



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0143873
(43) 공개일자 2020년12월28일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/00 (2006.01) A61B 5/04 (2006.01)
A61B 5/0476 (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/4094 (2013.01)
A61B 5/04012 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2019-0071478
(22) 출원일자 2019년06월17일
심사청구일자 2019년06월17일

(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)
(74) 대리인
양성보

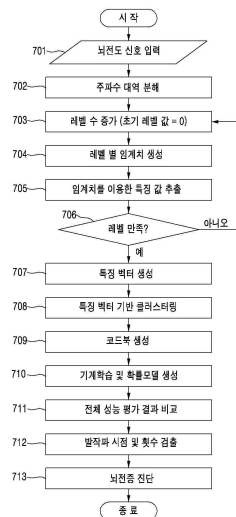
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 뇌전도 신호 기반 멀티 주파수 대역 계수를 이용한 특징추출 및 확률모델과 기계학습에 의한 간질 발작과 자동 검출 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명의 다양한 실시예들은 사용자의 뇌전도 신호를 측정하는 뇌전도 측정 모듈; 뇌전도 측정 모듈에 의해 획득한 뇌전도 신호의 노이즈를 제거하고 데이터를 분할하는 신호 처리 모듈; 신호 처리 모듈로부터 정제 과정을 거친 가공된 뇌전도 신호의 주파수 대역을 분해하고, 분해된 주파수 대역의 계수를 이용하여, 레벨에 따른 임계치를 생성하고, 임계치를 이용하여 특징벡터를 추출해내는 특징추출 모듈; 특징추출 모듈에서 산출된 특징벡터를 이용하여, 코드북을 생성하고, 기계학습 및 확률모델을 기반으로 한 발작과 검출부와, 검출된 발작과의 시점 및 횟수를 기록하는 분류 모듈; 분류 모듈로부터 제공된 발작과 검출 시점 및 횟수를 출력하고, 실시간으로 발작과를 검출해내는 출력 모듈을 포함하는, 멀티 주파수 대역 계수를 이용한 특징추출 및 확률모델과 기계학습에 의한 간질 발작과 자동 검출 방법에 대한 것이다.

대표도 - 도7



(52) CPC특허분류

A61B 5/0476 (2013.01)

A61B 5/7264 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1415162019 (세부과제번호 60068-1)

부처명 산업통상자원부

과제관리(전문)기관명 한국산업기술평가관리원

연구사업명 산업핵심기술개발사업

연구과제명 인간 내면상태의 인식 및 이를 이용한 인간친화형 인간-로봇 상호작용 기술 개발

(3차년도)

기 여 율 1/2

과제수행기관명 인하대학교 산학협력단

연구기간 2019.01.01 ~ 2019.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1345281105 (세부과제번호 58702-1)

부처명 교육부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 기본연구(교육부)

연구과제명 [Ezbaro] 고가용성, 고신뢰성 클라우드 시스템을 위해 딥러닝 기술을 적용한

Key-Value 기반의 지능형 소프트웨어 정의 스토리지

기 여 율 1/2

과제수행기관명 인하대학교 산학협력단

연구기간 2018.06.01 ~ 2019.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

간질 발작과 검출 장치의 동작 방법에 있어서,
 측정되는 뇌전도 신호로부터 특징벡터를 추출하는 동작;
 기계학습 및 확률모델을 이용하여, 상기 특징벡터로부터 발작파를 검출하는 동작; 및
 상기 발작파와 관련된 정보를 출력하는 동작을 포함하고,
 상기 특징벡터 추출 동작은,
 상기 뇌전도 신호에 이산웨이브릿변환을 적용하여 다수의 주파수 대역들로 분해하는 동작;
 각각의 주파수 대역에 대한 레벨에 따른 임계치를 생성하여, 상기 임계치와 상기 분해된 주파수 대역들의 신호 계수들을 비교하는 동작;
 상기 임계치 이상인 적어도 하나의 신호 계수를 카운팅하는 동작; 및
 상기 레벨이 상기 특정 레벨에 만족하면, 모든 레벨의 카운팅 값들의 변화율의 평균을 산출하여, 상기 분해된 주파수 대역들 각각으로부터 상기 특징벡터를 추출하는 동작을 포함하는 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서, 상기 특징 벡터 추출 동작은,
 상기 레벨이 미리 정해진 특정 레벨을 만족하지 않으면, 상기 레벨을 1 만큼 증가시키는 동작을 더 포함하고,
 상기 레벨에 따른 임계치를 생성하여 상기 분해된 주파수 대역들의 신호 계수들과 비교하는 동작으로 복귀하는 방법.

청구항 3

제 2 항에 있어서, 상기 임계치와 상기 신호 계수들 비교 동작은,
 아래의 수식에 표현되는 바와 같이, 상기 레벨에 따른 임계치를 산출하는 동작을 포함하는 방법.

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

여기서, 상기 t는 상기 레벨을 의미하고, 상기 γ_0 는 미리 정해진 초기 임계치를 의미하고, 상기 L은 상기 특정 레벨을 의미함.

청구항 4

제 3 항에 있어서, 상기 신호 계수 카운팅 동작은,
 아래의 수식에 표현되는 바와 같이, 상기 레벨에 따른 임계치를 이용하여, 입력되는 신호의 주파수 변동에 따른 변화를 카운팅하는 동작을 포함하는 방법.

$$\delta(t) = \sum_{k=1}^N f[a_k] \cdot f[a_k] = \begin{cases} 1, & a_k \geq \gamma_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

여기서, 상기 δ 는 카운팅 값을 의미하고, 상기 N 은 샘플 개수를 의미하고, 상기 t 는 상기 레벨을 의미하고, a 는 상기 입력되는 신호, 즉 상기 신호 계수를 의미하고, 상기 γ 는 상기 임계치를 의미함.

청구항 5

제 4 항에 있어서, 상기 특징벡터 추출 동작은,

상기 입력되는 신호의 주파수 변동에 따른 변화에 대한 카운팅 값을 기준으로, 아래의 수식에 표현되는 바와 같이 상기 평균을 산출하는 동작을 포함하는 방법.

$$ASCOT = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^{t-1} (\delta_{i+1} - \delta_i)^2$$

여기서, 상기 t 는 상기 레벨을 의미하고, 상기 δ 는 상기 카운팅 값을 의미함.

청구항 6

간질 발작과 검출 장치에 있어서,

측정되는 뇌전도 신호로부터 특징벡터를 추출하도록 구성되는 특징 추출 모듈;

기계학습 및 확률모델을 이용하여, 상기 특징벡터로부터 발작파를 검출하도록 구성되는 분류 모듈; 및

상기 발작파와 관련된 정보를 출력하도록 구성되는 출력 모듈을 포함하고,

상기 특징 추출 모듈은,

상기 뇌전도 신호에 이산웨이브릿변환을 적용하여 다수의 주파수 대역들로 분해하고,

각각의 주파수 대역에 대한 레벨에 따른 임계치를 생성하여, 상기 임계치와 상기 분해된 주파수 대역들의 신호 계수들을 비교하고,

상기 임계치 이상인 적어도 하나의 신호 계수를 카운팅하고,

상기 레벨이 상기 특정 레벨에 만족하면, 모든 레벨의 카운팅 값들의 변화율의 평균을 산출하여 상기 분해된 주파수 대역들 각각으로부터 상기 특징벡터를 추출하도록 구성되는 장치.

청구항 7

제 6 항에 있어서, 상기 특징 추출 모듈은,

상기 레벨이 미리 정해진 특정 레벨을 만족하지 않으면, 상기 레벨을 1 만큼 증가시키고, 상기 레벨에 따른 임계치를 생성하여 상기 임계치 이상인 적어도 하나의 신호 계수를 카운팅하는 것을 반복하도록 구성되는 장치.

청구항 8

제 7 항에 있어서, 상기 특징 추출 모듈은,

아래의 수식에 표현되는 바와 같이, 상기 레벨에 따른 임계치를 산출하도록 구성되는 장치.

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

여기서, 상기 t는 상기 레벨을 의미하고, 상기 γ_0 는 미리 정해진 초기 임계치를 의미하고, 상기 L은 상기 특정 레벨을 의미함.

청구항 9

제 8 항에 있어서, 상기 특징 추출 모듈은,

아래의 수식에 표현되는 바와 같이, 상기 레벨에 따른 임계치를 이용하여, 입력되는 신호의 주파수 변동에 따른 변화를 카운팅하도록 구성되는 장치.

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

여기서, 상기 δ 는 카운팅 값을 의미하고, 상기 N은 샘플 개수를 의미하고, 상기 t는 상기 레벨을 의미하고, a는 상기 입력되는 신호, 즉 상기 신호 계수를 의미하고, 상기 γ 는 상기 임계치를 의미함.

청구항 10

제 9 항에 있어서, 상기 특징 추출 모듈은,

상기 입력되는 신호의 주파수 변동에 따른 변화에 대한 카운팅 값을 기준으로, 아래의 수식에 표현되는 바와 같이 상기 평균을 산출하도록 구성되는 장치.

$$ASCOT = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^{t-1} (\delta_{i+1} - \delta_i)^2$$

여기서, 상기 t는 상기 레벨을 의미하고, 상기 δ 는 상기 카운팅 값을 의미함.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명의 다양한 실시예들은 뇌전증(간질)에 의한 뇌전도 신호의 발작파를 검출하기 위한 방법 및 장치에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 뇌전도 측정 장치로부터 획득되는 뇌전도 신호를 기반으로 효율적인 특징추출과 최적의 기계학습 및 확률모델을 이용하여, 자동으로 간질 발작파를 검출하고 진단하며, 발작 시점 및 발작 횟수에 대한 뇌전증 환자의 정보를 제공하고, 실시간으로 발작파에 대한 알람을 출력하는 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 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 발작이 일어났을 경우 (이하, 간질 발작이라 지칭한다.), 통제하기가 힘들며, 치명적인 피해를 입을 수 있으므로, 간질 발작을 검출하거나 예측하는 시스템이 필요하다.

[0003] 간질 발작은 뇌전도, 환자의 과거 병력, 갑작스러운 기절 등에 의해, 환자가 스스로 자각 하는 방법 등을 이용하여 역추적 하는 방법으로 진단을 해오고 있으며, 뇌전증이 의심되는 경우, 장시간 뇌전도 신호를 기록하여 발

작 시점 및 횟수 등을 임상이나 전문가가 수동적으로 확인할 수 있다.

[0004] 이러한 뇌전도 신호를 이용한 뇌전증 진단 방법은, 많은 시간과 인력이 요구되어, 검사의 유용성에도 불구하고 많은 병원에서 포괄적으로 사용되기에 제한이 있다. 따라서, 장시간 뇌전도 신호를 이용한 뇌전증 진단 방법을 위해, 자동 발작과 검출을 위한 기술들이 많이 소개되고 있다.

[0005] 예를 들면, 발작과 모니터링을 위해 적용되는 특징추출방법과 검출 분류 기법은 자동 발작과 검출 시스템의 정확도를 향상시키고, 시스템의 효율성을 증대시킬 수 있다. 또한, 뇌전도 신호를 분할하여 사용하는데 필요한 윈도우 크기는, 검출 정확도와 검출 속도에 중요한 요소 중 하나이며, 윈도우 크기에 따라 간질 발작 검출 시스템의 성능이 달라질 수 있다.

[0006] 특허문헌1에 기재된 기술은, 뇌전도 신호 기반 간질발작을 예측하는 알고리즘에 있어서, 간질 발작 발생 이전에 간질발작을 미리 예측하는 방법을 제공한다. 이와 같이 구성된 간질발작 예측 방법은 간질 발작이 일어나기 전에 미리 그 발작의 발생을 예측함으로써 의료 시스템이나 헬스케어 시스템에 실질적으로 적용되는데 긍정적인 효과를 줄 수 있다. 그러나, 이러한 간질 발작 예측 방법은 실시간 예측을 고려하지 않고 있으며, 장시간 기록된 뇌전도 신호를 해석하는데 한계가 있다.

[0007] 한편, 특허문헌2에 기재된 기술은 이동통신 단말기를 이용한 뇌전증 환자 모니터링 장치 및 방법에 관한 것으로, 이와 같이 구성된 뇌전증 환자 모니터링 시스템은 환자의 정보를 실시간으로 모니터링하고 응급 상황을 감지하고 판단하여 신속한 조치를 취할 수 있도록 하는 점에서 헬스케어 분야에 적용할 수 있는 효과적인 시스템이다. 그러나, 이러한 시스템은 시스템의 정확도나 효율성의 극대화를 위한 특징추출방법 및 검출 분류 모델의 최적화에 대해서는 고려하지 않고 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 특허문헌1: 한국등록특허공보 제10-1477222호

(특허문헌 0002) 특허문헌2: 한국등록특허공보 제10-1602033호

비특허문헌

[0009] (비특허문헌 0001) 비특허문헌1: 이미란, “근전도 신호 기반 계단보행단계 인식 기법 및 뇌전도 신호 기반 SCOT을 이용한 발작과 검출,” 석사학위논문, 인하대학교, 2016.

(비특허문헌 0002) 비특허문헌2: Miran Lee, Inchan Youn, Jaehwan Ryu, and Deok-Hwan Kim, “Classification of both seizure and non-seizure based on EEG signals using hidden markov model,” in Proc. 2018 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing, 2018.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 상기한 문제점들을 해결하기 위해, 본 발명의 다양한 실시예들은 사용자로부터 획득한 뇌전도 신호에서, 뇌전도 신호의 주파수 대역을 분해하여 계수를 추출하며, 반복적인 연산방법을 통해 정교한 특징값을 추출함으로써, 다양한 기계학습과 확률모델을 기반으로 성능 평가를 수행하는 기술에 대해 제안하며, 이를 통해 정확하고 빠른 검출 성능을 보이는, 효율적인 간질 발작과 모니터링을 제공하고자 한다.

과제의 해결 수단

[0011] 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작과 검출 장치는, 측정되는 뇌전도 신호로부터 특징벡터를 추출하도록 구성되는 특징 추출 모듈, 기계학습 및 확률모델을 이용하여, 상기 특징벡터로부터 발작과를 검출하도록 구성되는 분류 모듈, 및 상기 발작과와 관련된 정보를 출력하도록 구성되는 출력 모듈을 포함할 수 있다.

[0012] 다양한 실시예들에 따르면, 상기 특징 추출 모듈은, 상기 뇌전도 신호에 이산웨이브릿변환을 적용하여 다수의

주파수 대역들로 분해하고, 각각의 주파수 대역에 대한 레벨에 따른 임계치를 생성하여, 상기 임계치와 상기 분해된 주파수 대역들의 신호 계수들을 비교하고, 상기 임계치 이상인 적어도 하나의 신호 계수를 카운팅하고, 상기 레벨이 상기 특정 레벨에 만족하면, 모든 레벨의 카운팅 값들의 변화율의 평균을 산출하여 상기 분해된 주파수 대역들 각각으로부터 상기 특징벡터를 추출하도록 구성될 수 있다.

[0013] 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작과 검출 장치의 동작 방법은, 측정되는 뇌전도 신호로부터 특징벡터를 추출하는 동작, 기계학습 및 확률모델을 이용하여, 상기 특징벡터로부터 발작과를 검출하는 동작, 및 상기 발작과와 관련된 정보를 출력하는 동작을 포함할 수 있다.

[0014] 다양한 실시예들에 따르면, 상기 특징벡터 추출 동작은, 상기 뇌전도 신호에 이산웨이브릿변환을 적용하여 다수의 주파수 대역들로 분해하는 동작, 각각의 주파수 대역에 대한 레벨에 따른 임계치를 생성하여, 상기 임계치와 상기 분해된 주파수 대역들의 신호 계수들을 비교하는 동작, 상기 임계치 이상인 적어도 하나의 신호 계수를 카운팅하는 동작, 및 상기 레벨이 상기 특정 레벨에 만족하면, 모든 레벨의 카운팅 값들의 변화율의 평균을 산출하여, 상기 분해된 주파수 대역들 각각으로부터 상기 특징벡터를 추출하는 동작을 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0015] 본 발명의 다양한 실시예들에 따르면, 장시간 기록된 뇌전도 신호를 분석 및 해석하는 데 있어서, 물리적인 시간과 인력에 따른 문제가 해소될 수 있으며, 보다 빠르고, 정확한 검출 성능을 보임으로써, 보다 효율적인 발작과 모니터링을 제공할 수 있다.

[0016] 아울러, 본 발명의 다양한 실시예들에 따르면, 간질 발작과 시점 및 횟수, 검출 정보를 출력하는 기능을 탑재하여, 전문의, 보호자 및 환자에게 환자의 건강관리 시스템을 제공할 수 있으므로, 발작 예방, 치료 방법, 응급 처치 방법 등의 정보를 효과적으로 지원할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0017] 도 1은 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작과 검출 장치의 간략한 개념도이다.
 도 2는 도 1의 뇌전도 신호 측정부에서 측정되는 정상인의 뇌전도 신호 출력 그래프이다.
 도 3은 도 1의 뇌전도 신호 측정부에서 측정되는 뇌전증 환자의 뇌전도 신호 출력 그래프이다.
 도 4는 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작과 검출 장치의 블록도이다.
 도 5는 도 4의 주파수 대역 분해부가 이산웨이브릿변환을 이용하여 뇌전도 신호의 주파수 대역을 분해한 결과를 나타내는 그래프이다.
 도 6은 도 4의 주파수 대역 분해부에서 주파수 대역 분해를 위해 사용되는 모웨이브릿 함수들을 나타내는 그래프이다.
 도 7은 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작과 검출 방법의 순서도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0018] 이하, 본 문서의 다양한 실시예들이 첨부된 도면을 참조하여 설명된다.

[0020] 이하에서는, 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 멀티 주파수 대역 계수를 이용한 특징추출 및 확률 모델과 기계학습에 의한 간질 발작과 자동 검출 방법 및 장치를 제공한다.

[0021] 본 발명의 다양한 실시예들은 사용자의 뇌전도 신호를 측정하는 뇌전도 측정 센서로부터 취득된 뇌전도 신호를 수신하여, 뇌전도의 원래 형태의 신호에서 노이즈를 제거하고, 데이터를 분할하는 신호 처리 모듈, 신호 처리 모듈로부터 가공된 신호에서 다양한 주파수 대역으로 분할하기 위한 주파수 대역 분해부, 특징벡터를 추출하는 특징 추출 모듈, 추출된 특징벡터로부터 주파수 대역 밴드 별 발작 상태 별 클러스터링을 통해 군집 클래스를 생성하는 코드북 생성부, 기계학습 및 확률모델을 기반으로 발작과를 검출하고, 발작 시점 및 횟수를 기록하는 분류 모듈, 및 사용자 및 의사에게 발작과 검출 시점 및 횟수를 출력하고, 실시간으로 발작과 검출 결과를 제공하는 출력모듈을 포함하는 뇌전도 신호 기반 간질 발작과 자동 검출 장치 및 그의 동작 방법을 제공한다.

[0022] 다양한 실시예들에 따르면, 특징 추출 모듈에 포함되는 주파수 대역 분해부와 특징벡터 추출부는 뇌전도를 다양

한 멀티 주파수 대역으로 분해하여, 보다 정교하게 발작파를 검출하기 위한 것으로, 멀티 주파수 대역에서, 웨이브렛변환을 통해 웨이브렛 계수를 산출해내고, 각 주파수 대역마다 웨이브렛 계수의 주파수 변동의 특성을 살펴 특징 값으로 추출하며, 반복적인 연산을 통해 기존 방법보다 정확도를 개선하는 목적을 지닌 멀티 주파수 대역 계수를 이용한다.

[0023] 다양한 실시예들에 따르면, 분류 모듈에 포함되는 발작파 검출부는 기계학습 및 확률모델을 기반으로 발작파, 발작파 시점, 발작파 횟수, 휴지기-발작간기-발작기 등을 예측 및 검출해낼 수 있도록, 다양한 기계학습 방법과 확률모델을 선택적, 적응적으로 결정할 수 있다.

[0024] 다양한 실시예들에 따르면, 출력 모듈에 포함되는 발작파 검출 시점 및 횟수 출력부는, 사용자 및 의사가 환자의 일상생활에서, 장시간 측정된 뇌전도 신호를 보다 효율적이고 빠르게 분석하고 관찰할 수 있도록, 기록된 결과를 기반으로 발작파 시점 및 횟수를 제공하며, 실시간 발작파 결과부는 사용자나 의사에 환자의 현재 상태에 따른 실시간 발작파 검출에 대한 정보를 제공할 수 있다.

[0026] 도 1은 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작파 검출 장치(100)의 간략한 개념도이다. 도 2는 도 1의 뇌전도 신호 측정부(101)에서 측정되는 정상인의 뇌전도 신호의 그래프이다. 도 3은 도 1의 뇌전도 신호 측정부(101)에서 측정되는 뇌전증 환자의 뇌전도 신호의 그래프이다.

[0027] 도 1을 참조하면, 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작파 검출 장치(100)는, 뇌의 표면에서 비침습적으로 뇌전도 신호를 측정하는 뇌전도 신호 측정부(101), 뇌전도 신호에 대한 기록을 분석하여 발작파를 검출하기 위한 제 1 간질 발작파 검출 모듈(102, 103, 104, 105) 및 뇌전도 신호를 실시간으로 분석하여 발작파를 검출하기 위한 제 2 간질 발작파 검출 모듈(106, 107, 108, 109)을 포함할 수 있다. 뇌전도 신호 측정부(101)는 정상인에 대해, 도 2에 도시된 바와 같이 나타나는 뇌전도 신호를 측정할 수 있다. 뇌전도 신호 측정부(101)는 뇌전증 환자에 대해, 도 3에 도시된 바와 같이 나타나는 뇌전도 신호를 측정할 수 있다.

[0028] 제 1 간질 발작파 검출 모듈(102, 103, 104, 105)은 기록 측정부(102), 뇌전도 신호 처리부(103), 발작 시점 및 횟수 검출부(104) 및 피드백 제공부(105)를 포함할 수 있다. 기록 측정부(102)는 뇌전도 신호 측정부(101)를 통해 단/장기간 동안 뇌전도 신호를 측정하여 기록할 수 있다. 뇌전도 신호 처리부(103)는 기록 측정부(102)를 통해 기록된 뇌전도 신호를 처리하여, 특징벡터를 추출할 수 있다. 발작 시점 및 횟수 검출부(104)는 뇌전도 신호 처리부(103)에서 추출된 특징벡터를 기반으로, 기계학습 및 확률모델을 이용하여 간질 발작파의 발작 시점 및 횟수를 검출할 수 있다. 피드백 제공부(105)는 발작 시점 및 횟수 검출부(104)에서 검출된 발작 시점 및 횟수를 기반으로, 환자, 전문의, 보호자 등에게 뇌전증 진단 및 치료를 위한 피드백을 제공할 수 있다.

[0029] 제 2 간질 발작파 검출 모듈(106, 107, 108, 109)은 실시간 측정부(106), 뇌전도 신호 처리부(107), 실시간 발작파 검출부(108) 및 알람 경고부(109)를 포함할 수 있다. 실시간 측정부(106)는 뇌전도 신호 측정부(101)를 통해 실시간으로 뇌전도 신호를 측정할 수 있다. 뇌전도 신호 처리부(107)는 실시간 측정부(106)에서 측정되는 뇌전도 신호를 처리하여, 특징 벡터를 추출할 수 있다. 실시간 발작파 검출부(108)는 특징벡터를 기반으로, 실시간 발작파를 검출할 수 있다. 알람 경고부(109)는 사용자에게 간질 발작 발생의 유무 및 정도에 대한 정보를 제공할 수 있다.

[0031] 도 4는 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작파 검출 장치(예: 도 1의 간질 발작파 검출 장치(100))(400)의 블록도이다. 도 4는 뇌전도 신호 기반의 멀티 주파수 대역 계수를 이용한 특징추출 및 확률모델과 기계학습에 의한 간질 발작파 자동 검출을 위한 간질 발작파 검출 장치(400)를 도시하고 있다. 도 5는 도 4의 주파수 대역 분해부(413)가 이산웨이브렛변환을 이용하여 뇌전도 신호의 주파수 대역을 분해한 결과를 나타내는 그래프이다. 도 6은 도 4의 주파수 대역 분해부(413)에서 주파수 대역 분해를 위해 사용되는 모웨이브렛 함수들을 나타내는 그래프이다.

[0032] 도 4를 참조하면, 다양한 실시예들에 따른 간질 발작파 검출 장치(400)는, 뇌전도 측정 모듈(예: 도 1의 뇌전도 신호 측정부(101), 기록 측정부(102) 또는 실시간 측정부(106) 중 적어도 어느 하나)(401), 신호 처리 모듈(예: 도 1의 뇌신호 처리부(103, 107))(402), 특징 추출 모듈(예: 도 1의 뇌신호 처리부(103, 107)들 중 적어도 어느 하나)(403), 분류 모듈(예: 도 1의 발작 시점 및 횟수 검출부(104) 또는 실시간 발작파 검출부(108) 중 적어도 어느 하나)(404) 및 출력 모듈(예: 도 1의 피드백 제공부(105) 또는 알람 경고부(109) 중 적어도 어느 하나)

나)(405)를 포함할 수 있다.

- [0033] 뇌전도 측정 모듈(401)은 뇌의 표면에서 비침습적으로 뇌전도 신호를 측정할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 뇌전도 측정 모듈(401)은 뇌전도 신호를 기록할 수 있다. 이 때 뇌전도 측정 모듈(401)은 뇌전도 신호에 대한 기록을 측정된 시점으로부터 미리 정해진 기간 동안 유지할 수 있다. 다른 실시예에 따르면, 뇌전도 측정 모듈(401)은 실시간으로 뇌전도 신호를 측정할 수 있다. 즉 뇌전도 측정 모듈(401)은 실시간으로 뇌전도 신호를 신호 처리 모듈(402)에 전달할 수 있다. 뇌전도 측정 모듈(401)은 정상인에 대해, 도 2에 도시된 바와 같이 나타나는 뇌전도 신호를 측정할 수 있다. 뇌전도 측정 모듈(401)은 뇌전증 환자에 대해, 도 3에 도시된 바와 같이 나타나는 뇌전도 신호를 측정할 수 있다. 뇌전도 측정 모듈(401)은 뇌전도 측정 장치(411)를 포함할 수 있다.
- [0034] 뇌전도 측정 장치(411)는 복수의 채널로 구성된 뇌전도 신호 센서를 포함할 수 있다. 뇌전도 신호 센서는 뇌전도 신호 측정을 위한 국제 표준법에 따라 사용자의 머리 표면에 개별적으로 부착되며, 사용하는 목적에 따라 뇌전도 신호 센서의 부착 위치 또는 뇌전도 신호 센서의 전극 개수 중 적어도 어느 하나가 달라질 수 있다. 예를 들면, 뇌전도 신호 센서는, 국제 뇌과학회연합표준배치법인 10-20 시스템에 따라 전두부, 중신부, 두정부, 후두부, 측두부 등에 부착될 수 있다. 일 예로, 뇌전도 신호 센서는 전극의 집지로 양 이개(Ear lobe)에 부착될 수도 있다. 다른 예로, 부가적인 생체 정보를 획득하기 위해, 안구전도(EOG, electrooculogram)와 심전도(ECG, electrocardiogram), 근전도(EMG, electromyogram) 등이 더 측정될 수 있다. 안구전도 및 심전도 신호는 환자의 수면 상태, 활동 상태 등을 확인하기 위한 것이며, 근전도 신호는 환자의 움직임에 의해 발생하는 근전도 및 노이즈 신호가 뇌전도 신호에 미치는 영향을 분석하고 확인하기 위함이다.
- [0035] 신호 처리 모듈(402)은, 뇌전도 측정 모듈(401)로부터 측정되는 뇌전도 신호를 가공할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 신호 처리 모듈(402)은 미리 정해진 기간 동안 측정된 뇌전도 신호를 뇌전도 측정 모듈(401)로부터 획득하여, 가공할 수 있다. 다른 실시예에 따르면, 신호 처리 모듈(402)은 실시간으로 뇌전도 신호를 뇌전도 측정 모듈(401)로부터 획득하여, 가공할 수 있다. 신호 처리 모듈(402)은 노이즈 제거부(412)와 데이터 분할부(422)를 포함할 수 있다.
- [0036] 노이즈 제거부(412)는 뇌전도 신호로부터 노이즈를 제거할 수 있다. 예를 들면, 노이즈 제거부(412)는, 전원 노이즈나 움직임에 의한 노이즈, 또한 근전도 신호를 제거할 수 있는 로우패스필터, 하이패스필터, 밴드패스필터, 노치필터 등을 포함할 수 있다. 뇌전도 신호는 알파 (8-12.99 Hz), 델타 (0.2-3.99 Hz), 세타 (4-7.99 Hz), 베타 (13-30 Hz), 감마파 (30Hz 이상) 등의 다양한 주파수 영역을 가지며, 심신의 상태에 따라 각각 다르게 나타나므로, 활동 상태에 따라 적합한 주파수를 선택하고, 이 외의 주파수는 노이즈 제거부의 필터 등을 이용하여 제거할 수 있다.
- [0037] 데이터 분할부(422)는 뇌전도 신호에 데이터 분할을 적용할 수 있다. 예를 들면, 데이터 분할부(422)는 뇌전도 신호에 대하여, 데이터 분할을 위해 사용되는 윈도우 크기를 지정하고, 윈도우 크기를 기반으로, 뇌전도 신호에 데이터 분할을 적용할 수 있다.
- [0038] 특징 추출 모듈(403)은 뇌전도 신호로부터 간질 발작과 관련된 특징을 추출할 수 있다. 특징 추출 모듈(403)은 주파수 대역 분해부(413)와 특징벡터 추출부(423)를 포함할 수 있다.
- [0039] 주파수 대역 분해부(413)는 다양한 주파수 대역으로 뇌전도 신호를 해석하기 위해, 뇌전도 신호를 분해할 수 있다. 주파수 대역 분해부(413)는 뇌전도 신호를 복수 개의 주파수 대역으로 분해할 수 있다. 주파수 대역 분해부(413)는, 도 5의 (a)에 도시된 바와 같이 정상인의 뇌전도 신호를 복수 개의 주파수 대역으로 분해할 수 있다. 주파수 대역 분해부(413)는, 도 5의 (b)에 도시된 바와 같이 뇌전증 환자의 뇌전도 신호를 복수 개의 주파수 대역으로 분해할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 주파수 대역 분해부(413)는 이산웨이브렛변환(Discrete wavelet transform)을 이용하여, 뇌전도 신호를 복수 개의 주파수 대역으로 분해할 수 있다. 이산웨이브렛변환을 이용하여 뇌전도 신호를 분해하는 데 있어서, 분해레벨과 적절한 모웨이브렛 함수(Mother wavelet function)의 선택이 상당히 중요할 수 있다.
- [0040] 예를 들면, 모웨이브렛 함수는, 도 6의 (a), (b), (c), (d) 및 (e)에 도시된 바와 같이 Daubechies, Coiflet, Symlet, Haar 등의 웨이브렛 함수를 포함할 수 있다. 도 6에서, (a)는 Daubechies 3차 함수를 나타내고, (b)는 Daubechies 4차 함수를 나타내고, (c)는 Coiflet 3차 함수를 나타내고, (d)는 Coiflet 4차 함수를 나타내고, (e)는 Symlet 4차 함수를 나타낼 수 있다. 도 6의 (f)에 도시된 바와 같이 간질 발작과 관련된 뇌전도 신호가 측정되면, 주파수 대역 분해부(413)는 도 6의 (f)에 도시된 뇌전도 신호와 도 6의 (a), (b), (c), (d) 및 (e)에 도시된 모웨이브렛 함수의 상관성(correlation)을 확인하여, 자세하게는 정규화된 상호 연관성을 찾는 방

식인 Normalized Cross Correlation (NCC) 을 사용할 수 있다. NCC 방법은 입력된 신호와 찾고자 하는 신호의 선형적인 차이 및 교차 검증을 통해 상관도를 계산할 수 있고, 이를 기반으로 주파수 대역 분해부(413)에서 모 웨이브렛 함수를 선택할 수 있다. 이를 통해, 주파수 대역 분해부(413)는, 모웨이브렛 함수를 이용하여 뇌전도 신호의 주파수 대역을 분해할 수 있다. 일 예로, 주파수 대역 분해부(413)는 상세계수와 근사계수를 추출하여 분해레벨에 따른 계수를 구할 수 있다.

[0041] 특징벡터 추출부(423)는 뇌전도 신호로부터 간질 발작과 검출을 위한 특징벡터를 추출할 수 있다. 특징벡터 추출부(423)는 뇌전도 신호의 주파수 대역 별 특징벡터를 추출할 수 있다. 특징벡터 추출부(423)는 주어진 N개의 뇌전도 신호들을 기반으로, 주파수 대역 분해부(413)에서 선택된 웨이브렛 계수를 이용하여, 반복적인 연산을 수행함에 따라, 주파수 대역 별 특징벡터를 추출할 수 있다.

[0042] 분류 모듈(404)은 특징 추출 모듈(403)에서 추출된 특징벡터를 분류할 수 있다. 분류 모듈(404)은 코드북 생성부(414), 발작과 검출부(424) 및 발작 시점 및 횟수 기록부(434)를 포함할 수 있다.

[0043] 코드북 생성부(414)는 특징벡터를 적어도 하나의 군집으로 클러스터링하고, 각 군집마다 인덱스를 부여하여, 코드북을 생성할 수 있다. 코드북은 발작과 검출부(424)에서 포함될 수 있는 확률모델기반의 분류모델을 위해 사용될 수 있다.

[0044] 발작과 검출부(424)는 다양한 기계학습 및 확률 모델 기반의 분류 모델을 이용하여, 특징벡터로부터 간질 발작과를 검출할 수 있다. 특징벡터 추출부(423)에서 추출된 특징벡터 또는 코드북 생성부(414)에서 생성된 코드북 중 적어도 어느 하나에 대해, 다양한 기계학습 및 확률 모델 기반의 분류 모델을 이용하여, 간질 발작과를 검출할 수 있다. 기계학습은, 예컨대 SVM(Support vector machine), LDA(Linear discriminant analysis), QDA(Quadratic discriminant analysis), K-NN(K-nearest neighbor), K-means 등의 기법들을 포함할 수 있다. 확률모델은, 예컨대 HMM(Hidden markov model) 등의 기법들을 포함할 수 있다. 발작과 검출부(424)는 적어도 하나의 기계학습 기법 및 적어도 하나의 확률 모델 기법을 사용하여, 간질 발작과를 검출할 수 있다.

[0045] 발작 시점 및 횟수 기록부(434)는 간질 발작과의 발작 시점과 횟수를 검출할 수 있다. 그리고 발작 시점 및 횟수 기록부(434)는 간질 발작과의 발작 시점과 횟수를 기록할 수 있다.

[0046] 출력 모듈(405)은 간질 발작과와 관련된 정보를 제공할 수 있다. 출력 모듈(405)은 발작과 검출 시점 및 횟수 출력부(415) 또는 실시간 발작 결과부(425) 중 적어도 어느 하나를 포함할 수 있다. 발작과 검출 시점 및 횟수 출력부(415)는 발작 시점 및 횟수 기록부(434)에서 검출된 간질 발작과의 발작 시점 및 횟수를 출력할 수 있다. 실시간 발작 결과부(425)는 실시간으로 검출되는 간질 발작과에 대한 알림을 출력할 수 있다. 예를 들면, 뇌전도 측정 모듈(401)의 뇌전도 측정 장치(411)를 통해 실시간으로 측정되는 뇌전도 신호로부터 발작과 검출부(424)를 통해 간질 발작과가 검출되면, 실시간 발작 결과부(425)가 실시간으로 간질 발작과에 대한 알림을 출력할 수 있다.

[0048] 도 7은 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작과 검출 방법의 순서도이다. 도 7는 뇌전도 신호 기반의 멀티 주파수 대역 계수를 이용한 특징추출 및 확률모델과 기계학습에 의한 간질 발작과 자동 검출 방법을 도시하고 있다.

[0049] 도 7을 참조하면, 간질 발작과 검출 장치(400)가 701 동작에서 뇌전도 신호의 입력을 검출할 수 있다. 뇌전도 측정 모듈(401)이 뇌전도 측정 장치(411)를 통해 입력되는 뇌전도 신호를 측정할 수 있다. 신호 처리 모듈(402)은, 뇌전도 측정 모듈(401)로부터 측정되는 뇌전도 신호를 가공할 수 있다.

[0050] 간질 발작과 검출 장치(400)는 702 동작에서 뇌전도 신호를 복수 개의 주파수 대역으로 분해할 수 있다. 특징 추출 모듈(403)의 주파수 대역 분해부(413)가 이산웨이브렛변환을 통해, 뇌전도 신호를 복수 개의 주파수 대역으로 분해할 수 있다. 이를 통해, 분해된 주파수 대역마다 웨이브렛 계수를 가질 수 있다.

[0051] 간질 발작과 검출 장치(400)는 703 동작 내지 706 동작을 수행하고, 이로 인해 707 동작에서 뇌전도 신호로부터 특징 벡터를 생성할 수 있다. 간질 발작과 검출 장치(400)는 703 동작 내지 706 동작을 수행하는 데 있어서, 주파수 대역 별 웨이브렛 계수를 이용할 수 있다. 이 때 간질 발작과 검출 장치(400)는 703 동작 내지 706 동작을 반복하여 수행할 수 있다.

[0052] 간질 발작과 검출 장치(400)는 703 동작에서 레벨 수를 증가시킬 수 있다. 초기 레벨 값은 0으로 시작되며, 레벨 수는 1 씩 증가될 수 있다. 703 동작에서 레벨 수가 증가되면, 간질 발작과 검출 장치(400)는 704 동작에서

각 레벨 별 임계치(Threshold)를 생성할 수 있다. 임계치는 하기 [수학식 1]과 같이 생성될 수 있다.

수학식 1

$$Threshold(t) = \gamma_1 \times \left(\frac{1}{2}\right)^{t-1}, (t \geq 2)$$

[0053]

[0054] 여기서, t는 703 동작에 따른 레벨을 의미하고, γ_0 는 초기 임계치를 의미하며, 주파수 대역 별 웨이브렛 계수 중 최대값으로 지정될 수 있다. 즉 704 동작에서, 임계치는, 입력되는 신호 크기의 1/2, 1/4, 1/8, ... (1/2)^{t-1} 씩으로 생성될 수 있다.

[0055] 간질 발작과 검출 장치(400)는 705 동작에서 임계치를 이용하여, 각 주파수 대역 별 특징 값을 추출할 수 있다. 이 때 간질 발작과 검출 장치(400)는 웨이브렛 계수에서 레벨 별 임계치보다 큰 웨이브렛 계수의 값들을 카운팅 하며, 그 값이 카운팅 값, δ 라 지정될 수 있다. 이를 통해, 간질 발작과 검출 장치(400)는 특정 임계치를 기준으로, 입력되는 신호의 주파수 변동에 따른 변화를 특징 값으로 추출할 수 있다. 간질 발작과 검출 장치(400)는 하기 [수학식 2]와 같이 웨이브렛 계수에서 레벨 별 임계치보다 큰 웨이브렛 계수의 값들을 카운팅할 수 있다.

수학식 2

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

[0056]

[0057] 여기서, N은 샘플 개수를 의미하고, t는 레벨을 의미하고, a는 입력된 신호, 즉 웨이브렛 계수를 의미하며, γ 는 임계치를 의미할 수 있다.

[0058] 간질 발작과 검출 장치(400)는 706 동작에서 특정 레벨에 도달했는 지의 여부를 판단할 수 있다. 여기서, 특정 레벨은 임의로 지정할 수 있으며, 0 이상의 값을 가질 수 있다. 706 동작에서 특정 레벨에 도달하지 않은 것으로 판단되면, 간질 발작과 검출 장치(400)는 703 동작으로 복귀하여, 703 동작 내지 706 동작을 반복할 수 있다. 706 동작에서 특정 레벨에 도달한 것으로 판단되면, 간질 발작과 검출 장치(400)는 703 동작 내지 706 동작의 반복을 중단할 수 있다.

[0059] 706 동작에서 특정 레벨에 도달한 것으로 판단되면, 간질 발작과 검출 장치(400)는 707 동작에서 각 주파수 대역 별 특징벡터를 생성할 수 있다. 즉 특징 벡터는 주파수 대역 별로 분해되어 추출되며, 최종 특징 값인 ASCOT은 하기 [수학식 3]과 같이 산출되며, 레벨에 따른 카운팅한 값, δ 의 변화율의 평균으로 계산될 수 있다.

수학식 3

$$ASCOT = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^{t-1} (\delta_{i+1} - \delta_i)^2$$

[0060]

[0061] 여기서, t는 레벨을 의미하고, δ 는 수학식 2에서 도출된 카운팅한 값을 의미한다. i는 t만큼 1씩 증가하고, 현재 i번째 레벨의 δ 값과 현재의 전 레벨인 i-1의 δ 값의 값을 뺀 차에 제곱을 한 후, 모든 값의 평균을 구하여 계산할 수 있다.

- [0062] 간질 발작과 검출 장치(400)는 708 동작에서 특징벡터 기반 클러스터링을 수행할 수 있다. 이 때 간질 발작과 검출 장치(400)는 특징벡터로 생성된 특징 값들을 군집화할 수 있다. 예를 들면, 702 동작에서 뇌전도 신호가 N 개의 주파수 대역으로 분해되었고, 특징 값들을 M 개의 발작 상태로 분류하고자 할 때, 간질 발작과 검출 장치(400)는 $N \times M$ 개의 군집을 생성할 수 있다. 일 예로, 뇌전도 신호가 6 개의 주파수 대역으로 분해되었고, 특징 값들을 발작기 및 발작 전기 상태의 두 가지 상태로 분류하고자 하는 경우, 간질 발작과 검출 장치(400)는 특징 값들을 총 6×2 의 12 가지 클래스로 클러스터링할 수 있다. 이는 각 발작 상태별 주파수 대역 밴드에 따른 특징 값들을 클러스터링한 결과로, 후술되는 710 동작에서 학습 모델 생성을 위해 사용될 수 있다.
- [0063] 간질 발작과 검출 장치(400)는 709 동작에서 특징벡터를 기반으로 코드북을 생성할 수 있다. 이 때 간질 발작과 검출 장치(400)는 708 동작에서 클러스터링을 통해 생성된 특징 값들의 군집에 인덱스(index)를 부여하여, 코드북을 생성할 수 있다. 예를 들면, N 개의 군집이 생성되면, 각각의 군집에 1부터 N 까지의 번호가 인덱스로 부여될 수 있다. 여기서, 번호는 순차적으로, 임의적으로 부여될 수 있다.
- [0064] 간질 발작과 검출 장치(400)는 710 동작에서 특징벡터 및 코드북을 기반으로, 다양한 기계학습 및 확률모델을 이용하여 발작과를 검출할 수 있다. 이 때 간질 발작과 검출 장치(400)는 발작간기/발작기를 분류하기 위한 분류기 모델을 생성할 수 있다. 기계학습이라 함은, 학습 단계에서 획득한 데이터를 이용하여 정보를 학습하고, 학습된 정보를 효율적으로 사용하기 위해, 작업을 반복적으로 수행함으로써 결과를 얻어내는 기술의 개선 과정으로, 예컨대 SVM(Support vector machine), LDA(Linear discriminant analysis), QDA(Quadratic discriminant analysis), K-NN(K-nearest neighbor), K-means 등의 기법들을 포함할 수 있다. 간질 발작과 검출 장치(400)는 적어도 하나의 기계학습 기법을 사용하여, 발작과를 검출할 수 있다. 확률모델이라 함은, 우연하게 생성되는 현상을 수식화한 것이며 통계적인 확률 분포에 따라 새로 입력되는 데이터를 학습시키는 것으로, HMM (Hidden Markov model) 등의 기법들을 포함할 수 있다. 간질 발작과 검출 장치(400)는 적어도 하나의 확률 모델 기법을 사용하여, 발작과를 검출할 수 있다.
- [0065] 본 발명의 다양한 실시예들에 따르면, 발작과를 검출하는 데 기계학습 및 확률모델을 모두 사용하는 이유는, 단순히 뇌전도 신호의 배경과와 다르게 이상적인 징후를 나타내는 발작과를 검출해내는 이진분류는 기계학습이 더 효율적이며, 시간영역에 따라 발작 휴지기, 발작간기, 발작과가 순차적으로 발생할 때, 이에 대한 시계열에 따른 예측 및 검출에는 확률모델이 더 유리하기 때문이다. 따라서, 본 발명의 다양한 실시예들에서는 기계학습 기법 및 확률모델 기법이 선택적으로, 적응적으로 선택되어 사용될 수 있다.
- [0066] 간질 발작과 검출 장치(400)는 711동작에서 검출된 발작과와 관련된 전체 성능 평가가 이루어질 수 있다. 이 때 간질 발작과 검출 장치(400)는 710 동작에서 검출된 발작과, 발작시점, 발작 횟수 등의 정확도, 정밀도, 특이도 등을 평가할 수 있다. 간질 발작과 검출 장치(400)는 712 동작에서 최종적으로 발작과 시점 및 횟수 검출의 결과를 제공하여, 713 동작에서 뇌전증을 진단해 낼 수 있다.
- [0068] 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작과 검출 장치(400)는, 측정되는 뇌전도 신호로부터 특징벡터를 추출하도록 구성되는 특징 추출 모듈(423), 기계학습 및 확률모델을 이용하여, 특징벡터로부터 발작과를 검출하도록 구성되는 분류 모듈(424), 및 발작과와 관련된 정보를 출력하도록 구성되는 출력 모듈(405)을 포함할 수 있다.
- [0069] 다양한 실시예들에 따르면, 특징 추출 모듈(423)은, 뇌전도 신호에 이산웨이브릿변환을 적용하여 다수의 주파수 대역들로 분해하고, 각각의 주파수 대역에 대한 레벨에 따른 임계치를 생성하여, 임계치와 상기 분해된 주파수 대역들의 신호 계수들을 비교하고, 임계치 이상인 적어도 하나의 신호 계수를 카운팅하고, 레벨이 특정 레벨에 만족하면, 모든 레벨의 카운팅 값들의 변화율의 평균을 산출하여 분해된 주파수 대역들 각각으로부터 특징벡터를 추출하도록 구성될 수 있다.
- [0070] 다양한 실시예들에 따르면, 특징 추출 모듈(423)은, 레벨이 미리 정해진 특정 레벨을 만족하지 않으면, 레벨을 1 만큼 증가시키고, 레벨에 따른 임계치를 생성하여 임계치 이상인 적어도 하나의 신호 계수를 카운팅하는 것을 반복하도록 구성될 수 있다.
- [0071] 다양한 실시예들에 따르면, 특징 추출 모듈(423)은, 하기 [수학식 4]에 표현되는 바와 같이, 레벨에 따른 임계치를 산출하도록 구성될 수 있다.

수학식 4

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

[0072]

[0073] 여기서, t 는 레벨을 의미하고, γ_0 는 미리 정해진 초기 임계치를 의미하고, L 은 특정 레벨을 의미할 수 있다.

[0074] 다양한 실시예들에 따르면, 특징 추출 모듈(423)은, 하기 [수학식 5]에 표현되는 바와 같이, 레벨에 따른 임계치를 이용하여, 입력되는 신호의 주파수 변동에 따른 변화를 카운팅하도록 구성될 수 있다.

수학식 5

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

[0075]

[0076] 여기서, δ 는 카운팅 값을 의미하고, N 은 샘플 개수를 의미하고, t 는 레벨을 의미하고, a 는 입력되는 신호, 즉 신호 계수를 의미하고, γ 는 임계치를 의미할 수 있다.

[0077] 다양한 실시예들에 따르면, 특징 추출 모듈(423)은, 입력되는 신호의 주파수 변동에 따른 변화에 대한 카운팅 값을 기준으로, 하기 [수학식 6]에 표현되는 바와 같이 평균을 산출하도록 구성될 수 있다.

수학식 6

$$ASCOT = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^{t-1} (\delta_{i+1} - \delta_i)^2$$

[0078]

[0079] 여기서, t 는 레벨을 의미하고, δ 는 카운팅 값을 의미할 수 있다.

[0081] 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 간질 발작과 검출 장치(400)의 동작 방법은, 측정되는 뇌전도 신호로부터 특징벡터를 추출하는 동작, 기계학습 및 확률모델을 이용하여, 특징벡터로부터 발작파를 검출하는 동작, 및 발작파와 관련된 정보를 출력하는 동작을 포함할 수 있다.

[0082] 다양한 실시예들에 따르면, 특징벡터 추출 동작은, 뇌전도 신호에 이산웨이브릿변환을 적용하여 다수의 주파수 대역들로 분해하는 동작, 각각의 주파수 대역에 대한 레벨에 따른 임계치를 생성하여, 임계치와 분해된 주파수 대역들의 신호 계수들을 비교하는 동작, 임계치 이상인 적어도 하나의 신호 계수를 카운팅하는 동작, 및 레벨이 특정 레벨에 만족하면, 모든 레벨의 카운팅 값들의 변화율의 평균을 산출하여, 분해된 주파수 대역들 각각으로부터 특징벡터를 추출하는 동작을 포함할 수 있다.

[0083] 다양한 실시예들에 따르면, 특징 벡터 추출 동작은, 레벨이 미리 정해진 특정 레벨을 만족하지 않으면, 레벨을 1 만큼 증가시키는 동작을 더 포함하고, 레벨에 따른 임계치를 생성하여 분해된 주파수 대역들의 신호 계수들과 비교하는 동작으로 복귀할 수 있다.

[0084] 다양한 실시예들에 따르면, 임계치와 상기 신호 계수들 비교 동작은, 상기 [수학식 4]에 표현되는 바와 같이, 상기 레벨에 따른 임계치를 산출하는 동작을 포함할 수 있다.

[0085] 다양한 실시예들에 따르면, 신호 계수 카운팅 동작은, 상기 [수학식 5]에 표현되는 바와 같이, 레벨에 따른 임계치를 이용하여, 입력되는 신호의 주파수 변동에 따른 변화를 카운팅하는 동작을 포함할 수 있다.

- [0086] 다양한 실시예들에 따르면, 특징벡터 추출 동작은, 입력되는 신호의 주파수 변동에 따른 변화에 대한 카운팅 값을 기준으로, 상기 [수학식 6]에 표현되는 바와 같이 상기 평균을 산출하는 동작을 포함할 수 있다.
- [0088] 본 발명의 다양한 실시예들에 따르면, 장시간 기록된 뇌전도 신호를 분석 및 해석하는 데 있어서, 물리적인 시간과 인력에 따른 문제가 해소될 수 있으며, 보다 빠르고, 정확한 검출 성능을 보임으로써, 보다 효율적인 발작과 모니터링을 제공할 수 있다.
- [0089] 아울러, 본 발명의 다양한 실시예들에 따르면, 간질 발작과 시점 및 횟수, 검출 정보를 출력하는 기능을 탑재하여, 전문의, 보호자 및 환자에게 환자의 건강관리 시스템을 제공할 수 있으므로, 발작 예방, 치료 방법, 응급 처치 방법 등의 정보를 효과적으로 지원할 수 있다.
- [0091] 본 문서의 다양한 실시예들 및 이에 사용된 용어들은 본 문서에 기재된 기술을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 해당 실시 예의 다양한 변경, 균등물, 및/또는 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 도면의 설명과 관련하여, 유사한 구성요소에 대해서는 유사한 참조 부호가 사용될 수 있다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다. 본 문서에서, "A 또는 B", "A 및/또는 B 중 적어도 하나", "A, B 또는 C" 또는 "A, B 및/또는 C 중 적어도 하나" 등의 표현은 함께 나열된 항목들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다. "제 1", "제 2", "첫째" 또는 "둘째" 등의 표현들은 해당 구성요소들을, 순서 또는 중요도에 상관없이 수식할 수 있고, 한 구성요소를 다른 구성요소와 구분하기 위해 사용될 뿐 해당 구성요소들을 한정하지 않는다. 어떤(예: 제 1) 구성요소가 다른(예: 제 2) 구성요소에 "(기능적으로 또는 통신적으로) 연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나, 다른 구성요소(예: 제 3 구성요소)를 통하여 연결될 수 있다.
- [0092] 본 문서에서 사용된 용어 "모듈"은 하드웨어, 소프트웨어 또는 펌웨어로 구성된 유닛을 포함하며, 예를 들면, 로직, 논리 블록, 부품, 또는 회로 등의 용어와 상호 호환적으로 사용될 수 있다. 모듈은, 일체로 구성된 부품 또는 하나 또는 그 이상의 기능을 수행하는 최소 단위 또는 그 일부가 될 수 있다. 예를 들면, 모듈은 ASIC(application-specific integrated circuit)으로 구성될 수 있다.
- [0093] 다양한 실시예들에 따르면, 기술한 구성요소들의 각각의 구성요소(예: 모듈 또는 프로그램)는 단수 또는 복수의 개체를 포함할 수 있다. 다양한 실시예들에 따르면, 기술한 해당 구성요소들 중 하나 이상의 구성요소들 또는 동작들이 생략되거나, 또는 하나 이상의 다른 구성요소들 또는 동작들이 추가될 수 있다. 대체적으로 또는 추가적으로, 복수의 구성요소들(예: 모듈 또는 프로그램)은 하나의 구성요소로 통합될 수 있다. 이런 경우, 통합된 구성요소는 복수의 구성요소들 각각의 구성요소의 하나 이상의 기능들을 통합 이전에 복수의 구성요소들 중 해당 구성요소에 의해 수행되는 것과 동일 또는 유사하게 수행할 수 있다. 다양한 실시예들에 따르면, 모듈, 프로그램 또는 다른 구성요소에 의해 수행되는 동작들은 순차적으로, 병렬적으로, 반복적으로, 또는 휴리스틱하게 실행되거나, 동작들 중 하나 이상이 다른 순서로 실행되거나, 생략되거나, 또는 하나 이상의 다른 동작들이 추가될 수 있다.

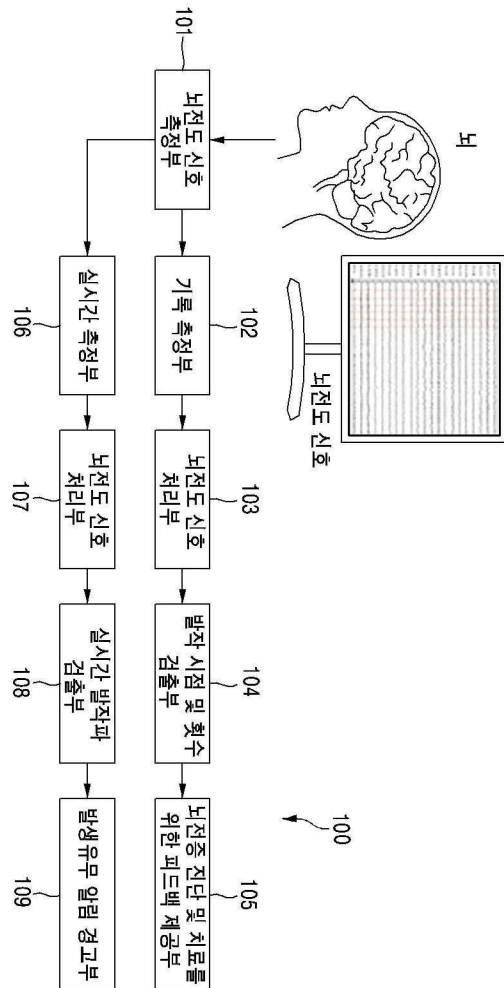
부호의 설명

- [0094] 100, 400: 간질 발작과 검출 장치
- 101 뇌전도 신호 측정부 102: 기록 측정부
- 103: 뇌전도 신호 처리부 104: 발작 시점 및 횟수 검출부
- 105: 피드백 제공부 106: 실시간 측정부
- 107: 뇌전도 신호 처리부 108: 실시간 발작과 검출부
- 109: 알람 경고부
- 401: 뇌전도 측정 모듈 402: 신호 처리 모듈
- 403: 특징 추출 모듈 404: 분류 모듈
- 405: 출력 모듈 411: 뇌전도 측정 장치

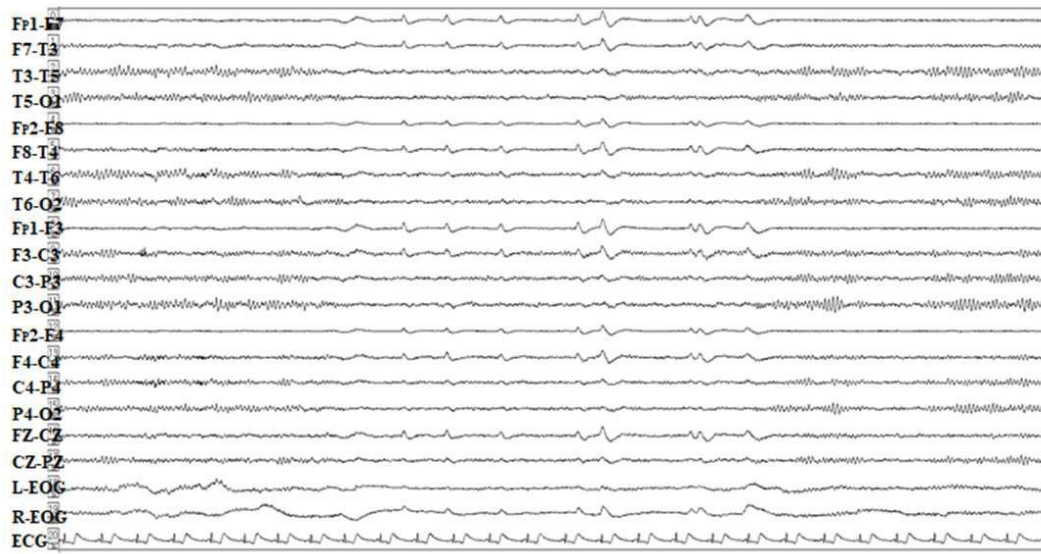
412: 노이즈 제거부 413: 주파수 대역 분해부
 414: 코드북 생성부 415: 발작과 검출 시점 및 횟수 출력부
 422: 데이터 분할부 423: 특징벡터 추출부
 424: 발작과 검출부 425: 실시간 발작 결과부
 434: 발작시점 및 횟수 기록부

도면

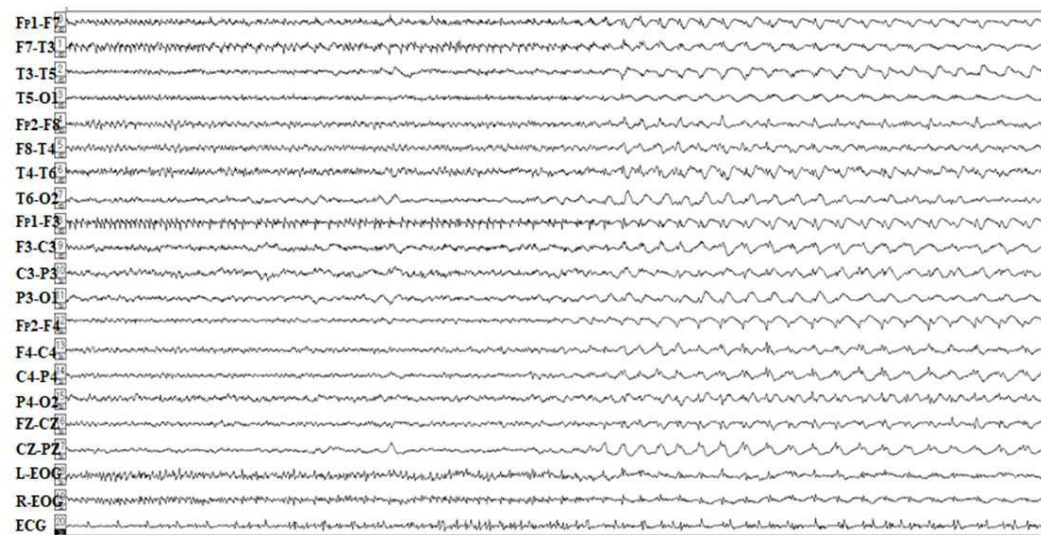
도면1



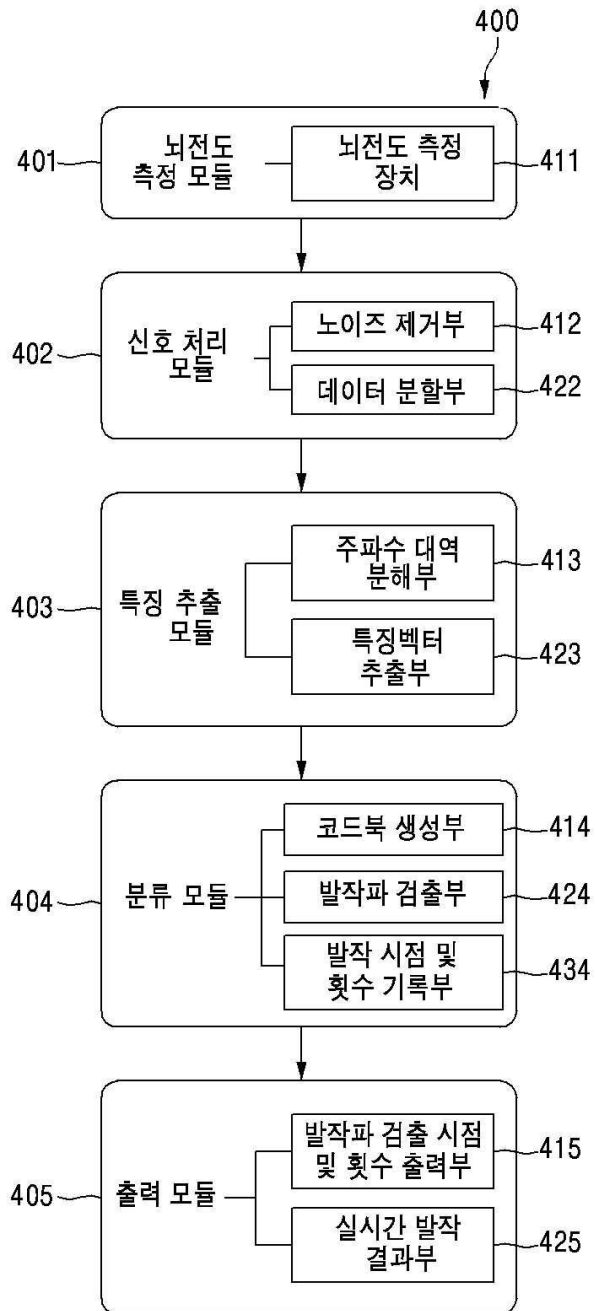
도면2



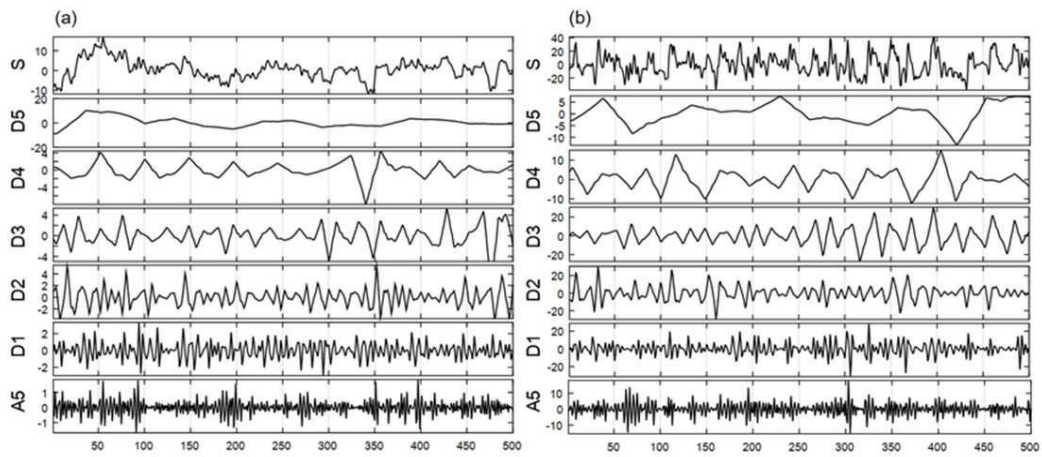
도면3



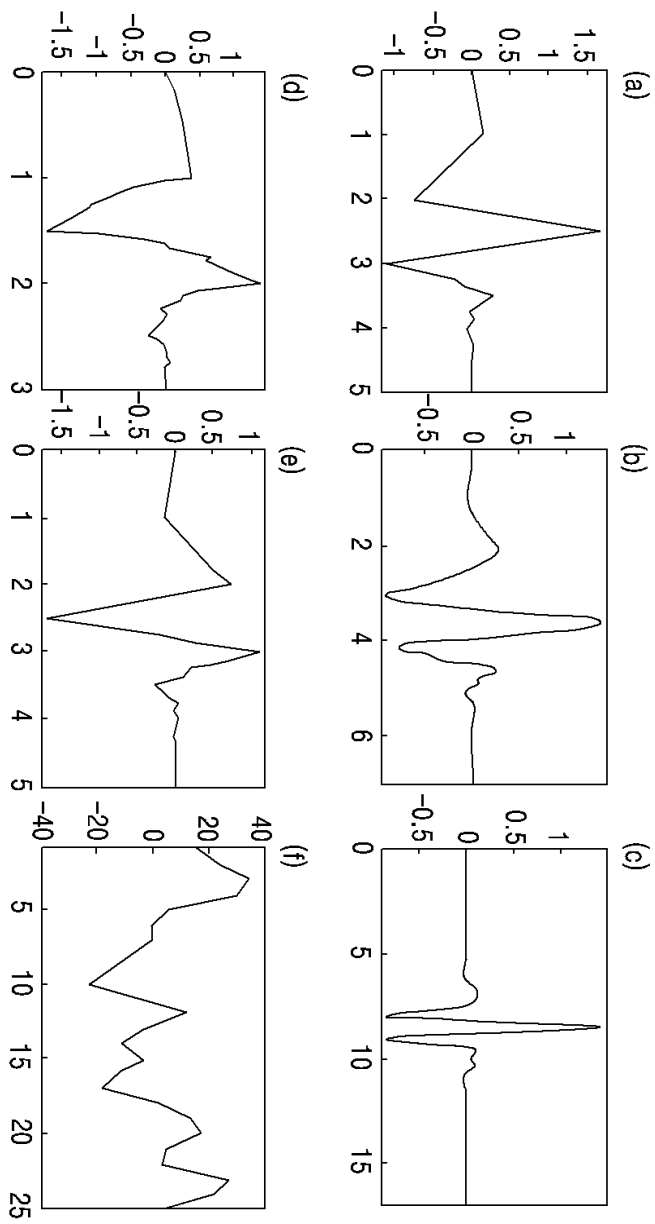
도면4



도면5



도면6



도면7

