 상기 입력 값에서 전체 지점에서 평균적인 표준편차 값인 0.005 μV 와 비교할 때 측정 시간이 0ms 및 14ms 일 때 군집간 데이터 간의 표준편차가 가장 크게 나타나기에 0.01 μV 해당 지점을 기준으로 각 군집들이 분류될 수 있음을 확인하였다.

[0164] 상기 계층분석부(300)가 분류한 네 개의 군집은 0ms에서의 전위 값을 A, 14ms에서의 전위 값을 B라 하였을 때, A가 0.00 μV 이고 B가 -0.06 μV 내지 -0.04 μV 인 제1-1군집 (도 5), A가 0.02 μV 내지 0.03 μV 이고 B가 -0.00 μV 내지 -0.005 μV 인 제1-2군집 (도 6), A가 0.00 μV 이고 B가 -0.002 μV 내지 -0.00 μV 인 제1-3군집 (도 7) 및 A가 0.00 μV 이고 B가 -0.02 μV 내지 -0.00 μV 인 제1-4군집(도 8)으로 분류된다.

[0166] 다음으로, 상기 비계층분류부(500)은 상기 네 개의 군집으로 분류된 계층적 군집 중 상기 전위의 절대값이 0.7x10⁻⁴ μV 내지 4x10⁻³ μV 인 값을 추출하여 네 개의 비계층적 군집으로 분류한다. 상기 비계층분류부(500)은 상기 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법의 제5단계(S500)를 실행한다.

[0167] 상기 비계층분류부(500)는, 상기 추출된 상기 전위의 절대값이 0.7x10⁻⁴ μV 내지 4x10⁻³ μV 값인 상기 제1-3군집 및 제1-4군집의 내부 신호들을 추가로 분류해내고자 KMeans 군집화를 진행한다.

[0168] 상기 비계층적 군집은 상기 추출된 10ms 및 14ms 에서의 데이터 중, 상기 데이터를 K개의 군집개수로 병합하되, 상기 군집개수 K값은 군집들의 중심(centroid) 간의 오차제곱합(within cluster sum of squares, 이하 WCSS)을 통해 선정된 값과 상기 데이터의 실루엣(silhouette) 계수(S)가 1인 경우 선정된 값을 모두 만족하는 값이며, 상기 실루엣(silhouette) 계수(S)는 아래 [식 4]에 의해 계산된다.

[0170] [식 4]

$$S^{(i)}=\frac{b^{(i)}-a^{(i)}}{\max[a^{(i)}b^{(i)}]}$$

[0172] (여기서, $S_K^{(i)}$ 는 K개의 군집이 형성됐을 때 i번째 데이터에 대한 실루엣 계수이고,

- [0173] $a^{(i)}$ 는 응집도로, i 번째 데이터와 동일 군집 내 나머지 데이터와의 평균거리이고,
- [0174] $b^{(i)}$ 는 분리도로, i 번째 데이터와 가장 가까운 다른 군집 내 모든 데이터와의 평균거리임).
- [0176] 상기 비계층분류부(500)에 의해 계산된 상기 군집개수 K 값은 4로 네 개의 군집으로 분류되었다. 보다 구체적으로, 상기 비계층적 군집은 측정 시간이 10ms 및 14ms 일 때를 기준으로, 10ms에서의 전위 값을 C , 14ms에서의 전위 값을 D 라 하였을 때 C 가 $-1.8 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $1.0 \times 10^{-4} \mu V$ 이고 D 가 $-4.9 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $-0.4 \times 10^{-4} \mu V$ 인 제2-1 군집(도 13), C 가 $-9.2 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4.6 \times 10^{-4} \mu V$ 이고 D 가 $-43.4 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $-25.9 \times 10^{-4} \mu V$ 인 제2-2군집(도 14), C 가 $-0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $0.8 \times 10^{-4} \mu V$ 이고 D 가 $-18.0 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $-7.5 \times 10^{-4} \mu V$ 인 제2-3군집(도 15) 및 $-C$ 가 $-32.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $-18.4 \times 10^{-4} \mu V$ 이고 D 가 $-39.9 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $-30.4 \times 10^{-4} \mu V$ 인 제2-4군집(도 16)으로 분류된다.
- [0178] 다음으로, 상기 데이터확인부(600)는 상기 계층적 군집 및 비계층적 군집으로 분류 된 데이터를 확인한다. 상기 데이터확인부(600)는 상기 머신러닝을 이용한 손상된 망막에서 측정된 망막전위도검사 신호의 분류 방법의 제6 단계(S600)를 실행한다.
- [0180] 상기 과제의 해결 수단에 의해, 본 발명은 손상된 망막으로부터 얻은 망막신호로부터 신호를 분류할 수 있는 방법을 제공할 수 있다.
- [0181] 또한, 본 발명은 손상된 망막 신호의 분류 기준을 설정하고, 계층적 군집화로는 분류가 힘든 군집의 경우 추가적인 군집분석을 통해 적합한 망막 신호를 분류할 수 있는 효과가 있다.
- [0183] 이와 같이, 상술한 본 발명의 기술적 구성은 본 발명이 속하는 기술분야의 당업자가 본 발명의 그 기술적 사상이나 필수적 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다.
- [0184] 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적인 것이 아닌 것으로서 이해되어야 하고, 본 발명의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타나며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 등가 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

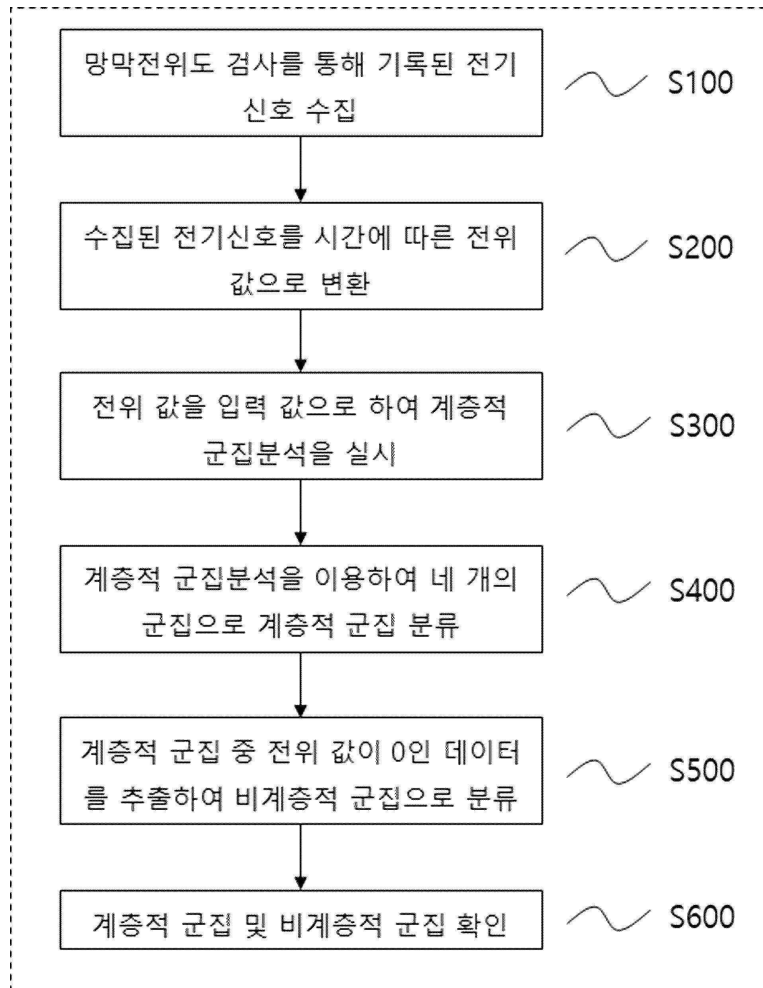
부호의 설명

- [0186] S100. 전기신호수집부(100)가 망막전위도 검사를 통해 기록된 전기신호인 전위값을 수집하는 제1단계
- S200. 전위값저장부(200)이 상기 수집된 전기신호를 저장하는 제2단계
- S300. 계층분석부(300)가 상기 전위 값을 입력 값으로 하여 계층적 군집분석을 실시하는 제3단계
- S400. 계층분류부(400)가 상기 계층적 군집분석을 이용하여 네 개의 계층적 군집으로 분류하는 제4단계
- S500. 비계층분류부(500)이 상기 네 개의 군집으로 분류된 계층적 군집 중 상기 전위의 절대값이 $0.7 \times 10^{-4} \mu V$ 내지 $4 \times 10^{-3} \mu V$ 인 값을 추출하여 네 개의 비계층적 군집으로 분류하는 제5단계
- S600. 데이터확인부(600)는 상기 계층적 군집 및 비계층적 군집으로 분류 된 데이터를 확인하는 제6단계
100. 전기신호수집부
200. 전위값변환부
300. 계층분석부

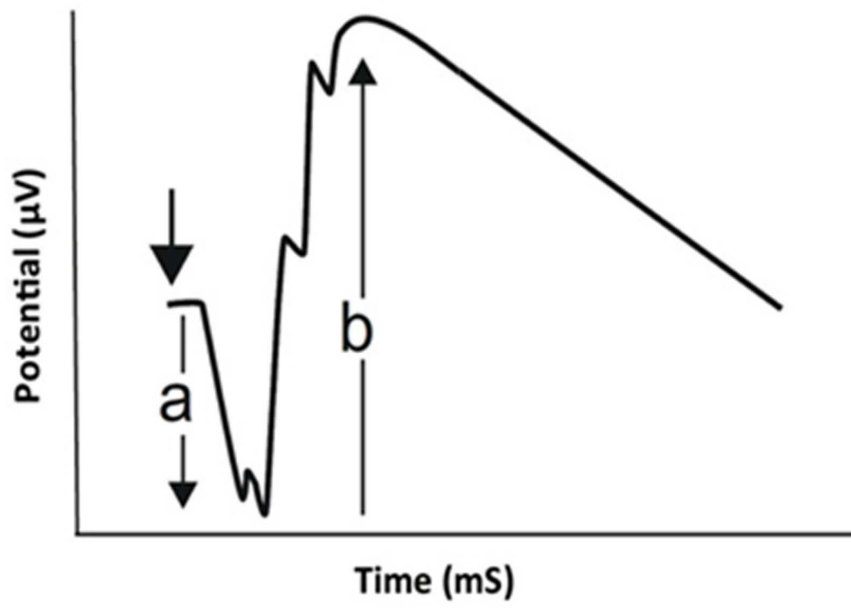
- 400. 계층분류부
- 500. 비계층분류부
- 600. 데이터확인부

도면

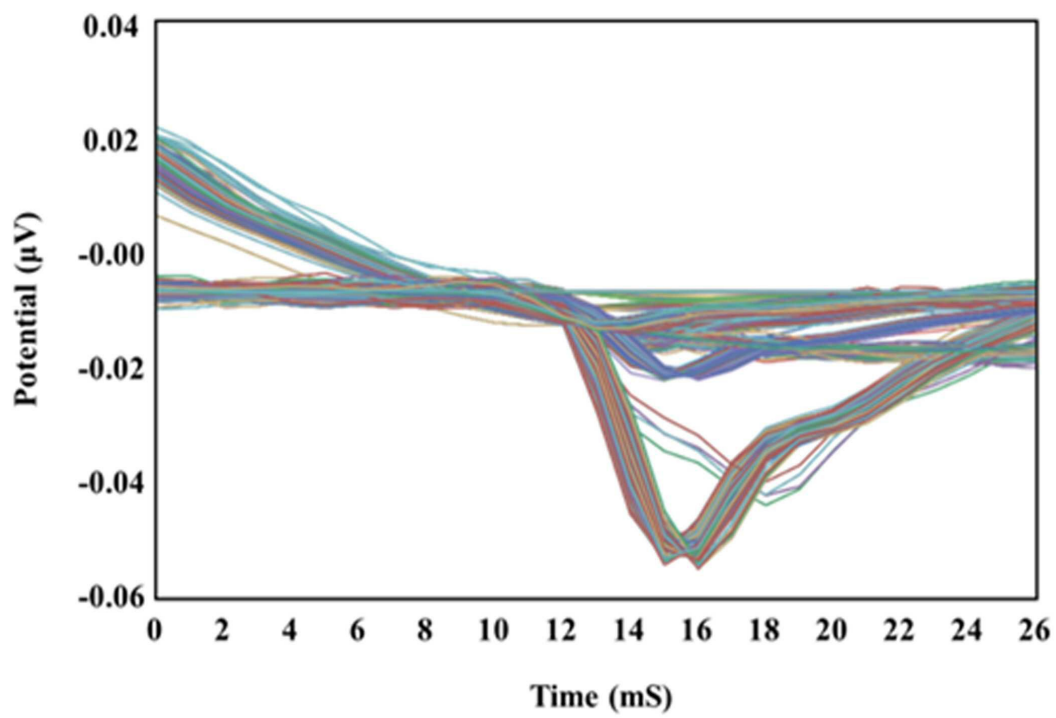
도면1



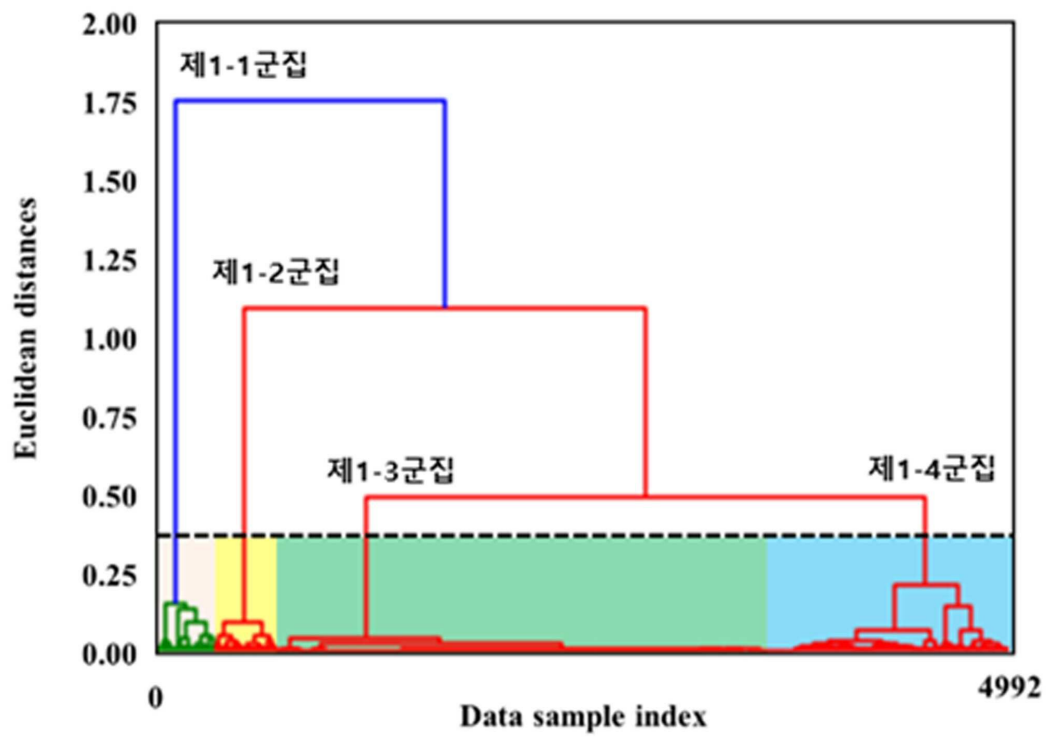
도면2



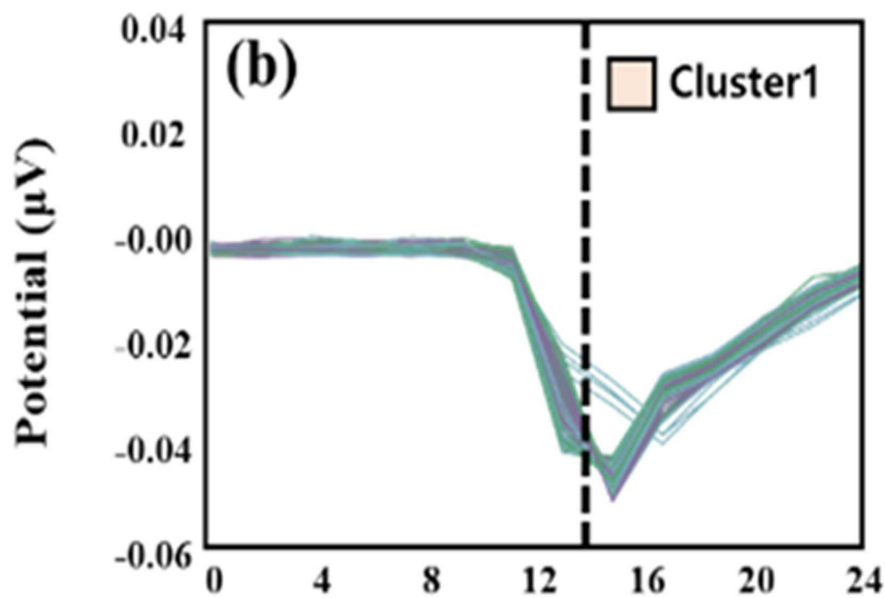
도면3



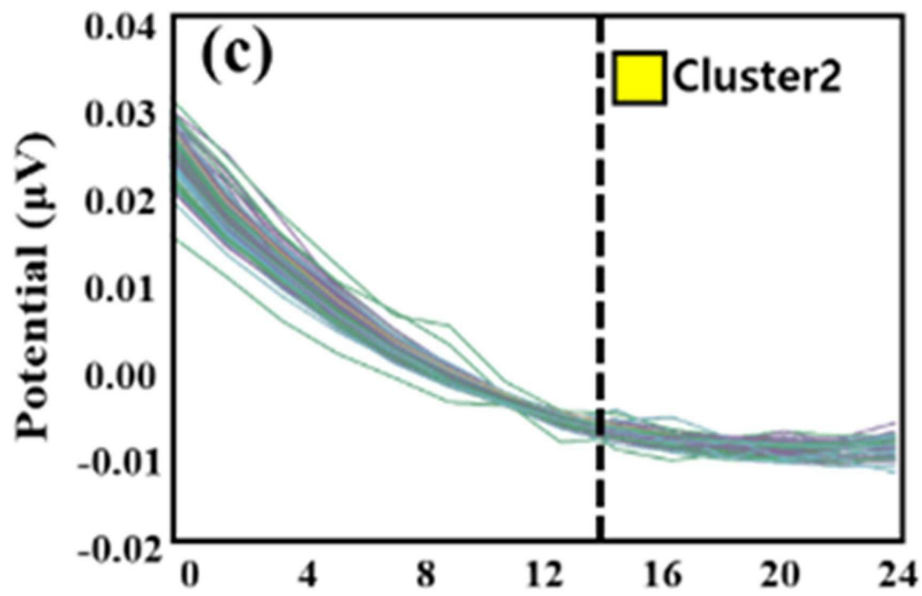
도면4



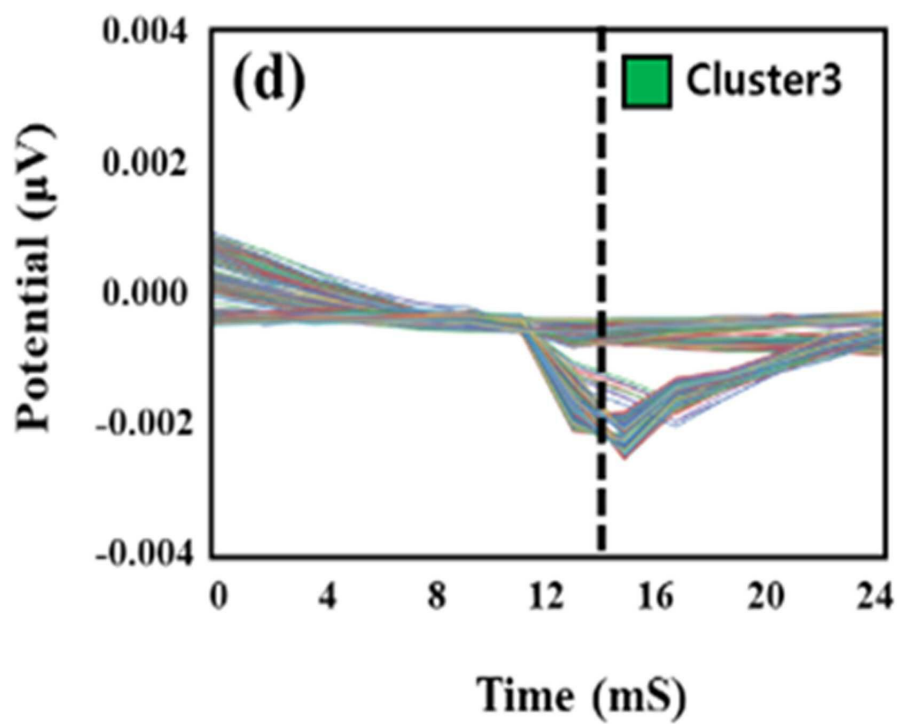
도면5



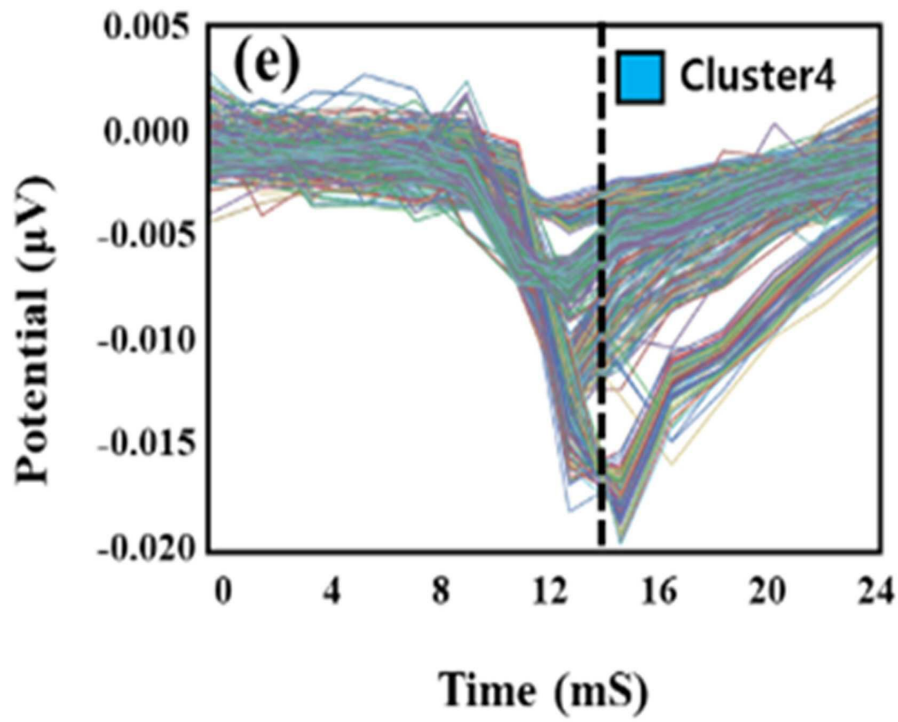
도면6



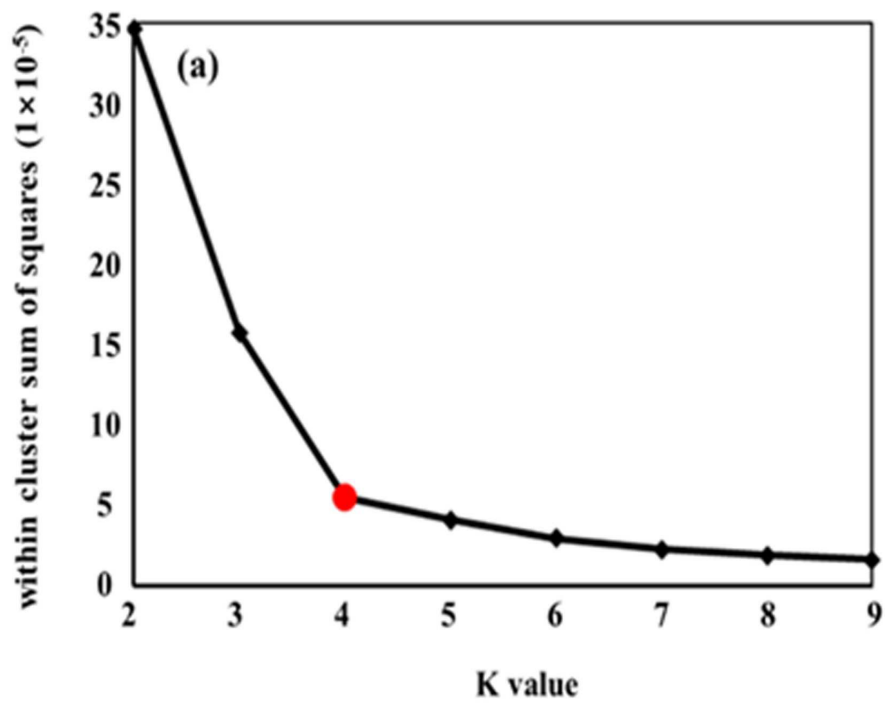
도면7



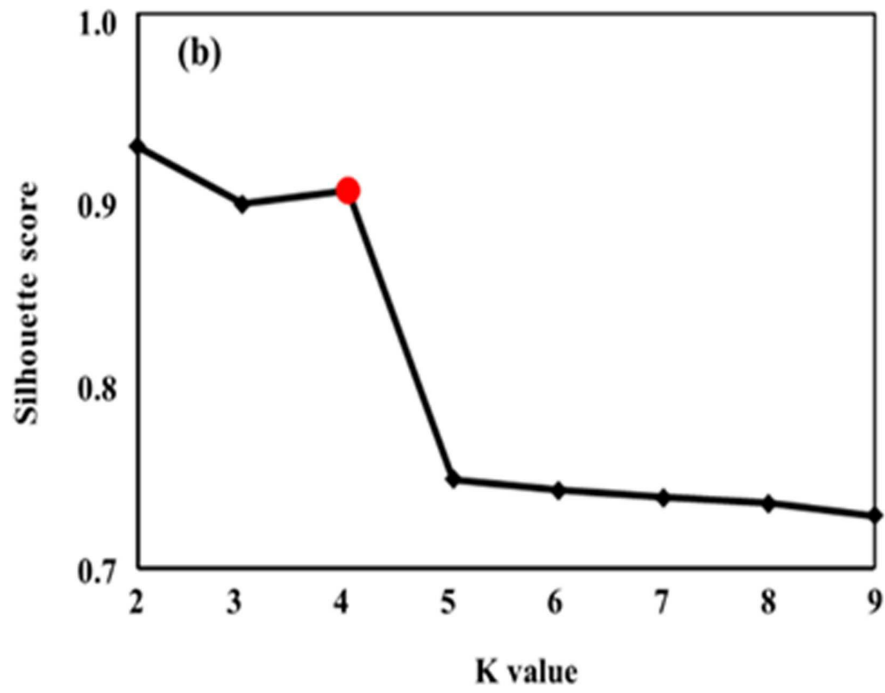
도면8



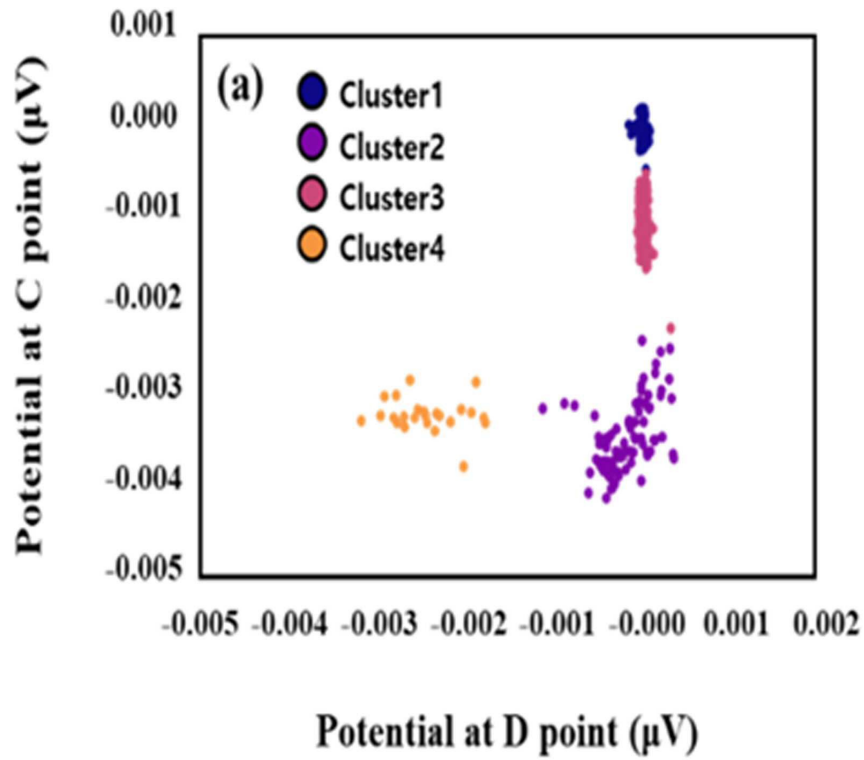
도면9



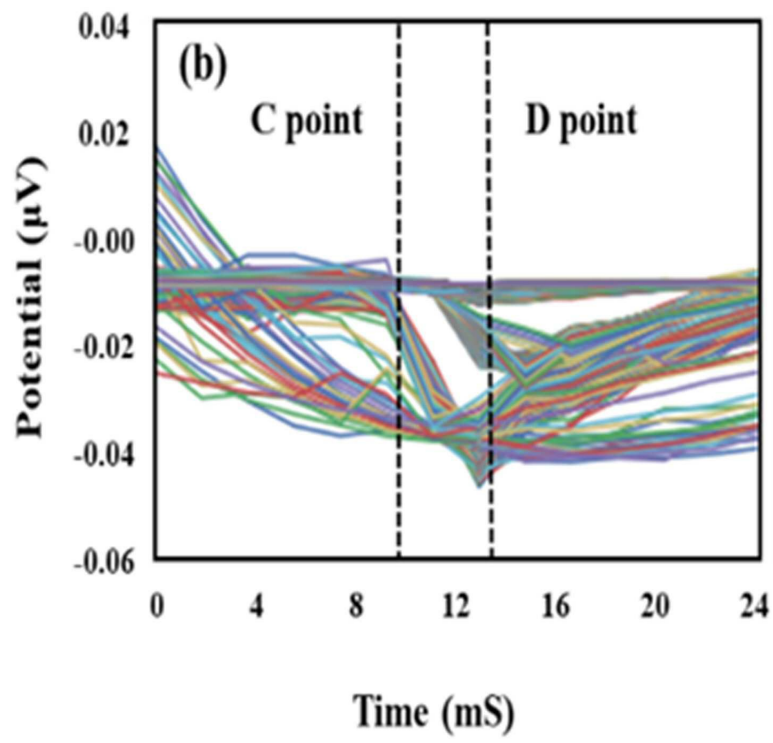
도면10



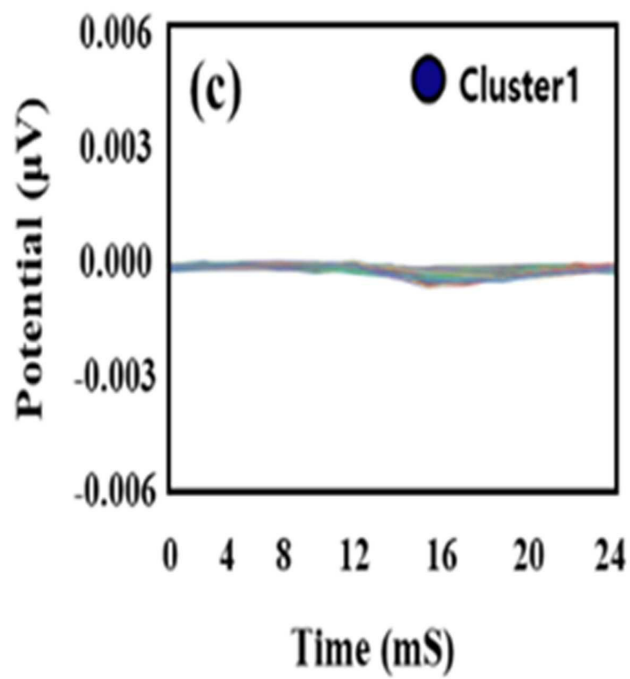
도면11



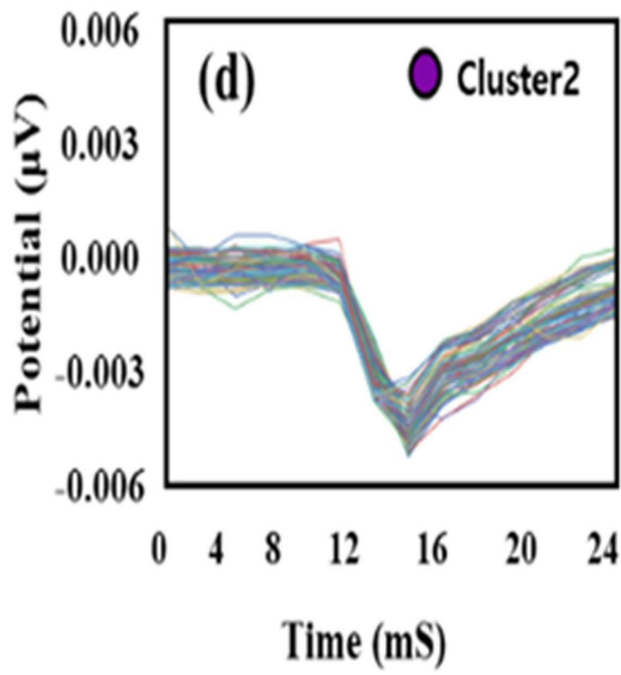
도면12



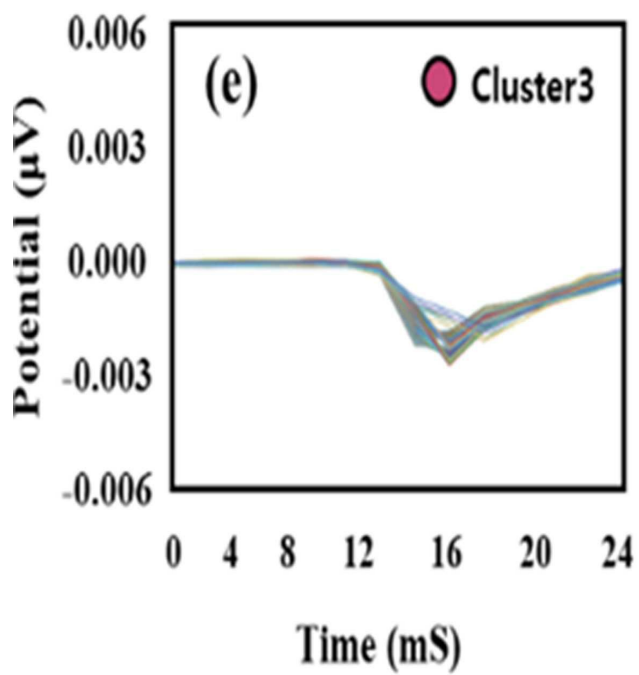
도면13



도면14



도면15



도면16

