



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0136825
(43) 공개일자 2019년12월10일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 5/16 (2006.01) A61B 5/00 (2006.01)
A61B 5/024 (2006.01) A61B 5/0402 (2006.01)
(52) CPC특허분류
A61B 5/165 (2013.01)
A61B 5/02405 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0063003
(22) 출원일자 2018년05월31일
심사청구일자 2018년05월31일

(71) 출원인
가천대학교 산학협력단
경기도 성남시 수정구 성남대로 1342 (복정동)
(72) 발명자
임준식
경기도 용인시
김민우
경기도 용인시 수지구 신봉1로 216 신봉마을6단지
동부센트레빌 605-1104
(74) 대리인
특허법인지원

전체 청구항 수 : 총 6 항

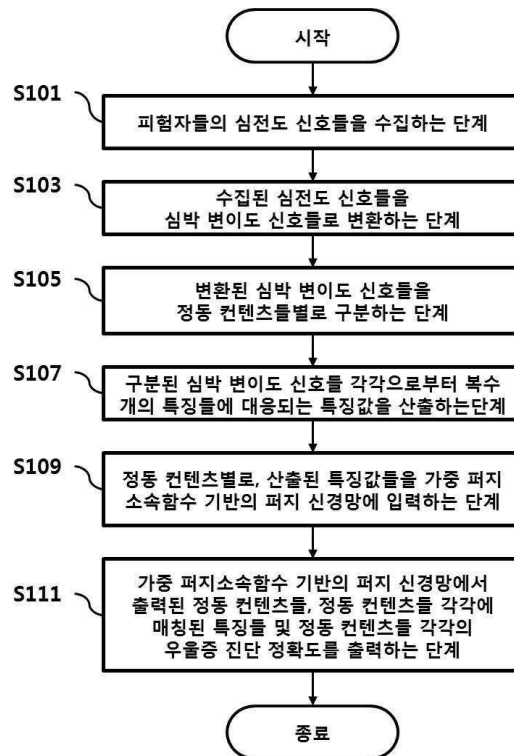
(54) 발명의 명칭 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법

(57) 요약

본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법은 복수 개의 정동 콘텐츠들(Affective Contents)에 대응되는 자극들을 피험자들에게 제공하여, 상기 자극들이 제공되는 동안 상기 피험자들의 심전도(Electrocardiogram, ECG) 신호들을 수집하는 단계; 상기 수집된

(뒷면에 계속)

대표도 - 도1



심전도 신호들을 심박 변이도(Heart Rate Variability, HRV) 신호들로 변환하는 단계; 상기 변환된 심박 변이도 신호들을 상기 정동 콘텐츠들별로 구분하는 단계; 상기 구분된 심박 변이도 신호들 각각으로부터 복수 개의 특징들에 대응되는 특징값들을 산출하는 단계; 상기 정동 콘텐츠들별로, 상기 산출된 특징값들을 퍼지 신경망에 입력하는 단계; 및 상기 정동 콘텐츠들 중 상기 퍼지 신경망에서 출력된 정동 콘텐츠들, 상기 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 상기 매칭된 특징들에 기반하여 산출된 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계를 포함한다.

(52) CPC특허분류

A61B 5/0402 (2013.01)

A61B 5/7264 (2013.01)

A61B 5/7275 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 GRRC가천2017-B02

부처명 경기도청

연구관리전문기관 가천대학교

연구사업명 경기도 지역협력연구센터

연구과제명 인공지능기술 기반 시니어 헬스케어 기술 개발

기 여 율 1/1

주관기관 가천대학교 산학협력단

연구기간 2017.08.01 ~ 2018.06.30

명세서

청구범위

청구항 1

복수 개의 정동 콘텐츠들(Affective Contents)에 대응되는 자극들을 피험자들에게 제공하여, 상기 자극들이 제공되는 동안 상기 피험자들의 심전도(Electrocardiogram, ECG) 신호들을 수집하는 단계;

상기 수집된 심전도 신호들을 심박 변이도(Heart Rate Variability, HRV) 신호들로 변환하는 단계;

상기 변환된 심박 변이도 신호들을 상기 정동 콘텐츠들별로 구분하는 단계;

상기 구분된 심박 변이도 신호들 각각으로부터 복수 개의 특징들에 대응되는 특징값들을 산출하는 단계;

상기 정동 콘텐츠들별로, 상기 산출된 특징값들을 퍼지 신경망에 입력하는 단계; 및

상기 정동 콘텐츠들 중 상기 퍼지 신경망에서 출력된 정동 콘텐츠들, 상기 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 상기 매칭된 특징들에 기반하여 산출된 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계를 포함하는,

우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계 이후,

상기 정동 콘텐츠들 중 상기 산출된 우울증 진단 정확도가 기설정된 정확도 이상인 정동 콘텐츠들을 선택하는 단계;

상기 선택된 정동 콘텐츠들에 매칭된 특징들에 대응되는 특징값들을 상기 퍼지 신경망에 입력하여, 상기 퍼지 신경망을 학습시키는 단계; 및

상기 퍼지 신경망의 학습이 완료된 이후, 상기 학습된 퍼지 신경망에서 출력된 특정 정동 콘텐츠들, 상기 출력된 특정 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특정 특징들 및 상기 매칭된 특정 특징들에 기반하여 산출된 특정 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계를 포함하는,

우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 퍼지 신경망은,

가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망(Neural Network with a Weighted Fuzzy Membership, NEWFM)을 포함하는,

우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들은,

상기 복수 개의 특징들 중 상기 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에서 제공하는 비중복면적 분산 측정법(Non-overlap Area Distribution Measurement, NADM)에 기반하여 상기 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 일부 특징들인,

우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법.

청구항 5

제2항에 있어서,

상기 퍼지 신경망을 학습시키는 단계 이후,

기설정된 조건을 만족할 때까지, 상기 퍼지 신경망의 N차 학습 시 출력된 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들에 대응되는 특징값들을 상기 퍼지 신경망에 재입력하여 N+1차 학습을 수행함으로써, 상기 퍼지 신경망을 반복적으로 학습시키는 단계를 포함하고,

상기 N은 1이상의 정수인,

우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 기설정된 조건은,

상기 퍼지 신경망의 N차 및 N+1차 학습 시 출력된 정동 콘텐츠들, 상기 출력된 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 상기 출력된 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도가 동일한 경우 또는 기설정된 반복 학습 횟수를 달성한 경우 중 어느 하나를 포함하는,

우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망(Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions, NEWFM)을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법에 관한 것으로, 가중 퍼지소속함수 기반의 신경망을 이용하여 정상인과 우울증 환자 간의 차이가 가장 크게 나타나는 특정 콘텐츠를 판별하기 위한 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 우울증은 무기력함, 지속적인 기분의 저하, 즐거움의 감소, 식욕감퇴 등의 현상을 보여 일상생활에 큰 지장을 주는 정신장애로 분류된다(비특허문헌 1). 이러한 우울증은 자살의 원인 중 하나로 알려져 있으며 매년 우울증으로 인한 자살률이 증가하고 있다(비특허문헌 1 및 2). 따라서 이러한 우울증을 정확하게 진단하는 것은 매우 중요하다고 볼 수 있다.

[0003] 심박 변이도(Heart Rate Variability, HRV)는 심전도(electrocardiogram, ECG)의 R 피크의 간격을 통해 구해지는 데이터로서 자율신경계(ANS)의 교감신경계와 부교감신경계의 변화를 반영한다(비특허문헌 3 내지 5). 우울증은 자율신경계의 장애와 관련이 있다고 알려져 있으며, 이는 심박 변이도의 변화를 통해 알 수 있다(비특허문헌 2). 따라서 심박 변이도는 우울증 환자와 정상인 간의 차이를 구별하는데 사용할 수 있다.

[0004] 하지만 뇌전도(electroencephalography, EEG)를 이용하여 정상인과 우울증 환자를 구분하는 연구는 있었지만(비특허문헌 6 및 7), 심박 변이도와 우울증에 대한 연구는 대다수가 우울증과 심박 변이도 간의 상관관계에 대해 분석하는 것일 뿐, 제공되는 정동 콘텐츠별 심박 변이도의 변화를 분석함으로써 우울증 환자와 정상인을 구분하는 연구는 많지 않았다.

선행기술문헌

비특허문헌

[0005] (비특허문헌 0001) Hong Jin Jeon, "Epidemiologic studies on depression and suicide", Journal of the

Korean Medical Association, Vol.55, No.4(2012), 322~328

(비특허문헌 0002) Kim jeong a, Choi Y. S, Jo. K. H, Hong. M. B, "Heart Rate Variability in Major Depressive Disorder", Korean Journal of Family Medicine, Vol.24, No.12(2003), 1117~1122

(비특허문헌 0003) Ki-Jong Park, Heejeong Jeong, "Assessing Methods of Heart Rate Variability", Korean Journal of Clinical Neurophysiology, Vol.16, No.2(2014), 49~54

(비특허문헌 0004) Clara Lee, Whan-Seok Choi, Byung-Chae Lee, Kee-Sam Jeong, Young-Jin Cho, "Clinical use of Heart rate variability by comparison of measurement for 3 and 5 minutes", Korean Journal of Family Practice, Vol.5, No.3(2015), 523~528

(비특허문헌 0005) Choi B. M, G. J. No, "Heart Rate Variability", Intravenous anesthesia, Vol.8, No.2(2004), 45~86

(비특허문헌 0006) B. Hosseinifard, M. H. Moradi, and R. Rostami, "Classifying Depression Patients and Normal Subjects Using Machine Learning Techniques and nonlinear features form EEG signal", Proceeding of Iranian Conference Electrical Engineering, Vol.109, No.3(2011), 131~134

(비특허문헌 0007) B. Hosseinifard, M. H. Moradi, and R. Rostami, "Classifying Depression Patients and Normal Subjects Using Machine Learning Techniques and nonlinear features form EEG signal", Proceeding of Iranian Conference Electrical Engineering, Vol.109, No.3(2011), 131~134

(비특허문헌 0008) Kuang. D, Yang. R, Chen. X, Lao. G, Wu. F, Huang. X, Lv. R, Zhang. L, Song. C, Ou. S, "Depression recognition according to heart rate variability using Bayesian Networks", Journal of Psychiatric Research, Vol.95(2017), 282~287

(비특허문헌 0009) Zhang. Zhen-Xing, Tian. Xue-Wei, Lim. Joon-S, "Neuro-Fuzzy Network-based Depression Diagnosis Algorithm Using Optimal Features of HRV", Journal of the Korea Contents Association, Vol.12, No.2(2012), 1~9

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 학습시켜, 제공된 정동 콘텐츠들에 의한 피험자들의 심박 변이도를 분석함으로써, 우울증 환자와 정상인을 가장 잘 구분할 수 있는 최적의 콘텐츠를 판별하기 위한 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법에 관한 것이다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법은 복수 개의 정동 콘텐츠들(Affective Contents)에 대응되는 자극들을 피험자들에게 제공하여, 상기 자극들이 제공되는 동안 상기 피험자들의 심전도(Electrocardiogram, ECG) 신호들을 수집하는 단계; 상기 수집된 심전도 신호들을 심박 변이도(Heart Rate Variability, HRV) 신호들로 변환하는 단계; 상기 변환된 심박 변이도 신호들을 상기 정동 콘텐츠들별로 구분하는 단계; 상기 구분된 심박 변이도 신호들 각각으로부터 복수 개의 특징들에 대응되는 특징값들을 산출하는 단계; 상기 정동 콘텐츠들별로, 상기 산출된 특징값들을 퍼지 신경망에 입력하는 단계; 및 상기 정동 콘텐츠들 중 상기 퍼지 신경망에서 출력된 정동 콘텐츠들, 상기 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 상기 매칭된 특징들에 기반하여 산출된 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계를 포함할 수 있다.

[0008] 상기 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계 이후, 상기 정동 콘텐츠들 중 상기 산출된 우울증 진단 정확도가 기 설정된 정확도 이상인 정동 콘텐츠들을 선택하는 단계; 상기 선택된 정동 콘텐츠들에 매칭된 특징들에 대응되는 특징값들을 상기 퍼지 신경망에 입력하여, 상기 퍼지 신경망을 학습시키는 단계; 및 상기 퍼지 신경망의 학습이 완료된 이후, 상기 학습된 퍼지 신경망에서 출력된 특정 정동 콘텐츠들, 상기 출력된 특정 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특정 특징들 및 상기 매칭된 특정 특징들에 기반하여 산출된 특정 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단

정확도를 출력하는 단계를 포함할 수 있다.

- [0009] 상기 퍼지 신경망은, 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망(Neural Network with a Weighted Fuzzy Membership, NEWFM)을 포함할 수 있다.
- [0010] 상기 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들은, 상기 복수 개의 특징들 중 상기 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에서 제공하는 비중복면적 분산 측정법(Non-overlap Area Distribution Measurement, NADM)에 기반하여 상기 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 일부 특징들이다.
- [0011] 상기 퍼지 신경망을 학습시키는 단계 이후, 기설정된 조건을 만족할 때까지, 상기 퍼지 신경망의 N차 학습 시 출력된 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들에 대응되는 특징값들을 상기 퍼지 신경망에 재입력하여 N+1차 학습을 수행함으로써, 상기 퍼지 신경망을 반복적으로 학습시키는 단계를 포함할 수 있고, 상기 N은 1이상의 정수이다.
- [0012] 상기 기설정된 조건은, 상기 퍼지 신경망의 N차 및 N+1차 학습 시 출력된 정동 콘텐츠들, 상기 출력된 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 상기 출력된 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도가 동일한 경우 또는 기설정된 반복 학습 횟수를 달성한 경우 중 어느 하나를 포함할 수 있다.

발명의 효과

- [0013] 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법에 따르면, 제공되는 정동 콘텐츠들 중 우울증 진단에 가장 최적화된 콘텐츠를 판별할 수 있는 장점이 있다.
- [0014] 또한, 기존의 바에시안 네트워크 및 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용하여 우울증 진단에 가장 최적화된 콘텐츠를 판별하는 방법들(비특허문헌 8 및 9)보다 우울증 진단에 적은 수의 특징들을 이용하면서, 우울증 진단의 정확도를 현저하게 증가시킨 장점이 있다.
- [0015] 또한, 우울증 진단에 필요한 최적의 콘텐츠들을 판별하였기 때문에, 기존의 MAC(Multimodal Affective Contents) 검사 시간을 획기적으로 단축시킬 수 있는 장점이 있다.

도면의 간단한 설명

- [0016] 본 발명에 관한 이해를 돕기 위해 상세한 설명의 일부로 포함되는, 첨부 도면은 본 발명에 대한 실시예를 제공하고, 상세한 설명과 함께 본 발명의 기술적 특징을 설명한다.
- 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법을 간략히 도시한 순서도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법에 있어서, 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 반복 학습시키는 과정을 간략히 도시한 순서도이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법에 따라 최종적으로 선택된 특정 특징들의 가중 퍼지소속함수의 경계합을 도시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0017] 본 명세서에서 제1 및/또는 제2 등의 용어는 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 즉, 구성요소들을 상기 용어들에 의해 한정하고자 함이 아니다.
- [0018] 본 명세서에서 '포함하다' 라는 표현으로 언급되는 구성요소, 특징, 및 단계는 해당 구성요소, 특징 및 단계가 존재함을 의미하며, 하나 이상의 다른 구성요소, 특징, 단계 및 이와 동등한 것을 배제하고자 함이 아니다.
- [0019] 본 명세서에서 단수형으로 특정되어 언급되지 아니하는 한, 복수의 형태를 포함한다. 즉, 본 명세서에서 언급된 구성요소 등은 하나 이상의 다른 구성요소 등의 존재나 추가를 의미할 수 있다.
- [0020] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함하여, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자(통상의 기술자)에 의하여 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미이다.

[0021] 즉, 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미인 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0022] 이하에서는, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법에 대해 상세하게 설명한다.

[0023] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법을 간략히 도시한 순서도이다.

[0024] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법은 피험자들의 심전도 신호들을 수집하는 단계(S101), 심박 변이도(HRV) 신호들로 변환하는 단계(S103), 제공된 정동 콘텐츠들별로 구분하는 단계(S105), 특징값들을 산출하는 단계(S107), 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 입력하는 단계(S109) 및 정동 콘텐츠들, 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계(S111)를 포함할 수 있다.

[0025] 피험자들의 심전도 신호들을 수집하는 단계(S101)는 MAC(Multimodal Affective Contents) 검사를 위해 복수 개의 정동 콘텐츠들(Affective Contents)에 대응되는 자극들을 피험자에게 제공하고, 자극들이 제공되는 동안 피험자들의 심전도(Electrocardiogram, ECG) 신호들을 수집하는 단계이다.

표 1

상태	정동 콘텐츠들	시간(초)
휴식	-	60
행복, 기쁨, 감동	자장가 들으며 향기 맡기	30
	자연의 소리 들으며 명상하기	30
	고개 움직여 스트레칭	30
	웃긴 영상 시청	60
	미남, 미녀 사진 감상	30
	월드컵 영상 시청	30
	마시멜로를 먹고, 달콤한 주스를 마시며, 경쾌한 음악 감상	60
고통, 스트레스, 짜증, 공포	풍선 불기	30
	스트룹 Stroop 테스트	30
	록 음악 듣기	30
	공포 영화 시청	60
	소음 듣기	30
	못생긴 남녀 사진 감상	30
	신 사탕 먹기	60
휴식	자연의 소리 들으며 명상하기	60

[0027] 표 1은 본 발명의 일 실시예에서 피험자들에게 제공되는 정동 콘텐츠들의 일 예시를 표시한 표이다. 다만 표 1에 기재된 정동 콘텐츠들 이외에도 다양한 정동 콘텐츠들에 대응되는 자극들이 피험자에게 제공될 수 있다.

[0028] 피험자들에게 홀터 모니터(Holter-monitor)를 부착한 후, 정동 콘텐츠들에 대한 자극들이 제공되는 동안 피험자들의 심전도 신호들이 수집되며, 처음 휴식을 제외한 정동 콘텐츠들 사이에 10초의 전환시간을 두어 총 800초 동안 피험자들의 심전도 신호들이 수집될 수 있다.

[0029] 심박 변이도(Heart Rate Variability, HRV) 신호들로 변환하는 단계(S103)는 수집된 심전도 신호들을 QRS 탐지 알고리즘을 통해 심박 변이도 신호들로 변환하는 단계이다.

[0030] 심전도(ECG) 신호는 QRS 감지 알고리즘에 의하여 심박 변이도(HRV)로 변환될 수 있는데, 여기서, QRS 파(QRS complex)란, 심실근의 탈분극 과정(depolarization)에 의해 나타나는 파형으로서, 일반적으로 알려진 P, Q, R, S, T 파로 명명된 5개의 굴곡을 가지는 파형을 말한다.

[0031] 제공된 정동 콘텐츠별로 구분하는 단계(S105)는 변환된 심박 변이도(HRV) 신호들을 정동 콘텐츠별로 구분하는 단계로서, 정동 콘텐츠들 각각에 소요되는 시간 단위로 심박 변이도 신호들을 구분함으로써 정동 콘텐츠별로 심

박 변이도 신호들이 구분될 수 있다.

[0032] 예컨대, 표 1을 참조하면, 변환된 심박 변이도 신호들 중 100초 내지 130초 사이에 포함된 신호는 자연의 소리 들으며 명상하기 콘텐츠에 대한 자극에 대응되는 심박 변이도 신호이다.

[0033] 특징값들을 산출하는 단계(S107)는 구분된 심박 변이도 신호들 각각으로부터 복수 개의 특징들에 대응되는 특징 값들을 산출하는 단계이다.

표 2

[0034]

구분	특징
주파수 영역 특징 (Frequency Domain Features, FDFs)	VLF, LF, HF, LF/HF
시간 영역 특징 (Time Domain Features, TDFs)	SDNN, RMSSD, SDDSD, pNN5, pNN10, pNN50, pNN100
웨이블릿 변환 특징 (Wavelet Transformed Features, WTFs)	Mean(abs_a3), Mean(abs_d2), Mean(abs_d3), Power_a3, Power_d2, Power_d3, Std_a3, Std_d2, Std_d3
푸앵카레 변환 특징 (Poincare Transformed Features, PTFs)	SD1, SD2

[0035] 표 2는 심박 변이도 신호들로부터 산출되는 특징들의 일 예시를 표시한 표이다. 다만 심박 변이도 신호들로부터 산출될 수 있는 특징들은 표 2에 기재된 특징들에 국한되는 것이 아니고, 심박 변이도 신호들을 가공함으로써 산출될 수 있는 모든 특징들이 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별에 이용될 수 있다.

[0036] 정동 콘텐츠별로 구분된 심박 변이도 신호들 각각으로부터 표 2에 기재된 특징들을 산출하는 과정은 공지되어 있기 때문에(비특허문헌 9), 표 2에 기재된 특징들을 산출하는 방법에 대해서 자세한 설명은 생략한다.

[0037] 정동 콘텐츠별로 구분된 심박 변이도 신호들 각각에서 표 2에 기재된 22개의 특징들이 산출될 수 있다.

[0038] 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 입력하는 단계(S109)는 정동 콘텐츠별로 산출된 특징값들을 가중 퍼지 소속함수 기반의 퍼지 신경망(Neuro Network with a Weighted Fuzzy Membership, NEWFM)에 입력하는 단계이다.

[0039] 정동 콘텐츠들 각각에서, 구분된 심박 변이도 신호들 각각으로부터 산출된 특징들이 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 입력될 수 있다.

[0040] 예컨대, 표 2에 표시된 22개의 특징들에 대응되는 특징값들이 정동 콘텐츠들별로 구분된 심박 변이도 신호들 각각에서 산출되고, 정동 콘텐츠별로 산출된 특징값들이 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 입력될 수 있다.

[0041] 여기서 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망이란 입력 값들의 가중 퍼지소속함수의 경계합(Bounded Sum of Weighted Fuzzy Memberships, BSWFMs)을 이용하여 클래스를 분류하는 신경망으로, 본 발명의 일 실시예에서는 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용하여 제공된 정동 콘텐츠들 중 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠가 판별될 수 있다.

[0042] 정동 콘텐츠들, 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계(S111)는 특징값들이 입력된 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에서 출력된 정동 콘텐츠들, 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계이다.

[0043] 정동 콘텐츠들별로 심박 변이도 신호들 각각에서 산출된 특징값들이 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 입력되면, 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에서 제공하는 비중복면적 분산 측정법(Non-overlap Area Distribution Measurement, NADM)에 기반하여 정동 콘텐츠들 각각에서 우울증 진단을 위한 최적의 특징들인 특징들이 매칭될 수 있다.

[0044] 또한, 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들에 기반하여, 각 정동 콘텐츠의 우울증 진단 정확도가 산출될 수 있다.

표 3

정동 콘텐츠	매칭된 특징들의 수	우울증 진단 정확도(%)
웃긴 영상 시청	2	100
풍선 불기	6	100
마시멜로를 먹고, 달콤한 주스를 마시며, 경쾌한 음악 감상	13	95.6522
공포 영화 시청	14	95.6522
월드컵 영상 시청	19	95.6522
록 음악 듣기	7	91.3043
자연의 소리 들으며 명상하기	15	91.3043
스트룹 Stroop 테스트	16	91.3043
신 사탕 먹기	18	91.3043
미남, 미녀 사진 감상	14	86.9565
못생긴 남녀 사진 감상	16	86.9565
자장가 들으면 향기 맡기	18	86.9565
고개 움직여 스트레칭	18	86.9565
소음 듣기	17	82.6087

[0046] 표 3은 본 발명의 일 실시예에 따라 특징값들이 입력된 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에서 출력된 정동 콘텐츠들, 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도를 표시한 표이다.

[0047] 예컨대, 표 2 및 표 3을 참조하면, 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 의해 웃긴 영상 시청 콘텐츠에 매칭된 특징들은 22개의 특징들 중 2개이고, 풍선 불기 콘텐츠에 매칭된 특징들은 22개의 특징들 중 6개이다.

[0048] 표 3에 표시된 바와 같이, 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망으로부터 출력된 정동 콘텐츠들 각각에 매칭되는 특징들 및 매칭된 특징들에 기반하여 산출된 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도가 출력될 수 있다.

[0049] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법에 있어서, 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 반복 학습시키는 과정을 간략히 도시한 순서도이다.

[0050] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법은 S111 단계 이후, 기설정된 정확도 이상인 정동 콘텐츠들을 선택하는 단계(S201), 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 학습시키는 단계(S203), 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 반복적으로 학습시키는 단계(S205) 및 특정 정동 콘텐츠들, 특정 정동 콘텐츠들에 매칭된 특정 특징들 및 특정 정동 콘텐츠들의 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계(S207)를 더 포함할 수 있다.

[0051] 기설정된 정확도 이상인 정동 콘텐츠들을 선택하는 단계(S201)는 S111단계 이후, 정동 콘텐츠들 중 산출된 우울증 진단 정확도가 기설정된 정확도 이상인 정동 콘텐츠들을 선택하는 단계이다.

[0052] 예컨대, 기설정된 정확도가 95%인 경우, 표 3에 나타난 정동 콘텐츠들 중 웃긴 영상 시청, 풍선 불기, 마시멜로를 먹고, 달콤한 주스를 마시며, 경쾌한 음악 감상, 공포 영화 시청 및 월드컵 영상 시청 콘텐츠가 선택될 수 있다.

[0053] 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법은 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 학습시킬 때 정동 콘텐츠들 중 기설정된 정확도 이상인 정동 콘텐츠들만을 이용함으로써, 학습 시 소요되는 시간을 단축함으로써 우울증 진단에 최적화된 정동 콘텐츠를 빠르게 판별할 수 있는 장점이 있다.

[0054] 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 학습시키는 단계(S203)는 S201 단계에서 선택된 정동 콘텐츠들에 매칭된 특징들에 대응되는 특징값들을 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 입력하여, 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 학습시키는 단계이다.

[0055] 예컨대, 기설정된 정확도가 95%로 설정된 경우, 선택된 정동 콘텐츠들에 매칭된 특징들(총 54개)에 대응되는 특징값들이 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 입력될 수 있다.

[0056] 즉, 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 학습시키는 단계(S203)에서는 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 입력하는 단계(S109)와 달리, 정동 콘텐츠에 관계없이 선택된 정동 콘텐츠들에 매칭된 특징들에 대응되는 특징값들이 함께 입력되어, 선택된 정동 콘텐츠들 전체에 대해서 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망이 학습될 수 있다. 따라서 학습된 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에서는 비중복면적 분산 측정법(Non-overlap Area Distribution Measurement, NADM)에 기반하여, 입력된 특징값들에 매칭되는 정동 콘텐츠들 중 선택된 일부 정동 콘텐츠들, 선택된 일부 정동 콘텐츠들에 매칭된 특징들 및 선택된 일부 정동 콘텐츠의 우울증 진단 정확도만이 출력될 수 있다.

[0057] 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 반복적으로 학습시키는 단계(S205)는 기설정된 조건을 만족할 때까지, 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망의 N차 학습 시 출력된 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들에 대응되는 특징값들을 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 재입력하여 N+1차 학습을 수행함으로써 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 반복적으로 학습시키는 단계이다.

[0058] 여기서, 기설정된 조건이란 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망의 N차 및 N+1차 학습 시 출력된 정동 콘텐츠들, 출력된 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 출력된 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도가 동일한 경우 또는 기설정된 반복 학습 횟수를 달성한 경우 중 어느 하나를 포함할 수 있다.

[0059] 예컨대, 10차 학습과 11차 학습에서 각각 출력된 정동 콘텐츠들, 10차 학습 시 출력된 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특징들 및 출력된 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도가 동일한 경우, 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망의 학습이 종료될 수 있다.

[0060] 즉, 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법은 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 반복적으로 학습시킴으로써 피험자들에게 제공된 정동 콘텐츠들 중 우울증 진단을 위한 최적의 정동 콘텐츠를 판별할 수 있는 장점이 있다.

[0061] 특정 정동 콘텐츠들, 특정 정동 콘텐츠들에 매칭된 특정 특징들 및 특정 정동 콘텐츠들의 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계(S207)는 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망의 학습이 완료된 이후, 학습된 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에서 출력된 특정 정동 콘텐츠들, 특정 정동 콘텐츠들 각각에 매칭된 특정 특징들 및 매칭된 특정 특징들에 기반하여 산출된 특정 정동 콘텐츠들 각각의 우울증 진단 정확도를 출력하는 단계이다.

표 4

특정 정동 콘텐츠	특정 특징들의 수	특정 특징들	우울증 진단 정확도(%)
웃긴 영상 시청	2	Mean(abs_d3), Std_a3	100
풍선 불기	1	Mean(abs_d3)	100

[0063] 표 4는 본 발명의 일 실시예에서 기설정된 조건을 만족할 때까지 학습된 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에서 출력된 특정 정동 콘텐츠, 특정 정동 콘텐츠에 매칭된 특정 특징들의 수, 특정 특징들 및 특정 정동 콘텐츠의 우울증 진단 정확도를 표시한 표이다.

[0064] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 95% 이상의 우울증 진단 정확도를 갖는 정동 콘텐츠들에 기반하여 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 학습시킨 결과, 웃긴 영상 시청 콘텐츠 및 풍선 불기 콘텐츠가 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠로 판별되었으며, 특징들 중에서는 웃긴 영상 시청 콘텐츠의 Mean(abs_d3)와 Std_a3 및 풍선 불기 콘텐츠의 Mean(abs_d3)가 가장 큰 중요도를 보이는 것으로 나타났다.

표 5

구분	신호 종류	특정 특징들 수	우울증 진단 정확도(%)
베이지안 네트워크 (Bayesian Network)	HRV	16	89.5
NEWFM	HRV	6	95.8
Proposed Algorithm	HRV	3	100

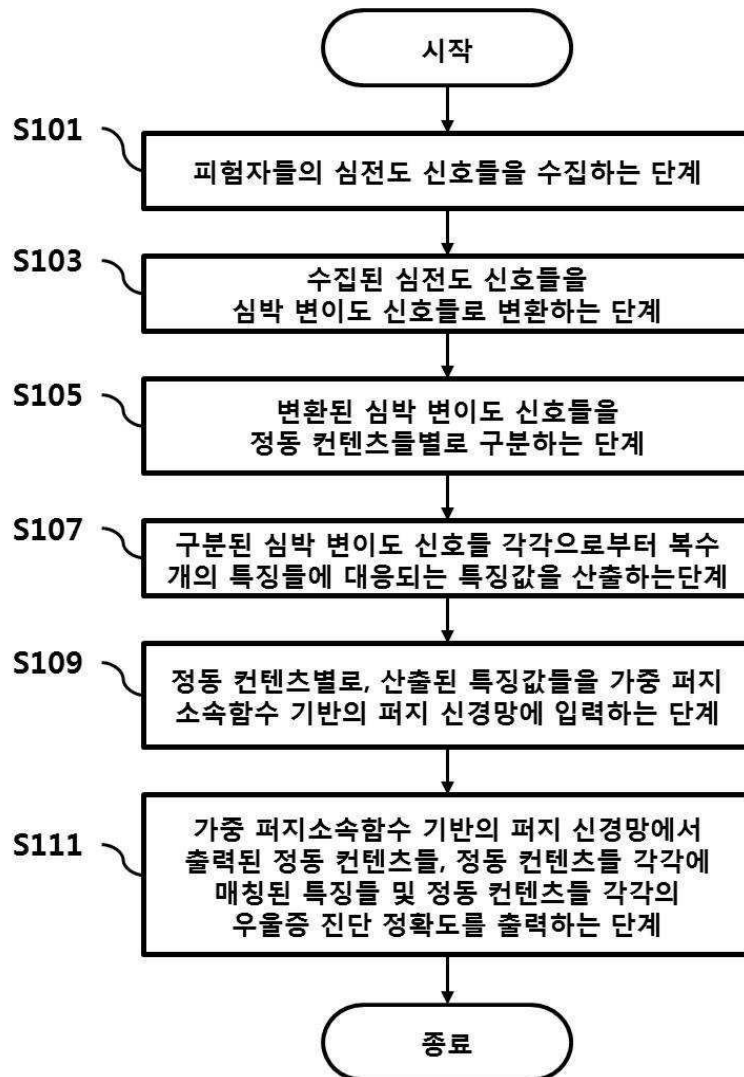
[0066] 표 5는 베이지안 네트워크를 이용하여 우울증을 진단한 실험(비특허문헌 8) 및 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망에 기반하여 우울증을 진단한 실험(비특허문헌9)과 본 발명의 일 실시예에 따라 판별된 우울증 진단을 위

한 최적의 정동 콘텐츠를 이용하여 우울증을 진단한 실험 결과를 비교한 표이다.

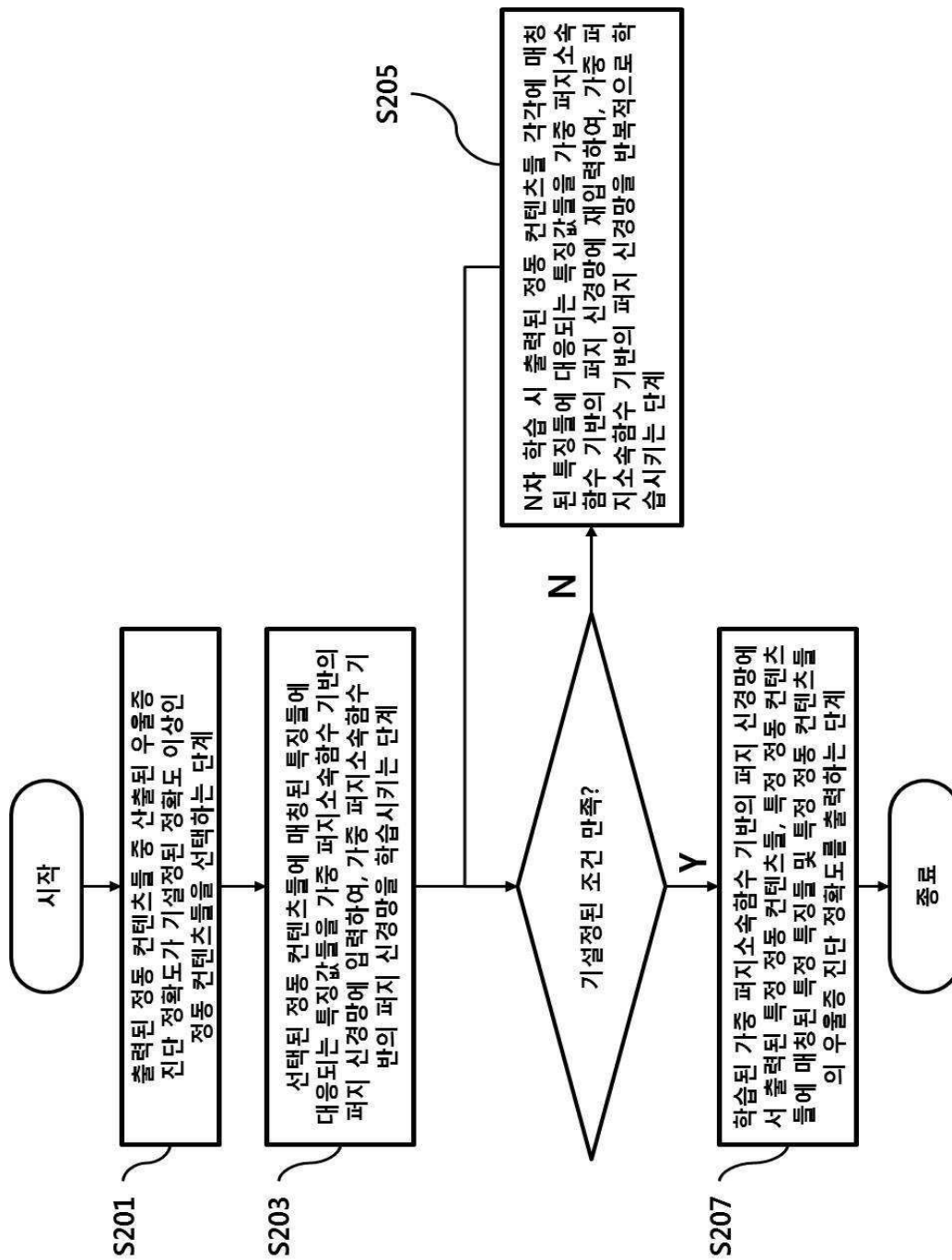
- [0067] 페이지안 네트워크를 이용하여 우울증을 진단한 실험에서는 76명의 여성 피실험자들이 Ewing Test를 실시하였으며, 피실험자들로부터 측정된 HRV 신호들로부터 추출된 16개의 특징들에 기반하여 86.4%의 정확도로 우울증을 진단하였다.
- [0068] 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용하여 우울증을 진단한 실험에서는 피실험자들이 13분간 진행된 MAC 검사를 실시하였으며, 피실험자들의 HRV 신호들로부터 추출된 6개의 특징들에 기반하여 95.8%의 정확도로 우울증을 진단하였다.
- [0069] 본 발명의 일 실시예에서는 13분간 진행된 MAC 검사를 실시하였으며, 피실험자들의 HRV 신호들로부터 추출된 3개의 특징들에 기반하여 100%의 정확도로 우울증을 진단하였다.
- [0070] 즉, 본 발명의 일 실시예에 따르면 MAC 검사에 포함된 정동 콘텐츠들 중 웃긴 영상 시청 및 풍선 불기 콘텐츠가 우울증 진단에 가장 최적화된 정동 콘텐츠이므로, 약 13분 동안 진행되는 MAC 검사에 포함된 모든 정동 콘텐츠를 수행할 필요없이 웃긴 영상 시청 및 풍선 불기 콘텐츠만 수행함으로써 기존의 우울증 진단 검사에 소요되는 시간을 획기적으로 줄이면서, 높은 정확도로 우울증을 진단할 수 있는 장점이 있다.
- [0071] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망을 이용한 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠 판별 방법에 따라 최종적으로 선택된 특정 특징들의 가중 퍼지소속함수의 경계합을 도시한 도면이다.
- [0072] 도 3a는 본 발명의 일 실시예에 따라 출력된 웃긴 영상 시청 콘텐츠의 Mean(abs_d3)의 가중 퍼지소속함수의 경계합을 도시한 도면이고, 도 3b는 본 발명의 일 실시예에 따라 출력된 웃긴 영상 시청 콘텐츠의 Std_a3의 가중 퍼지소속함수의 경계합을 도시한 도면이고, 도 3c는 본 발명의 일 실시예에 따라 출력된 풍선 불기 콘텐츠의 Mean(abs_d3)의 가중 퍼지소속함수의 경계합을 도시한 도면이다. (X축은 Normalized Unit을 나타내고, Y축은 Fuzzy value를 나타낸다.)
- [0073] 도 3을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에서 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠로 판별된 특정 정동 콘텐츠들 및 특정 정동 콘텐츠들에 매칭된 특정 특징들에 기반한 가중 퍼지소속함수의 경계합(Bounded Sum of Weighted Fuzzy memberships, BSWFMs)을 이용하여 우울증 환자인지 또는 정상인인지를 진단할 수 있다.
- [0074] 본 발명의 일 실시예에 따라 판별된 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠에 따라 우울증을 진단하는 방법의 예를 설명하면 다음과 같다. 예컨대, 피험자 A에게 웃긴 영상 시청 및 풍선 불기 콘텐츠에 대응되는 자극을 제공하는 동안 A의 심박수(ECG)를 수집하고, 수집된 A의 심박수를 심박 변이도(HRV)로 변환한다. 변환된 A의 심박 변이도(HRV)에 기반하여 웃긴 영상 시청 콘텐츠의 Mean(abs_d3) 및 Std_a3 특징 및 풍선 불기 콘텐츠의 Mean(abs_d3) 특징에 대응되는 특징값들을 산출한 후 학습된 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망(NEWFM)에 입력한다. 그 후, 학습된 가중 퍼지소속함수 기반의 퍼지 신경망(NEWFM)에서 출력된 가중 퍼지소속함수의 경계값(BSWFM)과 도 3에 도시된 웃긴 영상 시청 콘텐츠의 Mean(abs_d3), Std_a3 특징 및 풍선 불기 콘텐츠의 Mean(abs_d3) 특징에 대한 가중 퍼지소속함수의 경계합들을 비교하여 A가 우울증을 앓고 있는지 여부가 진단될 수 있다.
- [0075] 만일 A의 가중 퍼지소속함수의 경계값(BSWFM)이 도 3에 도시된 가중 퍼지소속함수의 경계값들 중 정상인 분포보다 우울증 환자 분포와 더 많이 일치하는 경우, A는 우울증을 앓고 있는 상태라고 진단될 수 있다.
- [0076] 앞서 살펴본 바와 같이 본 발명의 일 실시예에 따라 판별된 우울증 진단을 위한 최적의 콘텐츠를 이용하여 우울증을 진단할 경우, 기존의 MAC 검사에서 소요되는 시간을 획기적으로 줄임과 동시에 높은 정확도로 우울증을 진단할 수 있기 때문에, 환자들의 편의를 도모하며 간편하게 우울증 진단을 할 수 있는 장점이 있다.
- [0077] 비록 본 명세서에서의 설명은 예시적인 몇 가지 양상으로 나타났지만, 다양한 수정이나 변경이 후술되는 특허청구범위에 의해 정의되는 범주로부터 이루어질 수 있으며, 본 발명의 기술적인 보호범위는 다음의 특허청구범위에 의하여 정해져야 할 것이다.

도면

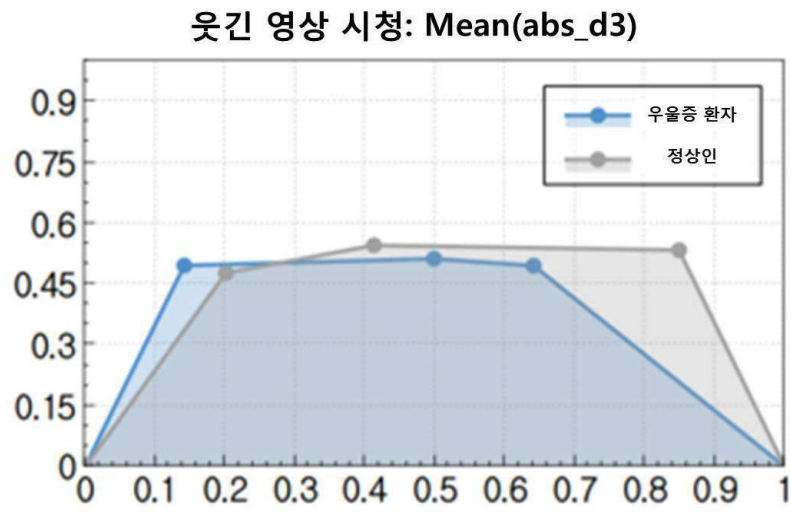
도면1



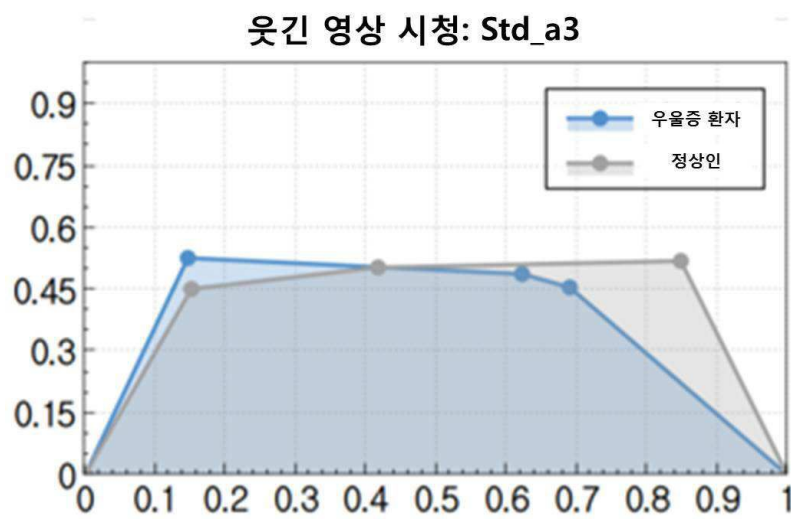
도면2



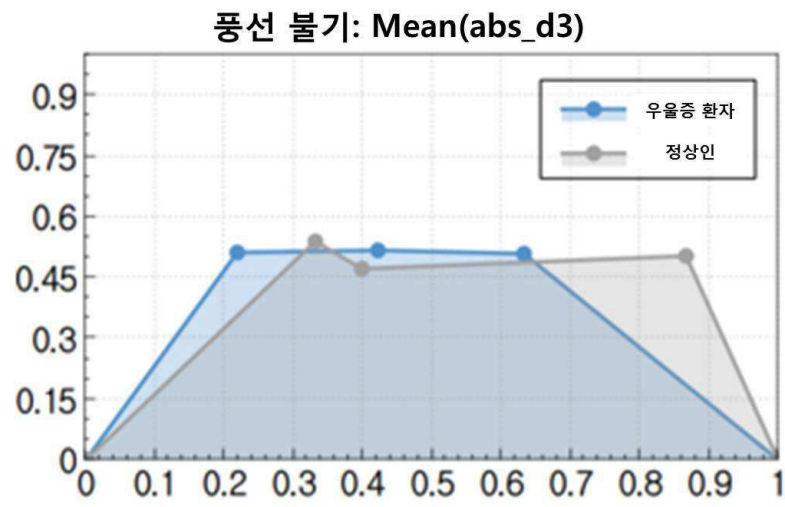
도면3a



도면3b



도면3c



专利名称(译)	加权模糊隶属函数的神经网络判别抑郁症最佳内容的方法		
公开(公告)号	KR1020190136825A	公开(公告)日	2019-12-10
申请号	KR1020180063003	申请日	2018-05-31
申请(专利权)人(译)	募集天花板大学学术合作		
[标]发明人	임준식 김민우		
发明人	임준식 김민우		
IPC分类号	A61B5/16 A61B5/00 A61B5/024 A61B5/0402		
CPC分类号	A61B5/165 A61B5/02405 A61B5/0402 A61B5/7264 A61B5/7275		
外部链接	Espacenet		

摘要(译)

根据本发明的一个实施例，一种通过使用基于加权模糊隶属函数的模糊神经网络来区分抑郁症诊断的最佳内容的方法包括以下步骤：向受试者提供与多条情感内容相对应的刺激以进行收集 提供刺激时受试者的心电图（ECG）信号；将收集到的ECG信号转换为心率变异性（HRV）信号；将转换的HRV信号除以情感内容；从每个分离的HRV信号中计算与多个特征相对应的特征值；通过情感内容将计算出的特征值输入模糊神经网络；根据模糊神经网络输出的一些情感内容，与每个情感内容匹配的特征以及匹配的特征，计算出每个情感内容的抑郁症诊断的准确性。

