



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0111570  
(43) 공개일자 2019년10월02일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
A61B 5/00 (2006.01) A61B 5/04 (2006.01)  
A61B 5/0478 (2006.01) A61B 5/048 (2006.01)  
(52) CPC특허분류  
A61B 5/7264 (2013.01)  
A61B 5/04012 (2013.01)  
(21) 출원번호 10-2018-0033888  
(22) 출원일자 2018년03월23일  
심사청구일자 2018년03월23일

(71) 출원인  
인하대학교 산학협력단  
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)  
(72) 발명자  
김덕환  
서울특별시 양천구 목동로 230, 103동 1004호 (목동, 아이파크아파트)  
이미란  
서울특별시 성북구 화랑로14길 5 (하월곡동)  
박다정  
서울특별시 성북구 하월곡동 37-68, 202호  
(74) 대리인  
양성보

전체 청구항 수 : 총 6 항

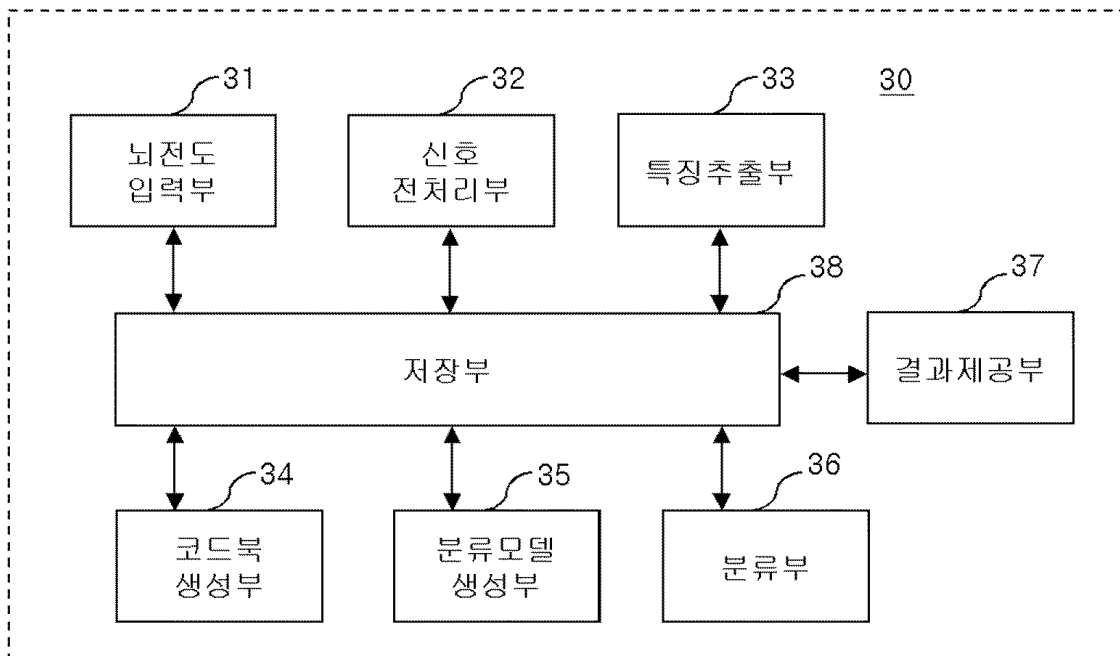
(54) 발명의 명칭 **확률모델 및 기계학습과 함께 특징추출을 이용한 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템**

(57) 요약

뇌전증(간질)에 의한 뇌전도 신호의 발작과를 모니터링하기 위하여, 특징추출과 최적의 기계학습, 혹은 확률모델을 이용하여, 뇌전도 신호로부터 자동으로 간질 발작과를 검출하고 진단하는, 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 관한 것으로서, 뇌전도 신호를 입력받는 뇌전도 입력부; 상기 뇌전도 신호

(뒷면에 계속)

대표도 - 도2



에 대하여 노이즈를 제거하고 분할하는 신호 전처리부; 분할된 뇌전도 신호에 대하여 주파수 대역을 다수로 분해하여 대역별 신호계수를 추출하고, 추출된 대역별 신호계수를 이용하여 대역별 특징을 추출하여 특징벡터를 생성하는 특징추출부; 뇌전도 신호의 트레이닝 데이터를 이용하여 코드북을 생성하되, 트레이닝 데이터의 특징벡터의 각 대역과 발작상태의 종류에 따라 클러스터링하여 군집을 생성하고, 각 군집 마다 인덱스를 부여하여 코드북을 생성하는 코드북 생성부; 뇌전도 신호의 트레이닝 데이터를 이용하여 기계학습에 의한 분류모델을 적어도 1개를 생성하고, 생성된 코드북을 이용하는 확률에 의한 분류모델을 적어도 1개를 생성하는 분류모델 생성부; 및, 상기 적어도 1개의 기계학습에 의한 분류모델과, 상기 적어도 1개의 확률에 의한 분류모델을 이용하여, 입력되는 뇌전도 신호에 대하여 발작상태를 분류하는 분류부를 포함하는 구성을 마련한다.

상기와 같은 간질 발작과 검출 시스템에 의하여, 장시간 기록된 뇌전도 신호를 분석 및 해석하는데, 물리적인 시간과 인력에 따른 문제를 해소시킬 수 있으며, 기존 보다 빠르고, 정확한 검출 성능을 보임으로써, 보다 효율적인 발작과 모니터링 시스템을 제공할 수 있다.

(52) CPC특허분류

- A61B 5/0478 (2013.01)
- A61B 5/048 (2013.01)
- A61B 5/7225 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	10073154
부처명	산업통산자원부
연구관리전문기관	한국산업기술평가원
연구사업명	산업핵심기술개발사업
연구과제명	인간 내면상태의 인식 및 이를 이용한 인간친화형 인간-로봇 상호작용 기술 개발
기 여 율	5/10
주관기관	인하대학교
연구기간	2016.12.01 ~ 2021.11.30

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2010-0020163
부처명	교육부
연구관리전문기관	한국연구재단
연구사업명	기초연구
연구과제명	그린 생체모방형 임플란티블 전자칩 및 U-생체정보처리 플랫폼 융합기술개발(정보전자공동 연구소)
기 여 율	5/10
주관기관	인하대학교
연구기간	2010.09.01 ~ 2019.04.30

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 있어서,

뇌전도 신호를 입력받는 뇌전도 입력부;

상기 뇌전도 신호에 대하여 노이즈를 제거하고 분할하는 신호 전처리부;

분할된 뇌전도 신호에 대하여 주파수 대역을 다수로 분해하여 대역별 신호계수를 추출하고, 추출된 대역별 신호 계수를 이용하여 대역별 특징을 추출하여 특징벡터를 생성하는 특징추출부;

뇌전도 신호의 트레이닝 데이터를 이용하여 코드북을 생성하되, 트레이닝 데이터의 특징벡터의 각 대역과 발작 상태의 종류에 따라 클러스터링하여 군집을 생성하고, 각 군집 마다 인덱스를 부여하여 코드북을 생성하는 코드북 생성부;

뇌전도 신호의 트레이닝 데이터를 이용하여 기계학습에 의한 분류모델을 적어도 1개를 생성하고, 생성된 코드북을 이용하는 확률에 의한 분류모델을 적어도 1개를 생성하는 분류모델 생성부; 및,

상기 적어도 1개의 기계학습에 의한 분류모델과, 상기 적어도 1개의 확률에 의한 분류모델 중 적어도 1개를 이용하여, 입력되는 뇌전도 신호에 대하여 발작상태를 분류하는 분류부를 포함하는 것을 특징으로 하는 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템.

#### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 특징추출부는, 뇌전도 신호에 이산웨이브릿변환을 적용하여 다수의 주파수 대역으로 분해하고, 각 대역별로 레벨에 따른 임계치를 생성하여 상기 레벨별 임계치 이상인 대역별 신호계수를 카운팅하고, 레벨이 사전에 정해진 특정 레벨에 만족하는지를 판단하여, 만족하지 않으면 레벨을 1을 증가시키고 레벨별 임계치를 생성하여 카운팅하는 것을 반복하고, 레벨이 특정 레벨에 만족하면, 모든 레벨의 카운팅 값들의 변화율을 산출하여 각 대역의 대역별 특징을 추출하는 것을 특징으로 하는 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템.

#### 청구항 3

제2항에 있어서,

상기 레벨별 임계치를 다음 [수식 1]에 의해 산출하는 것을 특징으로 하는 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템.

[수식 1]

$$\gamma_t = \gamma_0 \times \left(\frac{1}{2}\right)^t, (t = 1, 2, \dots, L)$$

단, t는 레벨을 의미하고,  $\gamma_0$ 는 사전에 정해진 초기 임계치이고, L은 특정 레벨을 나타냄.

#### 청구항 4

제2항에 있어서,

모든 레벨의 카운팅 값들을 회귀분석하여 기울기 또는 변화율을 산출하고 산출된 기울기 또는 변화율을 각 대역의 대역별 특징을 설정하는 것을 특징으로 하는 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템.

**청구항 5**

제1항에 있어서,

상기 기계학습에 의한 분류모델은 SVM(Support vector machine), LDA(Linear discriminant analysis), QDA(Quadratic discriminant analysis), K-NN(K-nearest neighbor), K-means 중 어느 하나를 사용하고, 상기 확률에 의한 분류모델은 은닉 마르코프 모델(HMM, Hidden Markov model)을 사용하는 것을 특징으로 하는 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템.

**청구항 6**

제1항에 있어서,

상기 시스템은 입력되는 뇌전도 신호에 대한 발작상태의 검출 결과를 출력 또는 기록하거나, 발작상태의 검출시점과 검출 횟수를 제공하는 결과제공부를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템.

**발명의 설명**

**기술 분야**

[0001] 본 발명은 뇌전증(간질)에 의한 뇌전도 신호의 발작파를 모니터링하기 위하여, 뇌전도 측정 장치로부터 획득되어지는 뇌전도 신호를 기반으로 효율적인 특징추출방법과 최적의 기계학습, 혹은 확률모델을 이용하여, 자동으로 간질 발작파를 검출하고 진단하는, 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 관한 것이다.

[0002] 또한, 본 발명은 뇌전도 신호의 발작파를 모니터링하여, 발작 시점 및 발작 횟수에 대한 뇌전증 환자의 정보를 제공하고, 실시간으로 발작파를 검출하는, 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 관한 것이다.

**배경 기술**

[0003] 뇌전증은 전 세계 인구의 약 1-2%가 겪고 있는 질병으로, 뇌전증에 의한 발작은 예측이 불가능하고, 일상생활에서 관리하는데 큰 어려움이 따른다. 특히, 뇌전증 환자 중, 산소 호흡기를 착용하거나, 혹은 약물을 투여 중인 중증환자의 경우, 뇌전증에 의한 발작(이하, 간질 발작이라 지칭한다)이 일어나면, 통제하기가 힘들다. 또한, 이로 인해 치명적인 피해를 입을 수 있으므로, 간질 발작을 검출하거나 예측하는 시스템이 필요하다.

[0004] 특히, 간질 발작은 뇌전도, 환자의 과거 병력, 갑작스러운 기절 등에 의해, 환자가 스스로 자각하는 방법을 이용하여 역추적하여 진단되고 있다. 뇌전증이 의심되는 경우, 임상이나 전문의는 장시간 뇌전도 신호를 기록하여 발작 시점 및 횟수 등을 확인함으로써, 수동적으로 확인할 수 있다. 이러한 뇌전도 신호를 이용한 뇌전증 진단 방법은 많은 시간과 인력이 요구된다. 따라서 검사의 유용성에도 불구하고 많은 병원에서 보편적으로 사용되기에 제한이 있다.

[0005] 따라서, 장시간 뇌전도 신호를 이용한 뇌전증 진단 방법을 위해, 자동 발작과 검출을 위한 종래 기술들이 많이 소개되고 있다[특허문헌 1, 2].

[0006] 종래의 기술들에 따르면, 발작파 모니터링을 위해 적용되는 특징추출방법과 검출 분류 기법은 자동 발작과 검출 시스템의 정확도를 향상시키고, 시스템의 효율성을 증대시킬 수 있다. 또한, 뇌전도 신호를 분할하여 사용하는 데 필요한 윈도우 크기는, 검출 정확도와 검출 속도에 중요한 요소 중 하나이며, 윈도우 크기에 따라 간질 발작

검출 시스템의 성능이 달라질 수 있다.

- [0007] 특허 문헌 1에 기재된 종래 기술은, 뇌전도 신호 기반 간질발작을 예측하는 알고리즘에 있어서, 간질 발작 발생 이전에 간질발작을 미리 예측하는 방법을 제공한다. 상기 종래 기술에 따른 간질발작 예측 방법은 간질 발작이 일어나기 전에 미리 그 발작의 발생을 예측함으로써 의료 시스템이나 헬스케어 시스템에 실질적으로 적용되는데 긍정적인 효과를 줄 수 있다.
- [0008] 그러나 이러한 종래기술에 따른 간질 발작 예측 알고리즘 방법은 실시간 예측을 고려하지 않고 있으며, 장시간 기록된 뇌전도 신호를 해석하는데 한계가 있다. 또한, 뇌전도 신호를 분할하여 사용하는, 윈도우 크기에 대해 고려하지 않고 있다.
- [0009] 또한, 특허 문헌 2에 기재된 종래 기술은 이동통신 단말기를 이용한 뇌전증 환자 모니터링 기술을 제시하고 있다, 상기 종래 기술에 따른 뇌전증 환자 모니터링 시스템은 환자의 정보를 실시간으로 모니터링하고 응급 상황을 감지하고 판단한다. 그래서 신속한 조치를 취할 수 있도록 하는 점에서 헬스케어 분야에 적용할 수 있는 효과적인 시스템이다.
- [0010] 그러나 이러한 종래기술에 따른 간질 발작 모니터링 시스템은 시스템의 정확도나 효율성의 극대화를 위한 특징 추출방법 및 검출 분류 모델의 최적화에 대해서는 고려하지 않고 있다.

**선행기술문헌**

**특허문헌**

- [0011] (특허문헌 0001) 한국특허등록공보 제10-0081717호  
(특허문헌 0002) 한국특허등록공보 제10-0084282호

**발명의 내용**

**해결하려는 과제**

- [0012] 본 발명의 목적은 상술한 바와 같은 문제점을 해결하기 위한 것으로, 사용자로부터 획득한 뇌전도 신호에서, 뇌전도 신호의 주파수 대역을 분해하여 계수를 추출하며, 반복적인 연산방법을 통해 정교한 특징값을 추출하고, 다양한 기계학습과 확률 모델을 기반으로 성능 평가를 수행하고, 이를 통해 간질 발작과를 효율적으로 모니터링 하면서 정확하고 빠르게 검출할 수 있는, 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템을 제공하는 것이다.
- [0013] 또한, 특징추출 모듈에 포함되는 주파수 대역 분해부와 특징벡터 추출부는 뇌전도를 다양한 멀티 주파수 대역으로 분해하여, 보다 정교하게 발작과를 검출해내기 위한 방법으로, 멀티 주파수 대역에서, 웨이브렛변환을 통해 웨이브렛계수를 산출해내고, 각 주파수 대역마다 웨이브렛 계수의 주파수 변동의 특성을 살려 특징값으로 추출해내며, 반복적인 연산을 통해 기존 방법보다 정확도를 개선하는 목적을 지닌 멀티 주파수 대역 계수를 이용한 특징추출방법을 포함한다.
- [0014] 또한, 분류모듈에 포함되는 발작과 검출부에는 기계학습 및 확률모델을 기반으로 발작과, 발작과 시점, 발작과 횟수, 휴지기-발작간기-발작기 등을 예측 및 검출해낼 수 있도록, 다양한 기계학습 방법과 확률모델을 선택적, 적응적으로 결정할 수 있다.
- [0015] 또한, 출력모듈에 포함되는 발작과 검출 시점 및 횟수 출력부는, 사용자 및 의사가 환자의 일상생활에서, 장시간 측정된 뇌전도 신호를 보다 효율적이고 빠르게 분석하고 관찰하기 위한 출력 방법으로, 기록된 결과를 기반으로 발작과 시점 및 횟수를 제공받을 수 있으며, 또한, 실시간 발작과 결과부에서는 사용자나 의사가 환자의 현재 상태에 따른 실시간 발작과 검출에 대한 정보를 제공받을 수 있다.

[0016]

**과제의 해결 수단**

- [0017] 상기 목적을 달성하기 위해 본 발명은 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에

관한 것으로서, 뇌전도 신호를 입력받는 뇌전도 입력부; 상기 뇌전도 신호에 대하여 노이즈를 제거하고 분할하는 신호 전처리부; 분할된 뇌전도 신호에 대하여 주파수 대역을 다수로 분해하여 대역별 신호계수를 추출하고, 추출된 대역별 신호계수를 이용하여 대역별 특징을 추출하여 특징벡터를 생성하는 특징추출부; 뇌전도 신호의 트레이닝 데이터를 이용하여 코드북을 생성하되, 트레이닝 데이터의 특징벡터의 각 대역과 발작상태의 종류에 따라 클러스터링하여 군집을 생성하고, 각 군집 마다 인덱스를 부여하여 코드북을 생성하는 코드북 생성부; 뇌전도 신호의 트레이닝 데이터를 이용하여 기계학습에 의한 분류모델을 적어도 1개를 생성하고, 생성된 코드북을 이용하는 확률에 의한 분류모델을 적어도 1개를 생성하는 분류모델 생성부; 및, 상기 적어도 1개의 기계학습에 의한 분류모델과, 상기 적어도 1개의 확률에 의한 분류모델을 이용하여, 입력되는 뇌전도 신호에 대하여 발작상태를 분류하는 분류부를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0018] 또, 본 발명은 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 있어서, 상기 특징추출부는, 뇌전도 신호에 이산웨이브릿변환을 적용하여 다수의 주파수 대역으로 분해하고, 각 대역별로 레벨에 따른 임계치를 생성하여 상기 레벨별 임계치 이상인 대역별 신호계수를 카운팅하고, 레벨이 사전에 정해진 특정 레벨에 만족하는지를 판단하여, 만족하지 않으면 레벨을 1을 증가시키고 레벨별 임계치를 생성하여 카운팅하는 것을 반복하고, 레벨이 특정 레벨에 만족하면, 모든 레벨의 카운팅 값들의 변화율을 산출하여 각 대역의 대역별 특징을 추출하는 것을 특징으로 한다.

[0019] 또, 본 발명은 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 있어서, 상기 레벨별 임계치를 다음 [수식 1]에 의해 산출하는 것을 특징으로 한다.

[0020] [수식 1]

$$\gamma_t = \gamma_0 \times \left(\frac{1}{2}\right)^t, (t=1, 2, \dots, L)$$

[0022] 단, t는 레벨을 의미하고,  $\gamma_0$ 는 사전에 정해진 초기 임계치이고, L은 특정 레벨을 나타냄.

[0023] 또, 본 발명은 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 있어서, 모든 레벨의 카운팅 값들을 회귀분석하여 기울기 또는 변화율을 산출하고 산출된 기울기 또는 변화율을 각 대역의 대역별 특징을 설정하는 것을 특징으로 한다.

[0024] 또, 본 발명은 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 있어서, 상기 기계학습에 의한 분류모델은 SVM(Support vector machine), LDA(Linear discriminant analysis), QDA(Quadratic discriminant analysis), K-NN(K-nearest neighbor), K-means 중 어느 하나를 사용하고, 상기 확률에 의한 분류모델은 은닉 마르코프 모델(HMM, Hidden Markov model)을 사용하는 것을 특징으로 한다.

[0025] 또, 본 발명은 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 있어서, 상기 시스템은 입력되는 뇌전도 신호에 대한 발작상태의 검출 결과를 출력 또는 기록하거나, 발작상태의 검출시점과 검출 횟수를 제공하는 결과제공부를 더 포함하는 것을 특징으로 한다.

**발명의 효과**

[0026] 상술한 바와 같이, 본 발명에 따른 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 의하면, 장시간 기록된 뇌전도 신호를 분석 및 해석하는데, 물리적인 시간과 인력에 따른 문제를 해소시킬 수 있으며, 기존 기술 보다 빠르고 정확하게 검출할 수 있고, 이를 통해 보다 효율적인 발작과 모니터링 시스템을 제공할 수 있는 효과가 얻어진다.

[0027] 또한, 본 발명에 따른 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템에 의하면, 간질 발작과의 발생 시점 및 발생 횟수, 검출결과를 출력하는 기능을 제공함으로써, 전문의, 보호자, 환자 등에게 환자의 건강관리 시스템으로 제공할 수 있고, 이를 통해, 발작 예방, 치료 방법, 응급 처치 방법 등에 효과적인 정보로서 지원할 수 있는 효과가 얻어진다.

**도면의 간단한 설명**

[0028] 도 1은 본 발명을 실시하기 위한 전체 시스템의 구성에 대한 블록도.

도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템의 구성

에 대한 블록도.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 정상인의 뇌전도 신호 출력에 대한 그래프.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 뇌전증 환자의 뇌전도 신호 출력에 대한 그래프.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 주파수 대역 분해를 위해 사용되는 모웨이브렛 함수들로서, (a) Daubechies 3차 함수, (b) Daubechies 4차 함수, (c) Coiflet 3차 함수, (d) Coiflet 4차 함수, (e) Symlet 4차 함수를 나타내고, (f)는 발작과 일부분을 나타낸 그래프.

도 6은 본 발명의 일실시예에 따른 특징추출 방법을 설명하는 흐름도.

도 7은 본 발명의 일실시예에 따른 (a) 정상인과 (b) 뇌전증 환자의 뇌전도 신호를 이산웨이브렛변환을 이용하여 주파수 대역을 분해한 결과를 예시한 그래프.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

- [0029] 이하, 본 발명의 실시를 위한 구체적인 내용을 도면에 따라서 설명한다.
- [0030] 또한, 본 발명을 설명하는데 있어서 동일 부분은 동일 부호를 붙이고, 그 반복 설명은 생략한다.
- [0031] 먼저, 본 발명을 실시하기 위한 전체 시스템의 구성의 예들에 대하여 도 1을 참조하여 설명한다.
- [0032] 도 1에서 보는 바와 같이, 본 발명에 따른 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템 또는 방법은 뇌전도 측정장치(10)에서 측정된 뇌전도 신호(80)를 입력받아 간질 발작과를 검출하는 컴퓨터 단말(20) 상의 프로그램 시스템으로 실시될 수 있다. 즉, 상기 간질 발작과 방법 또는 시스템은 프로그램으로 구성되어 컴퓨터 단말(20)에 설치되어 실행될 수 있다. 컴퓨터 단말(20)에 설치된 프로그램은 하나의 프로그램 시스템(30)과 같이 동작할 수 있다.
- [0033] 이때, 뇌전도 신호(80)는 뇌전도를 측정된 신호로서, 뇌전도 파형(waveform)에 대한 디지털 신호이다.
- [0034] 한편, 다른 실시예로서, 상기 간질 발작과 검출 시스템은 프로그램으로 구성되어 범용 컴퓨터에서 동작하는 것 외에 ASIC(주문형 반도체) 등 하나의 전자회로로 구성되어 실시될 수 있다. 또는 뇌전도 신호를 입력받아 간질 발작과를 검출하는 작업만을 전용으로 처리하는 전용 단말(30)이나 전용 장치(30)로 개발될 수도 있다. 이를 간질 발작과 검출 시스템이라 부르기로 한다. 그 외 가능한 다른 형태도 실시될 수 있다.
- [0035] 다음으로, 본 발명의 일실시예에 따른 뇌전도 신호의 멀티 주파수 대역 계수 기반 간질 발작과 검출 시스템의 구성에 대하여 도 2를 참조하여 보다 구체적으로 설명한다.
- [0036] 도 2에서 보는 바와 같이, 본 발명의 일실시예에 따른 간질 발작과 검출 시스템(30)은 뇌전도 측정장치(10)에서 측정된 뇌전도 신호(80)를 입력받는 뇌전도 입력부(31), 뇌전도 신호(80)에 대하여 노이즈를 제거하고 신호 데이터를 분할하는 신호 전처리부(32), 주파수 대역을 분해하여 신호계수를 추출하고 이로부터 특징을 추출하는 특징추출부(33), 특징벡터를 클러스터링하여 각 군집마다 인덱스를 부여하는 코드북 생성부(34), 기계학습 또는 확률에 의한 분류모델을 생성하는 분류모델 생성부(35), 및, 특징벡터로 발작과 검출 여부를 분류하는 분류부(36)로 구성된다. 추가적으로, 검출된 결과를 출력/기록하거나 분석하는 결과제출부(37)를 더 포함하여 구성될 수 있다. 또한, 데이터를 저장하는 저장부(38)를 더 포함하여 구성될 수 있다.
- [0037] 먼저, 뇌전도 입력부(31)는 뇌전도 측정장치(10)에서 측정된 뇌전도 신호를 입력받는다.
- [0038] 뇌전도 신호는 뇌전도 측정장치(10)에 측정되는 신호로서, 뇌의 표면에 비침습적으로 측정되는 신호이다.
- [0039] 뇌전도 입력부(31)는 단기 또는 장기 동안 측정하여 기록된 뇌전도 신호를 일괄적으로 입력받아 저장하거나, 실시간으로 측정된 뇌전도 신호를 실시간으로 입력받을 수 있다. 즉, 뇌전도 측정장치(10)는 뇌전도 신호를 단기 또는 장기 동안 측정하여 저장하고, 뇌전도 입력부(31)가 이와 같이 저장된 장단기 뇌전도 신호를 일괄적으로 입력받을 수 있다. 또는, 뇌전도 측정장치(10)가 실시간으로 뇌전도를 측정하고, 뇌전도 입력부(31)가 실시간 측정된 뇌전도 신호를 실시간으로 입력받을 수 있다.
- [0040] 도 3은 뇌전도 측정장치(10)에서 측정된 정상인의 뇌전도 신호의 그래프를 나타내고, 도 4는 뇌전도 측정장치(10)에서 측정된 뇌전증 환자의 뇌전도 신호의 그래프를 나타낸다.
- [0041] 한편, 뇌전도 측정장치(10)는 뇌의 표면에서 비침습적으로 뇌전도를 측정하는 비침습적인 방법을 이용하여 뇌전

도 신호를 측정한다.

- [0042] 또한, 뇌전도 측정장치(10)는 복수의 채널로 구성된 뇌전도 신호 센서를 포함할 수 있다. 복수의 뇌전도 신호 센서는 뇌전도 신호 측정을 위한 국제 표준법에 따라 사용자의 머리 표면에 개별적으로 부착되며, 사용하는 목적에 따라 부착의 위치 및 전극 개수가 달라질 수 있다.
- [0043] 뇌전도 기록을 위한 전극 배치 방법은, 국제 뇌과학회연합표준배치법인 10-20 시스템에 따라 전두부, 중신부, 두정부, 후두부, 측두부 등에 부착될 수 있으며, 전극의 접지로 양 이개(Ear lobe)를 포함할 수 있다. 또한, 부가적인 생체 정보를 획득하기 위해 안구전도(EOG, electrooculogram)와 심전도(ECG, electrocardiogram), 근전도(EMG, electromyogram)를 포함할 수 있다.
- [0044] 다음으로, 신호 전처리부(32)는 뇌전도 신호에 대하여 노이즈를 제거하고 신호 데이터를 분할한다.
- [0045] 즉, 신호 전처리부(32)는 상기 뇌전도 신호에 신호 필터를 적용함으로써, 뇌전도 신호에서 전원 노이즈나 움직임에 의한 노이즈를 제거한다. 사용되는 신호 필터는 로우패스필터, 하이패스필터, 밴드패스 필터, 노치필터 등을 포함한다.
- [0046] 또한, 신호처리부(32)는 사전에 정해지는 윈도우 크기에 따라 뇌전도 신호의 데이터를 분할한다. 즉, 뇌전도 신호는 연속적인 신호 파형이므로, 분석을 위해 이를 윈도우 크기로 일정한 크기로 분할한다.
- [0047] 분할된 뇌전도 신호는 특징추출부(33)에 의해 주파수 대역이 분해되고 이로부터 특징벡터가 생성된다. 즉, 뇌전도 신호는 연속된 신호이고, 이를 분할하면 다수의 연속된 분할 뇌전도 신호가 생성된다. 예를 들어,  $S_1, S_2, \dots, S_n$  등 분할된 신호가 생성되는데, 각 분할된 신호에 대하여 특징벡터가 추출된다.
- [0048] 다음으로, 특징추출부(33)는 분할된 뇌전도 신호에 대하여 주파수 대역을 분해하여 분해된 대역의 대역별 신호 계수를 추출하고, 추출된 대역별 신호계수를 이용하여 특징을 추출한다. 특히, 특징추출부(33)는 뇌전도 신호를 다수의 레벨로 특징을 추출하고, 이들 레벨별 특징들로부터 특징벡터를 생성한다.
- [0049] 먼저, 특징추출부(33)는 다양한 주파수 대역을 해석하기 위하여, 뇌전도 신호의 주파수 대역을 분해한다.
- [0050] 바람직하게는, 특징추출부(33)는 분할된 뇌전도 신호에 이산웨이브렛변환(DWT, Discrete wavelet transform)을 적용하여, 상기 뇌전도 신호를 여러 개의 주파수 대역으로 분해한다. 이산웨이브렛변환을 사용한 뇌전도 신호의 분석에서 분해 레벨과 적절한 모웨이브렛 함수(Mother wavelet function)를 선택하는 것이 상당히 중요하다.
- [0051] 도 5에 도시한 바와 같이, 주파수 대역 분해를 위해 사용하는 모웨이브렛 함수는 도브쉬(Daubechies), 코이플레트(Coiflet), 심레트(Symlet), 하르(Haar) 등의 웨이브렛 함수를 포함한다. 또한, 그것의 분해능에 따른 차수를 선택할 수 있다.
- [0052] 도 5를 참조하면, 도 5(f)는 간질 발작파를 나타내는 뇌전도 신호의 일부분의 그래프이다. 그리고 도 5(f)의 뇌전도 신호와 도 5(a)-(e)까지 예시로 들은 다양한 모웨이브렛 함수와의 상관성(correlation)을 확인하여, 사용할 모웨이브렛 함수를 선택할 수 있다. 특히, 도 5에서, (a) Daubechies 3차 함수, (b) Daubechies 4차 함수, (c) Coiflet 3차 함수, (d) Coiflet 4차 함수, (e) Symlet 4차 함수를 나타내고 있다.
- [0053] 특징추출부(33)는 모웨이브렛 함수를 이용하여 뇌전도 신호의 주파수 대역을 분해하여 상세계수와 근사계수를 추출한다.
- [0054] 또한, 특징추출부(33)는 추출된 대역별 신호계수에 대한 대역별 특징을 추출한다. 즉, 분해된 대역의 개수가 K 이면, K개의 각 대역의 신호계수들로부터 각각 특징(대역별 특징)을 추출한다. 따라서 K개의 대역별 특징들이 추출되고, 이들 K개의 특징들로 구성된 특징벡터를 생성한다.
- [0055] 특히, 특징추출부(33)는 주어진 n개의 뇌전도 신호들로부터 웨이브렛 계수를 추출하고, 추출된 웨이브렛 계수를 이용하여 반복적인 연산을 수행하여 특징벡터를 추출한다.
- [0056] 특징추출부(33)에 의해 수행되는 구체적인 방법은 이하에서 설명될 것이다.
- [0057] 다음으로, 코드북 생성부(34)는 트레이닝 데이터(학습 데이터)의 특징벡터를 클러스터링하여 각 군집마다 인덱스를 부여한다.
- [0058] 코드북은 확률모델기반의 분류모델을 위해 사용된다.
- [0059] 트레이닝 데이터는 뇌전도 신호와 그 결과(간질 발작 상태)에 대한 데이터이다. 트레이닝 데이터의 뇌전도 신호

의 특징벡터를 그 결과에 따라 클러스터링을 수행한다. 클러스터링은 유사한 값을 지닌 특징값들을 서로 군집화하는 것을 말하며, 이 군집된 그룹에 번호(인덱스)를 부여하여, 코드북을 생성한다.

- [0060] 즉, 코드북 생성부(34)는 트레이닝 데이터의 특징벡터의 각 대역과 발작상태의 종류에 따라 클러스터링하여 군집을 생성하고, 각 군집마다 인덱스를 부여 코드북을 생성한다.
- [0061] 다음으로, 분류모델 생성부(35)는 간질 발작과를 검출하기 위한 분류모델을 학습하여 생성한다. 즉, 분류모델 생성부(35)는 발작과를 검출하고 발작간기/발작기를 분류하기 위한 분류모델을 생성한다. 이때, 분류모델은 기계학습에 의한 분류모델과 확률에 의한 분류모델을 모두 포함한다.
- [0062] 기계학습이라 함은, 학습 단계에서 획득한 데이터를 이용하여 정보를 학습하고, 학습된 정보를 효율적으로 사용하기 위해, 작업을 반복적으로 수행함으로써 결과를 얻어내는 기술의 개선 과정이다. 기계학습에 의한 분류모델 또는 분류기는 SVM(Support vector machine), LDA(Linear discriminant analysis), QDA(Quadratic discriminant analysis), K-NN(K-nearest neighbor), K-means 등의 방법이 존재한다. 본 발명은 적어도 하나 이상의 기계학습 방법을 포함한다.
- [0063] 기계학습에 의한 분류모델은 트레이닝 데이터에 의해 학습된다. 앞서 설명한 바와 같이, 트레이닝 데이터는 뇌전도 신호와 그 결과(간질 발작 상태)에 대한 데이터이다. 기계학습의 트레이닝 데이터와, 앞서 코드북 생성시의 트레이닝 데이터는 동일할 수 있다.
- [0064] 한편, 분할된 뇌전도 신호를 이용하여 트레이닝을 한다. 즉, 분류 학습을 위한 트레이닝 데이터로서, 다수의 연속된 분할 뇌전도 신호가 100개가 생성되면, 특징벡터는  $100 \times K$  ( $K$  = 분할되는 주파수 대역의 분할 수준, 만일 5차 수준으로 웨이브렛 변환 시, 5개의 주파수 대역으로 분할된다)로 생성된다. 이후에 분류학습을 위한 테스트 데이터로, 다수의 연속된 분할 뇌전도 신호가 100개가 생성되면, 이전 분류학습 단계와 동일하게,  $100 \times K$  만큼의 특징 값이 산출되며, 트레이닝과 테스트 데이터의 특징 값을 이용하여 최종 분류를 하게 된다.
- [0065] 또한, 확률에 의한 분류모델(또는 확률모델)이라 함은, 우연하게 생성되는 현상을 수식화한 것으로, 통계적인 확률 분포에 따라 새로 입력되는 데이터를 학습시키는 모델이다, 바람직하게는, HMM(Hidden Markov model) 등 적어도 한 개 이상의 확률모델을 포함한다.
- [0066] 한편, 분류모델 생성부(35)는 기계학습 및 확률모델 생성에서 검출해낸 발작과, 발작시점, 발작 횟수 등의 정확도, 정밀도, 특이도 등을 평가할 수 있다. 이를 통해 생성된 다수의 분류모델(또는 분류기) 중 최적의 분류모델을 선택할 수 있다.
- [0067] 만일, A라는 분류기를 이용하여 학습된 데이터를 기반으로 입력된 테스트 데이터로 분류 정확도를 산출했을 때, A 분류기에 대한 검출 정확도와, 같은 방법으로 B라는 분류기를 사용했을 때의 검출 정확도, 또한, 이외에 다른 분류기를 사용했을 때의 정확도를 모두 산출한 후, 가장 높은 정확도를 보이는 분류기를 선택하여 사용한다. 이는, 사용하는 대상마다, 발작과의 종류마다, 발작과를 검출하는 내용에 따라 적합한 분류기를 사용하는 것이 중요하다. 따라서, 사용자의 뇌전도 신호를 기반으로 트레이닝 데이터를 획득하여 다양한 기계학습 및 확률모델 기법으로 미리 학습을 시킨 뒤, 오프라인 혹은 온라인 (실시간)에서 획득되어지는 테스트 데이터로 발작 시점, 발작 횟수, 발작 여부, 발작과 예측을 시행하게 된다.
- [0068] 다음으로, 분류부(36)는 특징벡터와 코드북을 이용하여, 다양한 기계학습, 확률 기반의 분류모델을 이용하여 간질 발작과를 검출한다.
- [0069] 바람직하게는, 사용되는 분류모델은 기계학습의 분류모델과 확률에 의한 분류모델을 적어도 한 개 이상을 포함할 수 있다.
- [0070] 본 발명에 따르면, 기계학습에 의한 분류모델 및 확률에 의한 분류모델 등 두 가지의 방법을 사용하는 이유는 다음과 같다. 단순히 뇌전도 신호의 배경과와 다르게 이상적인 징후를 나타내는 발작과를 검출해내는 이진분류는 기계학습이 더 효율적이며, 시간영역에 따라 발작 휴지기, 발작 간기, 발작과가 순차적으로 발생할 때 이를 시계열에 따른 예측 및 검출에는 확률 모델이 더 유리하기 때문이다.
- [0071] 따라서, 본 발명에서는 기계학습 및 확률 방식의 분류모델을 선택적으로, 적응적으로 택하여 사용할 수 있다.
- [0072] 본 발명에서 제공되는 결과는, 발작 시점, 발작 횟수, 실시간 발작 예측이 있다. 여기서 발작 시점이나 횟수는 장시간 뇌전도 신호를 기록한 후, 오프라인 상태에서 발작과를 검출해내는 것이기 때문에 기계학습 방법을 사용할 수 있다. 반면에 실시간 발작 예측은 이전에 기록된 기존의 신호를 학습시킨 뒤, 실시간으로 입력되는 뇌전

도 신호의 발작파를 예측하는 용도로 확률모델을 사용한다. 확률모델은 이전 상태, 현재 상태, 다음 상태를 예측하는 모델이므로, 실시간으로 입력되는 뇌전도 신호는 휴지기, 발작간기, 발작기의 순으로 상태가 이전됨에 따라 확률모델이 더 정확한 결과를 얻을 수 있다.

- [0073] 다음으로, 결과제공부(37)는 입력되는 뇌전도 신호에 대한 발작파 검출 결과를 출력/기록하거나 분석하여 출력한다.
- [0074] 특히, 뇌전도 측정장치(10)에서 뇌전도 신호를 실시간으로 측정하여 입력하면, 실시간으로 측정된 뇌전도 신호가 분류부(36)에 의해 분류된다. 결과제공부(37)는 분류부(36)의 분류 결과에 따라 실시간으로 발작파를 검출하여 그 결과를 출력한다.
- [0075] 또한, 측정된 뇌전도 신호가 일괄적인 과거 측정 데이터인 경우, 결과제공부(37)는 전체 측정 데이터에 대한 발작파 검출 결과를 출력할 수 있다. 바람직하게는, 발작파 검출 시점, 검출 횟수 등 발작파 검출에 대한 기록이나 검출 통계 등을 출력할 수 있다. 또는, 최종적으로 발작파 시점 및 횟수 등의 검출 결과를 제공하여, 뇌전증을 진단해 낼 수 있다.
- [0076] 또한, 결과제공부(37)는 실시간으로 발작파를 검출하여 출력하는 경우, 사용자에게 간질 발작 발생의 유무 및 정도에 대한 정보를 알람 등으로 제공할 수 있다. 특히, 알람이나 위급 상황을 보호자의 휴대폰, 가까운 의료기관, 재난관리센터 등에 전송하도록 구성될 수 있다.
- [0077] 결과제공부(37)에서 제공된 결과를 기반으로, 환자, 전문의, 보호자 등에게 뇌전증 진단 및 치료를 위한 피드백 자료로서 제공할 수 있다.
- [0078] 결과제공부(37)에서 제공된 결과는 발작 시점 및 횟수를 포함할 수 있다. 즉, 장시간 기록된 뇌전도 신호에서 검출된 발작이 일어난 시점(ex. 20xx년-xx월-xx일, 오전 xx시 xx분 xx초에 발작 1회 발생), 발작 횟수(ex. 하루, 일주일, 한달 간 x회 발작)에 대한 정보를 제공할 수 있다. 전문의가 환자의 상태를 파악하고 환자에게 약물 또는 치료법을 처방하고, 그 결과로서 발작파의 검출결과를 피드백 받아서 처방된 약물 혹은 치료법을 완화 또는 강화할 수 있다.
- [0079] 다음으로, 본 발명의 일실시예에 따른 특징추출부(34)에 의해 특징벡터를 추출하는 방법을 도 6을 참조하여 보다 구체적으로 설명한다.
- [0080] 도 6에서 보는 바와 같이, 특징추출부(34)는 뇌전도 신호에 이산웨이브렛변환을 적용하여 주파수 대역 밴드를 분해한다(S31). 뇌전도 신호를 다수의 대역으로 분해하면, 분해된 주파수 대역마다 웨이브렛 계수(이하 대역별 웨이브렛 계수)를 가지게 된다. 이때 대역의 개수를 K라 정하기로 한다.
- [0081] 이때, 대역별 웨이브렛 계수를 이용하여 특징값을 구한다. 즉, 임계치를 변화시키면서 반복적으로 카운팅 값을 구하고, 구한 카운팅 값의 변화율로 특징값을 구한다. 이때 반복하는 각 과정을 레벨로 부르기로 한다. 최초의 레벨은 1로 설정하고, 1씩 증가시켜 레벨 L까지 반복한다. 즉, 임계치를 달리하여 카운팅 값을 구하는데 L회 반복한다.
- [0082] 이하에서 반복하는 단계들(S32~S35)을 설명한다. 이하의 각 단계들은 각 대역별 웨이브렛 계수에 대하여 각각 수행된다.
- [0083] 먼저, 각 레벨별 임계치를 생성한다(S32). 여기서 말하는 임계치(Threshold)  $\gamma_t$ 를 구하는 식은 다음과 같다.
- [0084] [수학식 1]
- [0085] 
$$\gamma_t = \gamma_0 \times \left(\frac{1}{2}\right)^t, (t = 1, 2, \dots, L)$$
- [0086] 여기서, t는 계수하는 레벨을 의미하며,  $\gamma_0$ 는 초기 임계치를 의미한다.
- [0087] 바람직하게는, 초기 임계치는 주파수 대역 분해를 하여 추출한 웨이브렛계수의 최대값으로 지정하게 된다.
- [0088] 즉, 레벨별 임계치는, 입력되는 신호의 크기의 1/2, 1/4, 1/8, ... (1/2)<sup>t</sup> 씩 감소하여 생성된다.
- [0089] 임계치는, 입력되는 신호의 주파수 변동을 관찰하기 위한 것으로, 즉, 입력되는 신호들 중에 특정 기준점을 넘는 신호들의 개수를 계수함으로써 입력되는 신호의 주파수 변동을 시계열 축에서 분석하기 위한 것이다. 여기서

언급한 특정 기준점은 입력된 신호들 중 가장 큰 값을 기준으로 1/h 배로 지정할 수 있으며, 본 발명에서는 h를 2로 지정하여, 임계치를 1/2배씩 감소 시켰다.

[0090] 다음으로, 레벨별 임계치를 이용하여 대역별 신호계수를 카운팅한다(S33).

[0091] 즉, 웨이브렛계수에서 레벨 별 임계치보다 큰 웨이브렛 계수의 값들을 카운팅하여 카운팅 값을 구한다. 이때, 분해된 대역 마다 신호계수를 카운팅한다.

[0092] 한편, 카운팅한 값을 카운팅 값,  $\delta$ 라 지칭한다. 즉, 특정 임계치를 기준으로, 입력되는 신호의 주파수 변동에 따른 변화를 추출해내는 특징추출 방법이다.

[0093] 위에서 언급한, 웨이브렛계수에서 레벨 별 임계치보다 큰 웨이브렛 계수의 값들을 카운팅하는 방법은 하기 식과 같다. 즉, 카운팅 값 ( $\delta$ )을 생성하는 수식이다.

[0094] [수학식 2]

$$[0095] \delta(t) = \sum_{i=1}^N f[a_i], \quad f[a_i] = \begin{cases} 1, & a_i \geq \gamma_t \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

[0096] 여기서, N은 샘플 개수를 의미한다. 즉, N은 대역별 웨이브렛 계수의 개수를 의미한다. 또한, t는 레벨을 나타내고,  $a_i$ 는 입력된 신호(여기서는 웨이브렛계수를 의미한다),  $\gamma_t$ 는 레벨 t의 임계치를 의미한다.

[0097] 한편, 카운팅 값  $\delta(t)$ 는 각 대역별로 구한다. 대역의 개수가 K개이므로, 카운팅 값은 K개가 산출된다.

[0098] 다음으로, 레벨이 사전에 정해진 특정 레벨(또는 사전에 정해진 임계 레벨)에 만족하는지를 판단한다(S34). 특정 레벨을 만족하지 않으면, 레벨을 1을 증가시키고(S35), 카운팅하는 단계(S32 내지 S33)를 반복한다.

[0099] 따라서 각 레벨 별로 카운팅 값이 추출된다. 최초 레벨에서 특정 레벨까지 모든 레벨에서 카운팅 값이 추출된다. 또한, 각 레벨에서는 대역별로 각각의 카운팅 값을 구한다.

[0100] 또한, 특정 레벨에 도달하면, 반복 구조가 종료된다. 이때, 특정 레벨은 사전에 임의로 지정할 수 있다. 특정 레벨이 L인 경우, L개의 카운팅 값이 추출된다. 그리고 각 레벨에서 K개의 대역 각각의 카운팅 값이 계산된다.

[0101] 다음으로, 각 대역에 대한 모든 레벨의 카운팅 값들의 변화율(또는 기울기)을 산출한다(S36). 그리고 각 대역의 카운팅 값 변화율(또는 기울기)을 해당 대역의 특징값으로 설정하고, 각 대역의 특징값들로 특징벡터를 생성한다(S37).

[0102] 즉, 특징 값은 레벨에 따른 카운팅한 값,  $\delta$ 의 변화율로 계산되어 진다. 구체적으로, k번째 대역의 신호계수들(샘플 크기 N개)에 대하여 레벨별로 카운팅하여 L개의 카운팅 값을 구한다. L개의 카운팅 값들의 변화율을 구하여, 해당 변화율을 k번째 대역의 특징값으로 정한다. 바람직하게는, L개의 카운팅 값을 회귀분석하여 기울기 또는 변화율을 구한다.

[0103] 이와 같이 각 대역에 대하여 특징값(또는 변화율)을 구하면, 대역의 개수가 K개이므로 K개의 변화율 또는 특징 값이 구해진다. K개의 변화율이 각각 특징값이고, 이들을 벡터로 표시하면 특징 벡터가 된다. 따라서 특징벡터의 크기는 대역의 개수인 K이다.

[0104] 즉, 특징 벡터는, 주파수 대역으로 분해되어 추출되며, 각 특징 값은 레벨에 따른 카운팅한 값,  $\delta$ 의 변화율로 계산되어 진다.

[0105] 요약하면, 뇌전도 장치(10)로부터 획득한 뇌전도 신호는 n개의 분할 뇌전도 신호로 분할되어, 웨이브릿 변환을 통해 K개의 주파수 대역으로 분할된다. 각 K개의 주파수 대역에서는 각 N개의 웨이브릿 계수를 생성하게 된다. 이때, 각 K개의 주파수 대역에 해당하는 N개의 웨이브릿 계수에 대하여, 특징추출방법을 통해 K개의 각 주파수 대역에서 1개씩, 즉, 최종적으로 특징추출 알고리즘이 1회 수행될 때마다 K개만큼의 특징 벡터를 ( $K \times 1$ ) 산출된다. 알고리즘 수행 횟수가 P씩 증가할 때마다 이 특징 벡터는 ( $K \times P$ )로 생성하게 됩니다.

[0106] 특징벡터는 특징추출 단계에서 구하게 되는데, 각 레벨의 카운팅한 값의 변화율을 나타낸다. 즉, 레벨이 증가하면서 카운팅한 값이 선형적으로 변하게 되는데, 이러한 특징을 이용하여 특징값을 구하는 것이다. 예를 들면, 어떤 뇌전도 신호의 어떤 웨이브릿 계수가 레벨 1에서 카운팅한 값이 10, 레벨 2에서 카운팅한 값이 20, ..., 레벨 5에서 카운팅한 값이 50이라면, 최종적으로 레벨 1에서 레벨 5까지 증가할 때 카운팅한 값의 변화율을 최종 특징 값으로 산출된다.

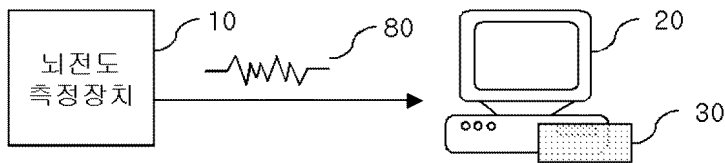
- [0107] 도 7은 (a) 정상인과 (b) 뇌전증 환자의 뇌전도 신호를 이산웨이브렛변환을 이용하여 주파수 대역을 분해한 결과를 예시하고 있다.
- [0108] 도 7에 표기된 S는 원 데이터인 뇌전도 신호이다. 또한, D는 상세계수(detail coefficient), A는 근사계수(approximately coefficient)로서, 뇌전도 신호를 웨이브릿 변환하여 얻어진 웨이브릿 계수를 의미한다. 또한, D와 A에 표기된 숫자는 웨이브릿 변환의 레벨을 의미한다. 즉, 1은 레벨 1, 2는 레벨 2, 5는 레벨 5로 분해된 주파수 대역이 레벨을 의미한다.
- [0109] 다음으로, 본 발명의 실시예에 따른 코드북 생성부(34)의 코드 생성 방법에 대하여 보다 구체적으로 설명한다.
- [0110] 코드북 생성부(34)는 다수의 트레이닝 데이터들을 이용한다. 트레이닝 데이터는 뇌전도 신호와, 발작 상태에 대한 결과로 구성된다. 트레이닝 데이터의 뇌전도 신호에 대하여 특징벡터를 구하여, 구한 특징벡터와, 트레이닝 데이터의 발작 상태로 클러스터링을 수행한다.
- [0111] 특징벡터의 크기는 K이고, 발작상태의 종류 개수가 M이면,  $K \times M$ 개의 클러스터링을 생성하게 된다. 특징벡터 기반 클러스터링은 생성된 특징벡터의 특징 값들을 군집화하는 것이다. 따라서 K개의 밴드로 분해하였고 M개의 발작 상태를 분류하고자 하면,  $K \times M$ 개의 클러스터링을 생성하게 된다.
- [0112] 구체적인 예를 들자면, 앞서 6개의 주파수 대역으로 분해하였고, 발작기 및 발작 간기 상태로 발작 상태를 두 가지 상태로 분류하는 경우를 설명한다. 이때, 총  $6 \times 2$ 인 12가지의 클래스를 클러스터링 한다. 이는 각 발작 상태별 주파수 대역 밴드에 따른 특징 값들을 클러스터링 한 결과이다.
- [0113] 특징벡터를 기반으로 클러스터링 하여 군집 번호(index)를 생성한다. 만일,  $K \times M$ 개의 클러스터링이 생성되면, 1부터  $K \times M$ 개까지 번호를 부여한다. 번호는 순차적으로, 임의적으로 부여된다.
- [0114] 상기와 같이 생성된 코드북은 확률에 의한 분류모델 생성시 활용된다.
- [0115] 즉, 확률모델을 학습시킬 때 특징벡터들을 미리 클러스터링해주어야 한다. 그 이유는, 확률모델은 기계학습 방법처럼 특징벡터들이 다차원 공간에서 확산된 상태에서 기준점을 기준으로 분류를 하는 것이 아니라, 어떤 A라는 상태에서 B라는 상태로 이전될 때, 이전되는 확률을 구하는 것이기 때문에 특징벡터 값을 그대로 사용할 수 없다.
- [0116] 예를 들면, 오늘 날씨가 맑으면 내일 비가 올 확률을 0.2, 오늘 날씨가 맑으면 내일 날씨가 맑을 확률이 0.8, 오늘 날씨가 비가 오면 내일 날씨가 맑을 확률이 0.1, 오늘 날씨가 비가 오면 내일 비가 올 확률이 0.9 라고 가정할 수 있다. 이 때, 어제 날씨가 비가 오고 오늘 날씨가 맑다면, 내일 날씨가 비가 올 확률을 구할 때, 이전 상태에서 현재 상태, 다음 상태로 이전될 때의 특징벡터의 실제 값이 존재하는 것이 아니라 특징벡터들의 실제 값들로 생성된 확률 데이터를 이용하여 최종 확률을 구한다. 그리고 가장 확률이 높은 상태를 검출해내는 것이 확률모델의 기본 개념이다.
- [0117] 따라서, 어제 날씨가 비가 오고 오늘 날씨가 맑다면 내일 날씨가 비가 올 확률을 구할 경우, 어제 날씨가 어떠 했는지만 알면 내일 날씨를 예측할 수 있다. 여기서, 어제 날씨가 비가 오는지 맑은지를 아는 방법에서 클러스터링 기법을 사용할 수 있다. 습도라는 특징값이 있다고 가정한다면, 비가 오는 날의 습도를 관찰하니, 습도가 80% 이상이고, 맑은 날은 습도가 30%미만이라는 분석결과가 나왔다. 이때, 어제 날씨에서 지속적으로 습도가 80, 81, 92, 42... 등의 값을 보이면, 이 값들을 클러스터링하게 되면 비가 오는 군집으로 모이게 된다. 이 군집의 번호를 1이라고 지정했을 때, 코드북 1이 생성되게 된다.
- [0118] 바람직하게는, 코드북 생성부(34)는 휴지기, 발작 간기, 발작기 상태로 이전될 때 발작기를 예측하기 위해 은닉 마르코프 모델(HMM, Hidden Markov model)을 분류모델로 사용한다. 예를 들면, 발작 상태가 어떤 상태인지 모르는 경우에, 어떤 상태에서의 뇌전도 신호를 입력받아 특징벡터를 생성하고, 이 특징벡터를 군집화 하였더니, 코드북 K에 해당이 되었다. 그리고 이 코드북 K를 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov model)에 입력하여 사전 확률을 기반으로 사후확률을 계산하여, 사후 확률에서 가장 높은 확률을 나타내는 휴지기 HMM, 발작간기 HMM, 발작기 HMM의 모델을 선택하여 최종적으로 휴지기, 발작간기, 발작기를 분류한다.
- [0119] 이상, 본 발명자에 의해서 이루어진 발명을 상기 실시 예에 따라 구체적으로 설명하였지만, 본 발명은 상기 실시 예에 한정되는 것은 아니고, 그 요지를 이탈하지 않는 범위에서 여러 가지로 변경 가능한 것은 물론이다.

**부호의 설명**

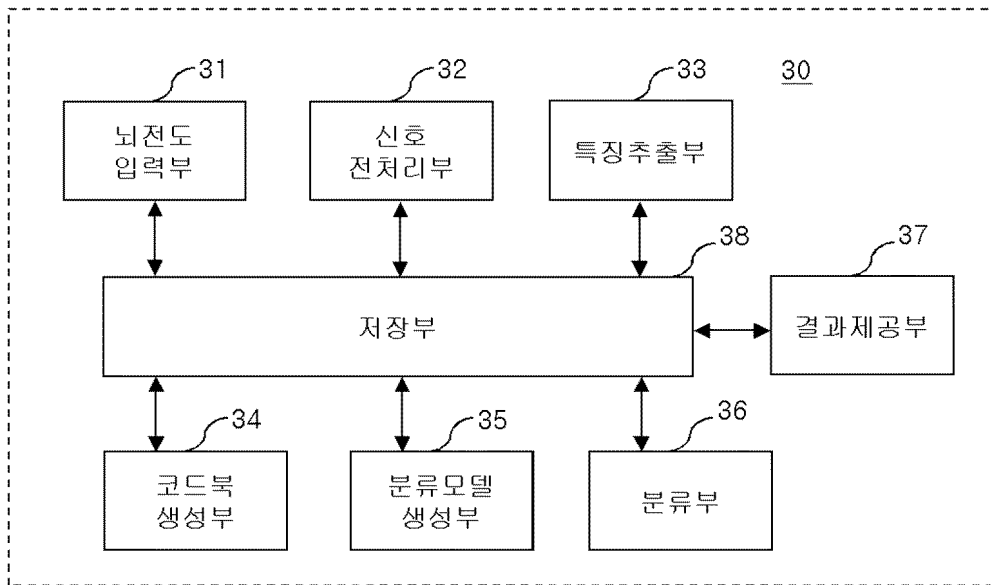
- [0120]
- |               |              |
|---------------|--------------|
| 10 : 뇌전도 측정장치 | 20 : 컴퓨터 단말  |
| 30 : 프로그램 시스템 | 80 : 뇌전도 신호  |
| 31 : 뇌전도 입력부  | 32 : 신호 전처리부 |
| 33 : 특징추출부    | 34 : 코드북 생성부 |
| 35 : 분류모델 생성부 | 36 : 분류부     |
| 37 : 결과제공부    | 38 : 저장부     |

도면

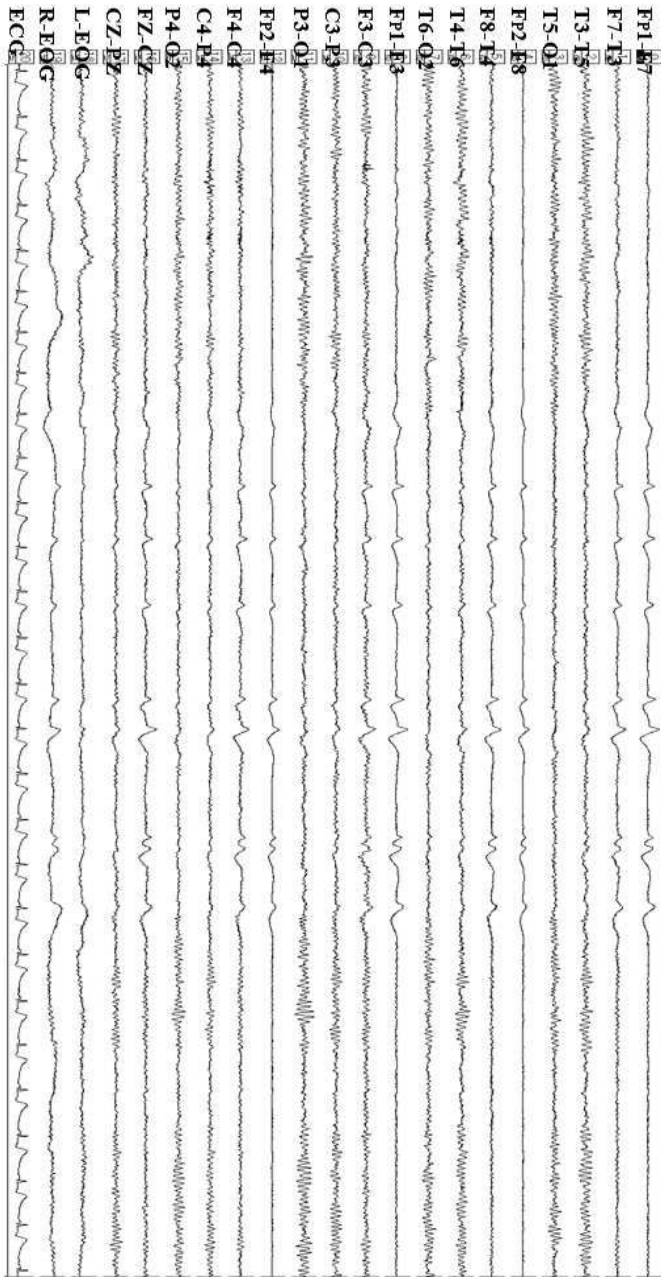
도면1



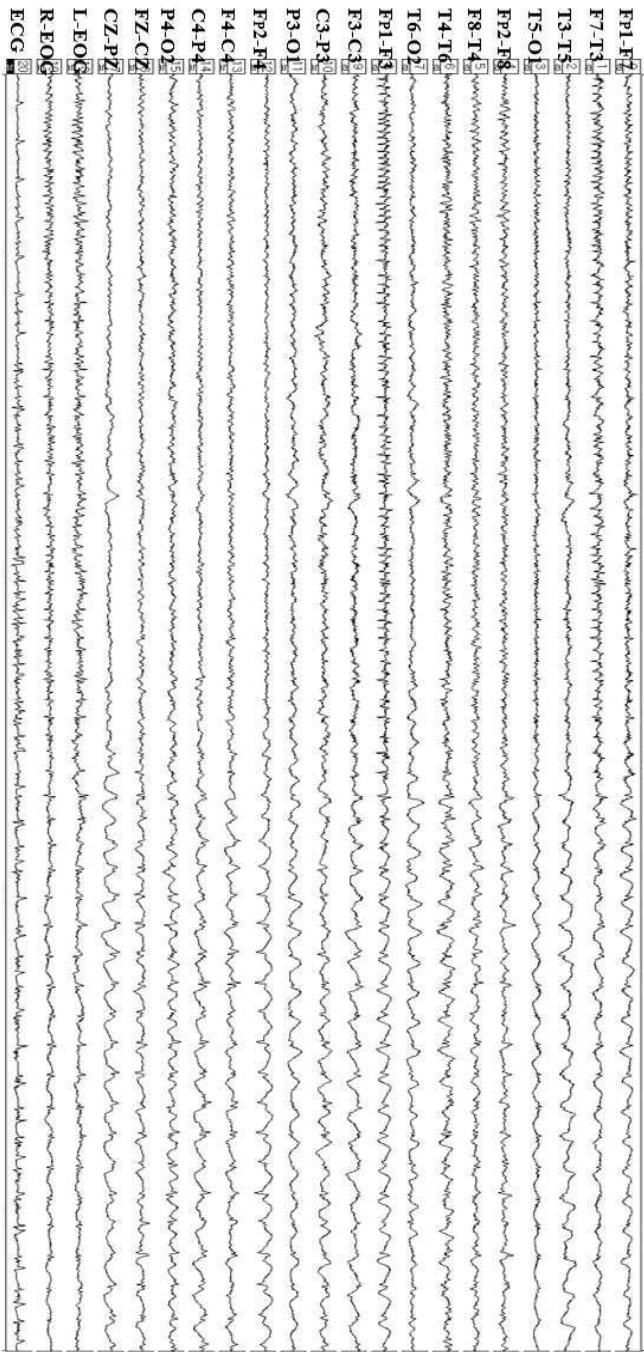
도면2



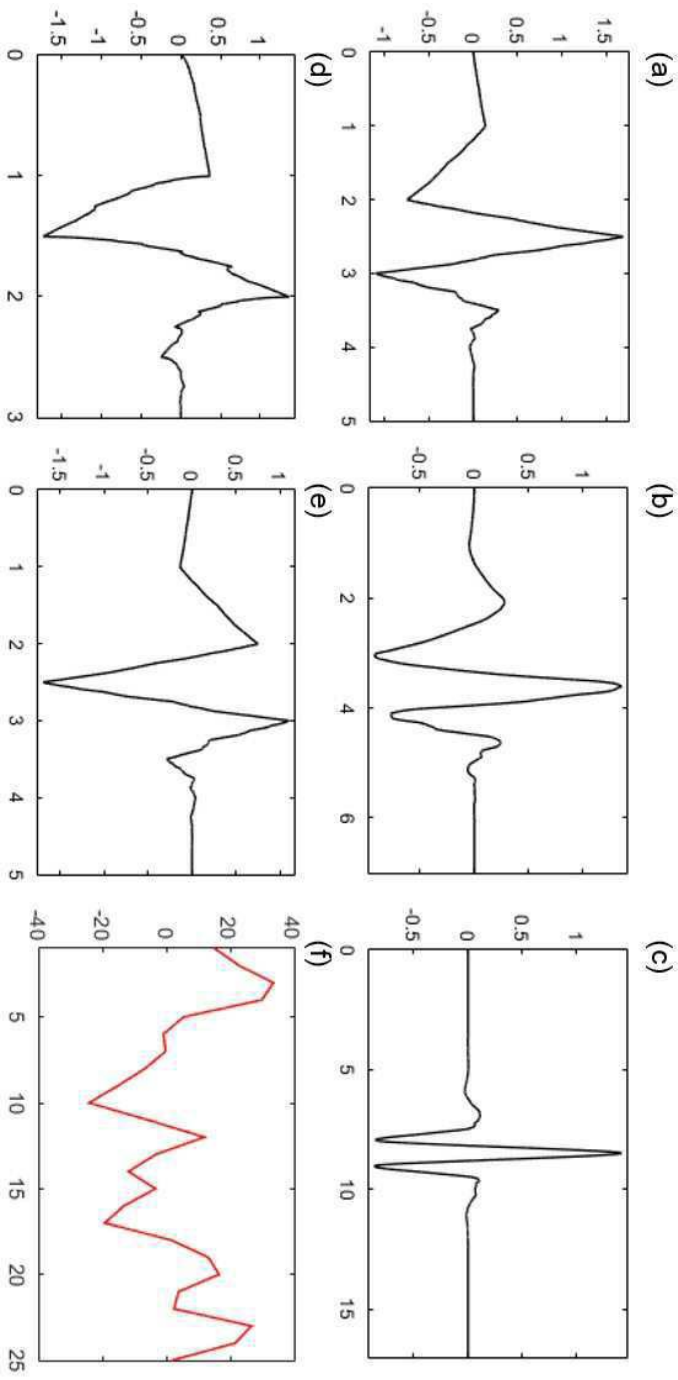
도면3



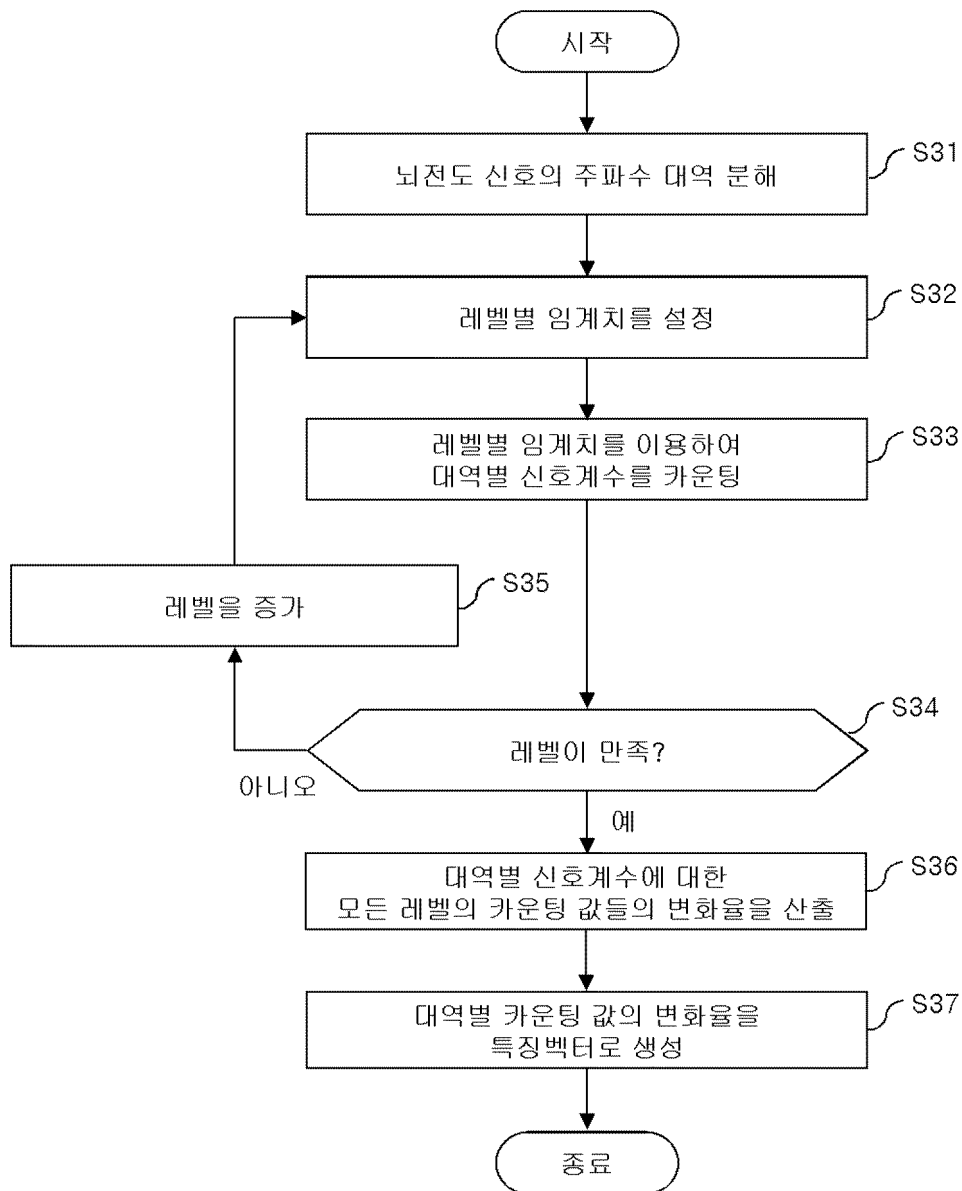
도면4



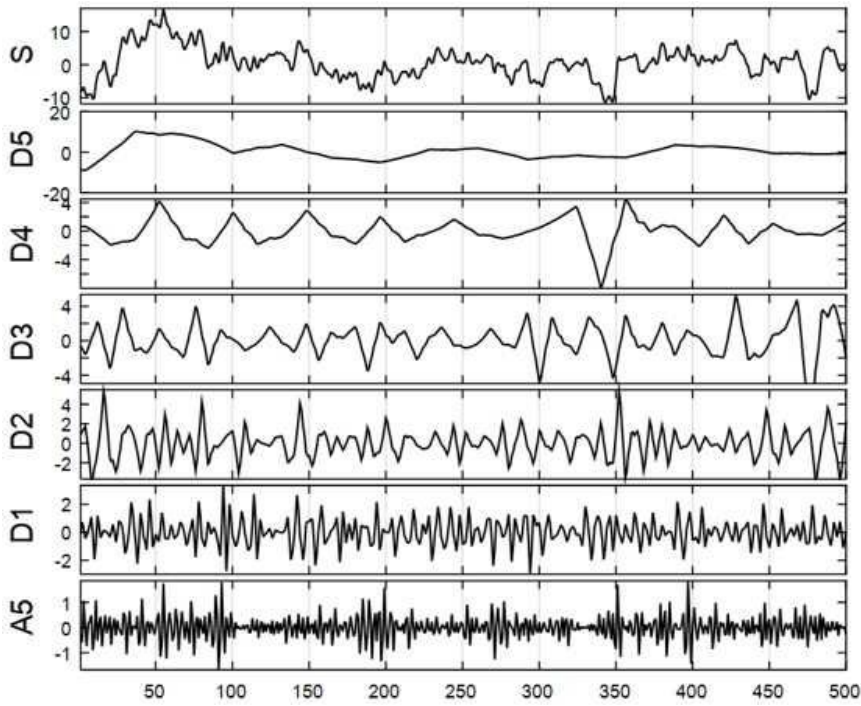
도면5



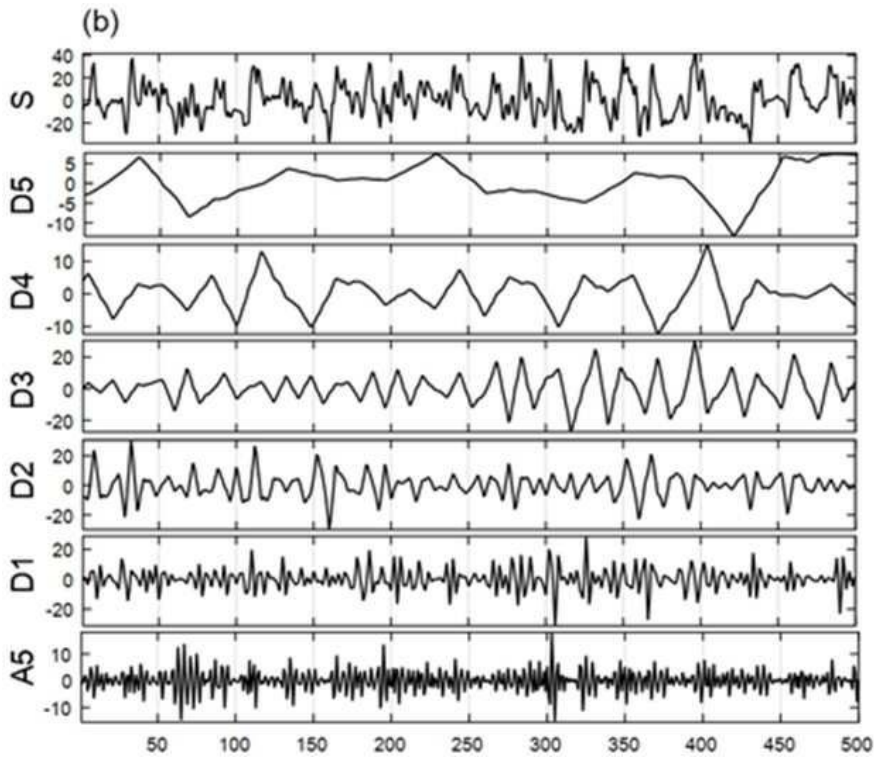
도면6



도면7a



도면7b



专利名称(译)	基于概率模型特征提取和机器学习的基于多频带系数的癫痫地震检测系统		
公开(公告)号	<a href="#">KR1020190111570A</a>	公开(公告)日	2019-10-02
申请号	KR1020180033888	申请日	2018-03-23
[标]申请(专利权)人(译)	仁荷大学校产学协力团		
申请(专利权)人(译)	仁荷大学产学合作基金会		
[标]发明人	김덕환 이미란 박다정		
发明人	김덕환 이미란 박다정		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/04 A61B5/0478 A61B5/048		
CPC分类号	A61B5/7264 A61B5/04012 A61B5/0478 A61B5/048 A61B5/7225		
代理人(译)	培训.		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a>		

摘要(译)

本发明涉及一种利用具有概率模型的特征提取和机器学习来基于脑波信号的多频带系数来检测癫痫发作波的系统，该系统具有准确的检测性能。本发明的系统包括：脑电图输入单元，用于接收脑电图信号；以及信号预处理单元；特征提取单元，用于生成特征向量；码本生成单元，用于生成码本；分类模型生成单元，用于生成至少一个分类模型；分类单元，用于对癫痫发作状态进行分类。

