



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0085750
(43) 공개일자 2021년07월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/16 (2006.01) A61B 5/00 (2021.01)
A61B 5/0205 (2006.01) A61B 5/021 (2006.01)
A61B 5/024 (2006.01) A61B 5/053 (2021.01)
G16H 50/20 (2018.01) G16H 50/70 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/164 (2013.01)
A61B 5/0205 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2019-0179153

(22) 출원일자 2019년12월31일

심사청구일자 2019년12월31일

(71) 출원인

연세대학교 원주산학협력단

강원도 원주시 흥업면 연세대길 1

(72) 발명자

신태민

강원도 원주시 흥업면 매지회촌길 95-34

김도형

경기도 고양시 일산서구 일현로 97-11, 103동
5403호(탄현동, 일산 위브더제니스)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

유민규

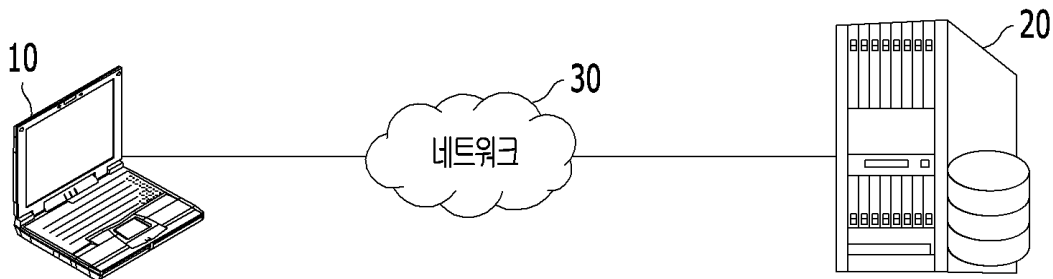
전체 청구항 수 : 총 11 항

(54) 발명의 명칭 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템 및 방법

(57) 요약

딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템에 관한 것이며, 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템은, 사용자의 생체 신호 데이터를 측정하는 거짓말탐지기 및 상기 생체 신호 데이터를 딥러닝 기반의 학습 모델에 적용하여 거짓말을 판별하는 심리생리검사 서버를 포함하되, 상기 심리생리검사 서버는, 상기 거짓말탐지기에서 측정된 상기 생체 신호 데이터를 수집하는 데이터 수집부, 수집된 상기 생체 신호 데이터를 전처리하는 데이터 전처리부, 상기 데이터 전처리부에서 전처리된 상기 생체 신호 데이터를 기반으로 전산채점 학습 모델을 구축하는 딥러닝 모델 학습부 및 상기 전산채점 학습 모델을 이용하여 신규 생체 신호 데이터의 거짓말을 판별하는 판별부를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/021 (2013.01)
A61B 5/02416 (2013.01)
A61B 5/0533 (2021.01)
A61B 5/7264 (2013.01)
A61B 5/7278 (2021.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G16H 50/70 (2018.01)

(72) 발명자

신승환

강원도 원주시 흥업면 세동길 51, 103동 917호(원주매지청솔아파트)

최여은

경기도 고양시 일산서구 일현로 97-11, 107동 4102호(탄현동, 일산 위브더제니스)

유지희

울산 남구 야음로 26번길34 대현더샵 201동 802호

남윤찬

대전광역시 서구 청사서로 70, 201동 703호(월평동, 무궁화아파트)

이보경

서울특별시 구로구 새말로 93, 102동 404호(구로동, 신도림태영타운)

남상훈

경상북도 안동시 서후면 봉림사지길 41

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2019-51-0208
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	재단법인 한국연구재단
연구사업명	정부-교육부-한국연구재단-사회맞춤형 산학협력 선도대학(LINC+)육성사업-사회맞춤형 산학협력 선도대학(LINC+)육성사업
연구과제명	한국형 심리생리검사장비 개선 및 딥러닝 기반의 전산채점알고리즘 적용
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교 원주산학협력단
연구기간	2019.06.01 ~ 2019.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템에 있어서,
 사용자의 생체 신호 데이터를 측정하는 거짓말탐지기; 및
 상기 생체 신호 데이터를 딥러닝 기반의 학습 모델에 적용하여 거짓말을 판별하는 심리생리검사 서버
 를 포함하되,
 상기 심리생리검사 서버는,
 상기 거짓말탐지기에서 측정된 상기 생체 신호 데이터를 수집하는 데이터 수집부;
 수집된 상기 생체 신호 데이터를 전처리하는 데이터 전처리부;
 상기 데이터 전처리부에서 전처리된 상기 생체 신호 데이터를 기반으로 전산채점 학습 모델을 구축하는 딥러닝
 모델 학습부; 및
 상기 전산채점 학습 모델을 이용하여 신규 생체 신호 데이터의 거짓말을 판별하는 판별부
 를 포함하는 심리생리검사 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,
 상기 데이터 전처리부는,
 수집된 상기 생체 신호 데이터에서 불연속 특성을 제거하는 전처리를 수행하는 것인, 심리생리검사 시스템.

청구항 3

제2항에 있어서,
 상기 딥러닝 모델 학습부는,
 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks) 및 반복 신경망(Recurrent Neural Network)을 적용하여 상기 전
 산채점 학습 모델을 구축하는 것인, 심리생리검사 시스템.

청구항 4

제3항에 있어서,
 상기 딥러닝 모델 학습부는,
 전처리된 상기 생체 신호 데이터를 입력으로 하고 거짓말 탐지 결과에 관한 항목을 출력으로 하는 학습을 통한
 전산채점 학습 모델을 구축하는 것인, 심리생리검사 시스템.

청구항 5

제4항에 있어서,
 상기 생체 신호 데이터는,
 피부전도도(GSR), 호흡신호, 혈압, 광용적 맥파(PPG)를 포함하는 것인, 심리생리검사 시스템.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 거짓말탐지기 및 상기 심리생리검사 서버는 네트워크를 통해 연동되는 것인, 심리생리검사 시스템.

청구항 7

딥러닝 기반의 심리생리검사 방법에 있어서,
 사용자의 생체 신호 데이터를 측정하는 거짓말탐지기로부터 상기 생체 신호 데이터를 수집하는 단계;
 수집된 상기 생체 신호 데이터를 전처리하는 단계;
 전처리된 상기 생체 신호 데이터를 기반으로 전산채점 학습 모델을 구축하는 단계; 및
 상기 전산채점 학습 모델을 이용하여 신규 생체 신호 데이터의 거짓말을 판별하는 단계
 를 포함하는 심리생리검사 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,
 상기 전처리하는 단계는,
 수집된 상기 생체 신호 데이터에서 불연속 특성을 제거하는 전처리를 수행하는 것인, 심리생리검사 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,
 상기 전산채점 학습 모델을 구축하는 단계는,
 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks) 및 반복 신경망(Recurrent Neural Network)을 적용하여 상기 전산채점 학습 모델을 구축하는 것인, 심리생리검사 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,
 상기 전산채점 학습 모델을 구축하는 단계는,
 전처리된 상기 생체 신호 데이터를 입력으로 하고 거짓말 탐지 결과에 관한 항목을 출력으로 하는 학습을 통한 전산채점 학습 모델을 구축하는 것인, 심리생리검사 방법.

청구항 11

제7항 내지 제10항 중 어느 한 항의 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본원은 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 현재 뇌파, 근전도, 혈류곡선, 심장박동, 호흡 등 여러 가지 생리적 현상을 동시에 기록하는 장치인 심리생리검사 장비를 이용하여 거짓말 탐지를 실시하고 있다. 2014년부터 경찰청, 국립과학수사연구원 등의 수사기관 심리생리검사 장비의 활용건수는 매년 증가하고 있으나, 국내에서는 아직 심리생리검사 장비를 개발하는 업체가 전무하다.

[0003] 폴리그래프 검사관은 폴리그래프 검사에서 기록된 차트의 생리적 측정치를 분석하고 진술의 진위여부를 판단한다. 그러나 검사관의 정치적, 지역적, 종교적인 편향성은 판단 오류를 초래할 수 있으며, 피로 등의 검사관의

개인적인 요인 또한 검사 결과에 영향을 미칠 수 있다.

- [0004] 이러한 주관적인 평가 결과를 보완하기 위해 컴퓨터 프로그램이 자동으로 차트를 평가하는 전산 채점 알고리즘이 다양하게 개발되었으나, 기존의 CSS는 변수 간의 선형성이 요구되는 선형 분류기를 사용하기 때문에 비선형적인 특징을 가지는 생체신호에는 적합하지 않아 정확도가 높지 않은 실정이다. 생체신호를 이용한 전산 채점 알고리즘의 성능 향상을 위해서는 생체신호의 비선형성을 고려한 심층 신경망과 같은 구조가 적용되어야 한다.
- [0005] 본원의 배경이 되는 기술은 한국공개특허공보 제10-2019-0133581호에 개시되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0006] 본원은 전술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위한 것으로서, 폴리그래프 검사에서 기록된 차트의 생리적 측정치를 분석하고 진술의 진위여부를 판단하는 폴리그래프 검사관의 주관적인 판단 요인으로 인한 검사 결과의 오류를 보완할 수 있는 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템 및 방법을 제공하려는 것을 목적으로 한다.
- [0007] 본원은 전술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위한 것으로서, 생체 신호의 비선형성을 고려하여 높은 정확도를 얻기 위해 심층 신경망 기반의 알고리즘을 적용하여 진술의 진위여부를 판단할 수 있는 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템 및 방법을 제공하려는 것을 목적으로 한다.
- [0008] 다만, 본원의 실시예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제들로 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

- [0009] 상기한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본원의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템은, 사용자의 생체 신호 데이터를 측정하는 거짓말탐지기 및 상기 생체 신호 데이터를 딥러닝 기반의 학습 모델에 적용하여 거짓말을 판별하는 심리생리검사 서버를 포함하되, 상기 심리생리검사 서버는, 상기 거짓말탐지기에서 측정된 상기 생체 신호 데이터를 수집하는 데이터 수집부, 수집된 상기 생체 신호 데이터를 전처리하는 데이터 전처리부, 상기 데이터 전처리부에서 전처리된 상기 생체 신호 데이터를 기반으로 전산채점 학습 모델을 구축하는 딥러닝 모델 학습부 및 상기 전산채점 학습 모델을 이용하여 신규 생체 신호 데이터의 거짓말을 판별하는 판별부를 포함할 수 있다.
- [0010] 또한, 상기 데이터 전처리부는, 수집된 상기 생체 신호 데이터에서 불연속 특성을 제거하는 전처리를 수행할 수 있다.
- [0011] 또한, 상기 딥러닝 모델 학습부는, 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks) 및 반복 신경망(Recurrent Neural Network)을 적용하여 상기 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다.
- [0012] 또한, 상기 딥러닝 모델 학습부는, 전처리된 상기 생체 신호 데이터를 입력으로 하고 거짓말 탐지 결과에 관한 항목을 출력으로 하는 학습을 통한 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다.
- [0013] 또한, 상기 생체 신호 데이터는, 피부전도도(GSR), 호흡신호, 혈압, 광용적 맥파(PPG)를 포함할 수 있다.
- [0014] 또한, 상기 거짓말탐지기 및 상기 심리생리검사 서버는 네트워크를 통해 연동되는 것일 수 있다.
- [0015] 본원의 일 실시예에 따르면, 딥러닝 기반의 심리생리검사 방법은, 사용자의 생체 신호 데이터를 측정하는 거짓말탐지기로부터 상기 생체 신호 데이터를 수집하는 단계, 수집된 상기 생체 신호 데이터를 전처리하는 단계, 전처리된 상기 생체 신호 데이터를 기반으로 전산채점 학습 모델을 구축하는 단계 및 상기 전산채점 학습 모델을 이용하여 신규 생체 신호 데이터의 거짓말을 판별하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0016] 또한, 상기 전처리하는 단계는, 수집된 상기 생체 신호 데이터에서 불연속 특성을 제거하는 전처리를 수행할 수 있다.
- [0017] 또한, 상기 전산채점 학습 모델을 구축하는 단계는, 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks) 및 반복 신경망(Recurrent Neural Network)을 적용하여 상기 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다.
- [0018] 또한, 상기 전산채점 학습 모델을 구축하는 단계는, 전처리된 상기 생체 신호 데이터를 입력으로 하고 거짓말 탐지 결과에 관한 항목을 출력으로 하는 학습을 통한 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다.

[0019] 상술한 과제 해결 수단은 단지 예시적인 것으로서, 본원을 제한하려는 의도로 해석되지 않아야 한다. 상술한 예시적인 실시예 외에도, 도면 및 발명의 상세한 설명에 추가적인 실시예가 존재할 수 있다.

발명의 효과

[0020] 진술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 딥러닝 기반의 알고리즘을 적용한 심리생리검사 시스템을 적용함으로써, 검사관의 주관적인 판단 요인으로 인한 검사 결과의 오류를 보완할 수 있다.

[0021] 진술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 생체 신호의 비선형성을 고려하여 높은 정확도를 얻기 위해 심층 신경망 기반의 알고리즘을 적용하여 진술의 진위여부를 판단할 수 있다.

[0022] 다만, 본원에서 얻을 수 있는 효과는 상기된 바와 같은 효과들로 한정되지 않으며, 또 다른 효과들이 존재할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0023] 도 1은 본원의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템의 개략적인 구성도이다.

도 2는 본원의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템에 대한 심리생리검사 서버의 개략적인 블록도이다.

도 3은 본원의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 심리생리검사 방법에 대한 동작 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0024] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본원이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본원의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본원은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본원을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0025] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐만 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결" 또는 "간접적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다.

[0026] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부재가 다른 부재 "상에", "상부에", "상단에", "하에", "하부에", "하단에" 위치하고 있다고 할 때, 이는 어떤 부재가 다른 부재에 접해 있는 경우뿐만 아니라 두 부재 사이에 또 다른 부재가 존재하는 경우도 포함한다.

[0027] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성 요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성 요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성 요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0028] 폴리그래프 검사관은 폴리그래프 검사에서 기록된 차트의 생리적 측정치를 분석하고 진술의 진위여부를 판단한다. 그러나 검사관의 정치적, 지역적, 종교적인 편향성은 판단 오류를 초래할 수 있으며, 피로 등의 검사관의 개인적인 요인 또한 검사 결과에 영향을 미칠 수 있다. 이러한 주관적인 평가 결과를 보완하기 위해 컴퓨터 프로그램이 자동으로 차트를 평가하는 전산 채점 알고리즘이 다양하게 개발되었으나, 기존의 CSS는 변수 간의 선형성이 요구되는 선형 분류기를 사용하기 때문에 비선형적인 특징을 가지는 생체신호에는 적합하지 않아 정확도가 높지 않은 실정이다. 생체신호를 이용한 전산 채점 알고리즘의 성능 향상을 위해서는 생체신호의 비선형성을 고려한 심층 신경망과 같은 구조가 적용되어야 한다.

[0029] 따라서, 효과적인 범죄수사 및 법적 증거 자료로 활용하기 위한 다채널 신호 기반의 한국형 폴리그래프를 제공하고자 한다. 또한, 폴리그래프 검사에서 기록된 차트의 생리적 측정치를 분석하고 진술의 진위여부를 판단하는 폴리그래프 검사관의 주관적인 판단 요인으로 인한 검사 결과의 오류를 보완하고, 생체 신호의 비선형성을 고려하여 높은 정확도를 얻기 위해 심층 신경망 기반의 한국형 전산 채점 알고리즘을 적용하여 진술의 진위여부를 판단하고자 한다.

[0030] 도 1은 본원의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템의 개략적인 구성도이다.

[0031] 도 1을 참조하면, 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템(1)은 거짓말탐지기(10) 및 심리생리검사 서버(20)를 포함할 수 있다. 거짓말탐지기(10) 및 심리생리검사 서버(20)는 네트워크를 통해 연동될 수 있다. 이때, 거짓말탐지

기(10) 및 심리생리 검사 서버(20)의 네트워크(30)는 TCP/IP 네트워크 일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

- [0032] 본원의 일 실시예에 따르면, 거짓말탐지기(10)는 거짓말 탐지기(lie detector) 또는 폴리그래프(polygraph)라고 하며, 사람이 진실을 말하는지 거짓말을 하는지를 알아내는 기계이다. 검사를 받는 사람의 맥박, 혈압, 호흡, 땀 같은 신체 기능의 변화를 측정하여 그래프로 출력할 수 있다. 또한, 거짓말탐지기(10)를 통해서 측정되는 생체 신호 데이터는, 피부전도도(GSR), 호흡신호, 혈압, 광용적 맥파(PPG) 등을 포함할 수 있다.
- [0033] 거짓말의 노출로 인한 각성 상태는 대상의 교감 신경을 자극한다. 계류중인 사건과 가장 관련이 있는 질문을 제시하는 거짓말 탐지기 검사관은 대상의 교감 신경의 무의식적 반응을 유발한다. 이 반응은 심혈관, 호흡 및 전극 활동의 생리학적 변화를 유발하며 일반적으로 혈압, 흉부 호흡, 복부 호흡 및 피부 전도도를 측정하여 모니터링 한다. 혈압 신호는 팔에 착용 한 커프 형 혈압계를 사용하여 측정하고 호흡 신호는 기계식 공압 벨로우즈이며 손가락에 부착 된 두 개의 전극을 사용하여 피부 전도도를 측정할 수 있다. 측정된 신호는 차트에 동시에 기록되며, 측정된 생체 신호 데이터는 네트워크를 통해 심리생리검사 서버(20)로 전송될 수 있다.
- [0034] 거짓말탐지기(10)는 심리생리검사 서버(20)와 데이터, 콘텐츠, 각종 통신 신호를 네트워크(30)를 통해 송수신하고, 데이터 저장 및 처리의 기능을 가지는 모든 종류의 서버, 단말, 또는 디바이스를 포함할 수 있다.
- [0035] 본원의 일 실시예에 따르면, 심리생리검사 서버(20)는 복수의 거짓말탐지기(10)로부터 원시데이터를 수집할 수 있다. 이때, 거짓말탐지기(10)는 TCP/IP 네트워크를 통해서 원시데이터를 심리생리검사 서버(20)로 전송할 수 있다. 원시데이터는, 거짓말탐지기(10)로부터 수집되는 생체 신호 데이터일 수 있다. 심리생리 검사 서버(20)는 거짓말탐지기(10)로부터 전송받은 생체 신호 데이터(원시데이터)를 딥러닝 기반의 전산채점 알고리즘에 적용하여 거짓말을 판별할 수 있다. 심리생리 검사 서버(20)는 거짓말이 판별된 데이터를 딥러닝 기반의 전산채점 알고리즘에 적용하여 전산채점 알고리즘을 학습할 수 있다. 심리생리 검사 서버(20)는 판별된 데이터를 거짓말탐지기(10)로 제공할 수 있다.
- [0036] 또한, 심리생리검사 서버(20)는 거짓말탐지기(10)로부터 측정된 생체 신호 데이터를 딥러닝 기반의 학습 모델에 적용하여 거짓말을 판별할 수 있다. 심리생리 검사 서버(20)는 판별된 결과를 딥러닝 기반의 학습 모델에 적용하여 학습 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0037] 또한, 거짓말탐지기(10)는 2개의 아날로그-디지털 변환기가 구비되어 있으며, 200Hz마다 생체 신호 변화를 완료하면 SPI 통신을 통해 변환된 신호를 심리생리 검사 서버(20)로 전송할 수 있다.
- [0038] 도 2는 본원의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 심리생리검사 시스템에 대한 심리생리검사 서버의 개략적인 블록도이다.
- [0039] 도2를 참조하면, 심리생리검사 서버(20)는 데이터 수집부(21), 데이터 전처리부(22), 딥러닝 모델 학습부(23) 및 판별부(24)를 포함할 수 있다. 다만, 심리생리검사 서버(20)의 구성이 이에 한정되는 것은 아니다. 예를 들어, 심리생리 검사 서버(20)는 데이터 수집부(21)에서 수집된 데이터를 저장하기 위한 데이터베이스를 포함할 수 있다.
- [0040] 본원의 일 실시예에 따르면, 데이터 수집부(21)는 거짓말탐지기(10)에서 측정된 생체 신호 데이터를 수집할 수 있다. 데이터 수집부(21)는 거짓말탐지기(10)에서 획득되는 신호를 TCP/IP 네트워크를 통해 수집할 수 있다. 일 예로, 거짓말탐지기(10)에서 측정된 생체 신호 데이터는, 피부전도도(GSR), 호흡신호, 혈압, 광용적 맥파(PPG)를 포함할 수 있다. 일 예로, 피부전도도(GSR)는 피부의 습기에 의해 전류 변화를 감지하는 센서로부터 획득되는 정보일 수 있다. 또한, 호흡신호는, 대상자의 호흡에 의해 복부의 팽창 정도를 수집한 신호일 수 있다. 광용적 맥파(PPG)는 생체조직의 광학적 특성을 이용하여 혈관에 흐르는 혈류량을 측정함으로써 심박활동 상태를 추정하는 맥파 측정방법이다. 맥파는 혈액이 심장에서 배출되면서 나타나는 맥동성 파형으로, 심장의 이완과 수축 작용에 의한 혈류량의 변화 및 그에 따른 혈관의 용적 변화를 통하여 측정이 가능하다. 광용적맥파는 광을 이용하여 혈관의 용적 변화 시 나타나는 생체조직의 광에 대한 반사율, 흡수율, 투과율 등의 특성을 관찰하며, 이 변화를 통해 맥박을 측정한다.
- [0041] 또한, 데이터 수집부(21)는 외부 서버로부터, 대상자의 의료 기록 정보를 획득할 수 있다. 일 예로, 외부 서버는, 병원 서버, 공공기관 서버, 약국 서버 등을 포함할 수 있다. 의료 기록 정보는, 대상자의 정신과 진료 정보, 질병 정보, 복용약 정보, 유전자 정보, 유전적 질병 정보, 환자 정보 등을 포함할 수 있다. 또한, 환자 정보는 임상 정보를 포함할 수 있다. 임상정보란 병원에서 진단을 내리는 의사가 특정 진단에 활용하는 모든 데이터를 의미할 수 있다. 특히, 진료과정에서 생성되는 성별, 나이를 포함하는 자료, 특정 치료 여부 자료, 급여

청구 및 처방 자료 등을 포함하는 전자 의무 기록 자료일 수 있다. 또한, 임상정보는 유전자 정보와 같은 생물학적 데이터 자료를 포함할 수 있다. 생물학적 데이터 자료는 심박수, 심전도, 운동량, 산소포화도, 혈압, 체중, 당료와 같은 수치적 데이터를 갖는 개인 건강 정보를 포함할 수 있다. 또한, 데이터 수집부(21)는 외부 장치로부터 획득되는 대상자의 생물학적 신호를 획득할 수 있다. 일례로, 생물학적 신호는, 체온, 동공반응, 목소리 등을 포함할 수 있다.

[0042] 다만, 데이터 수집부(21)에서 수집된 정보는 이에 한정되는 것이 아니며, 데이터 수집부(21)는 거짓말탐지기(10)로 획득되는 정보를 네트워크를 통해 수집할 수 있다.

[0043] 본원의 일 실시예에 따르면, 데이터 전처리부(22)는 수집된 생체 신호 데이터를 전처리할 수 있다. 이때, 데이터 전처리부(22)는 수집된 생체 신호 데이터에서 불연속 특성을 제거하는 전처리를 수행할 수 있다. 데이터 전처리부(22)는 수집된 생체 신호 데이터를 딥러닝 기반의 전산채점 학습 모델에 적용하기 위해 전처리를 수행할 수 있다. 예시적으로, 데이터 전처리부(22)는 생체 신호 데이터의 결측치 처리, 필터링, 데이터 변화, 데이터 셋 조인 중 적어도 어느 하나로 수집된 생체 신호 데이터를 전처리할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 또한, 데이터 전처리부(22)는 비교 질문(comparison question) 및 관련 질문(relevant question)의 응답인 두 생체 신호 세트의 경계에서 불연속을 제거하는 전처리를 수행할 수 있다.

[0044] 데이터 전처리부(22)는 딥러닝 알고리즘에 적용 가능하도록 생체 신호 데이터를 전처리할 수 있다. 데이터 전처리부(22)는 딥러닝 알고리즘에서 인식 성능을 높이고 환자 간 생체 신호데이터와의 유사성을 최소화하기 위해 데이터 세트를 전처리할 수 있다. 딥러닝 알고리즘은 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks) 구조와 반복 신경망(Recurrent Neural Network)구조 두 부분으로 이루어질 수 있다.

[0045] 본원의 일 실시예에 따르면, 딥러닝 모델 학습부(23)는 데이터 전처리부(22)에서 전처리된 생체 신호 데이터를 기반으로 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다. 달리 말해, 딥러닝 모델 학습부(23)는 전처리된 생체 신호 데이터를 입력으로 하고, 거짓말 탐지 결과에 관한 항목을 출력으로 하는 학습을 통한 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다. 거짓말 탐지 결과에 관한 항목은 진실 또는 거짓으로 구분될 수 있다. 전산채점 학습 모델은 딥러닝 기반 인공신경망으로 구축된 학습 모델일 수 있다. 딥러닝 모델 학습부(23)는 전처리된 생체 신호 데이터를 전산채점 학습 모델에 적용하여 신호 압축, 특징 추출 및 분류를 수행할 수 있다.

[0046] 본원의 일 실시예에 따르면, 딥러닝 모델 학습부(23)는 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks) 및 반복 신경망(Recurrent Neural Network)을 적용하여 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다. 일례로, 딥러닝 모델 학습부(23)는 전처리된 생체 신호 데이터를 합성곱신경망에 적용하여, 신호 압축을 수행할 수 있다. 딥러닝 모델 학습부(23)에서 사용하는 합성곱신경망은 4개의 컨벌루션(convolution) 레이어로 구성될 수 있다. 컨벌루션 레이어의 가중치 필터는 랜덤 노이즈 매트릭스 일 수 있다. 딥러닝 모델 학습부(23)에서 적용된 합성곱신경망의 첫 번째 레이어의 필터 수는 70이고, 두 번째 레이어의 필터 수는 50이고, 세 번째 레이어의 필터 수는 30이며, 네 번째 레이어의 필터 수는 10일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0047] 또한, 딥러닝 모델 학습부(23)는 전처리된 생체 신호 데이터를 합성곱신경망 구조에 의해 신호 압축을 수행하고, 압축된 시계열 데이터를 반복 신경망(Recurrent Neural Network)을 이용하여 특징을 추출할 수 있다. CNN 구조로 압축된 각 생체 신호는 하나의 출력으로 RNN 구조가 수신될 때 병합 계층에 의해 병합될 수 있다. RNN 구조는 단일 LSTM 계층으로 구성될 수 있다. LSTM 계층은 각 입력에 대한 모든 요소를 출력하도록 설정되며, 쌍곡선 접선이 활성화 기능에 사용될 수 있다. 89x50의 행렬인 LSTM 출력은 4450 크기의 1-D 행렬로 평탄화 된 층으로 구성되어 완전히 연결된 층으로 입력될 수 있다.

[0048] 또한, 딥러닝 모델 학습부(23)는 반복 신경망(Recurrent Neural Network)에 의해 처리된 생체 신호 데이터를 완전연결 레이어(Fully-connected Layer)에 적용하여 참 또는 거짓으로 분류할 수 있다.

[0049] 일례로, 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks)은 음성 인식이나 이미지 인식에서 주로 사용되는 신경망의 한 종류이다. 다차원 배열 데이터를 처리하도록 구성되어 있어, 컬러 이미지와 같은 다차원 배열 처리에 특화되어 있다. 합성곱신경망은, 심층 신경망(DNN: Deep Neural Network)의 한 종류로, 하나 또는 여러 개의 컨벌루션 계층(convolutional layer)과 통합 계층(pooling layer), 완전하게 연결된 계층(fully connected layer)들로 구성된 신경망이다. CNN은 2차원 데이터의 학습에 적합한 구조를 가지고 있으며, 역전달(Backpropagation algorithm)을 통해 훈련될 수 있다. 영상 내 객체 분류, 객체 탐지 등 다양한 응용 분야에 폭넓게 활용되는 DNN의 대표적 모델 중 하나이다.

[0050] 합성곱신경망은 복수의 층 구조로 이루어질 수 있다. 각각의 층을 구성하는 요소는 합성곱 층, 활성화 함수,

max pooling 층, 활성화 함수, dropout 층으로 구성될 수 있다. 합성곱 층은 kernel이라 불리는 필터 역할을 하여 전체 이미지(또는 생성된 새로운 특징 패턴)를 부분적으로 처리한 것들이 이미지와 같은 크기의 새로운 특징 패턴(feature pattern)을 추출할 수 있다. 합성곱 층은 특징 패턴에서 활성화 함수를 통해 특징 패턴의 값들을 처리하기 편하게 보정할 수 있다. max pooling 층은 일부 위 병변 이미지를 샘플링(sampling) 하여 크기를 조절하여 이미지의 크기를 줄일 수 있다. 합성곱신경망은 합성곱 층 및 max pooling층을 거쳐, 특징 패턴(feature pattern)의 크기는 줄어들게 되지만, 복수의 kernel활용을 통해 복수의 특징 패턴(feature pattern)을 추출할 수 있다. dropout 층은 합성곱신경망의 가중치들을 훈련할 때 효율적인 훈련을 위해 일부 가중치들을 의도적으로 고려하지 않는 방법일 수 있다. 한편, dropout 층은 훈련된 모델을 통해 실제 테스트를 하는 경우에는 적용하지 않을 수 있다.

[0051] 합성곱신경망에서 추출된 복수의 특징 패턴(feature pattern)은 다음 단계인 반복 신경망(Recurrent Neural Network)로 전달되어 분류 작업을 하는 데 활용될 수 있다. 합성곱신경망은 층의 개수를 조절할 수 있다. 합성곱신경망은 층의 개수는 모델 훈련을 위한 훈련용 데이터의 양에 맞추어 조절함으로써 보다 안정된 모델을 구축할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0052] RNN(Recurrent Neural Network)은 시퀀스(Sequence)으로, 입력과 출력을 시퀀스 단위로 처리하는 모델이다. 번역기를 생각해보면 입력은 번역하고자 하는 문장. 즉, 단어 시퀀스이다. 출력에 해당되는 번역된 문장 또한 단어 시퀀스이다. 이러한 시퀀스들을 처리하기 위해 고안된 모델들을 시퀀스 모델이라고 한다. 그 중에서도 RNN은 딥 러닝에 있어 가장 기본적인 시퀀스 모델이다. RNN은 입력(x)을 받아 출력(y)을 만들고, 이 출력을 다시 입력으로 받는다.

[0053] 예시적으로, 딥러닝 모델 학습부(23)는 데이터 전처리부(22)에서 비교 질문(comparison question) 및 관련 질문(relevant question)의 응답인 두 생체 신호 세트의 경계에서 불연속을 제거하는 전처리를 수행한 결과를 기반으로, 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks) 구조를 통해 압축(compressed)되고, 압축된 시계열 형태의 데이터는 반복 신경망(Recurrent Neural Network) 구조를 통해 처리될 수 있다. 이때, 완전 연결 레이어(fully-connected layer)를 통해 진실(true) 또는 거짓(false)의 결과를 분류할 수 있다.

[0054] 본원의 다른 일 실시예에 따르면, 딥러닝 모델 학습부(23)는 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks), 반복 신경망(Recurrent Neural Network) 및 완전연결 심층 신경망(Fully-connected Neural Networks)을 적용하여 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다. 완전연결 심층 신경망은 노드 간에 횡적/종적으로 2차원적 연결을 이루고, 서로 같은 층에 위치한 노드 간에는 연결 관계가 존재하지 않으며, 바로 인접한 층에 위치한 노드들 간에만 연결 관계가 존재한다는 것을 특징으로 하는 신경망이다.

[0055] 본원의 일 실시예에 따르면, 딥러닝 모델 학습부(23)는 전처리 과정을 거친 생체 신호 데이터를 입력으로 하는 합성곱신경망과, 합성곱신경망의 출력을 반복 신경망의 입력으로 하고, 반복 신경망의 출력을 완전연결 심층 신경망의 입력으로 하는 학습을 통한 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다. 이때, 완전 연결 심층 신경망의 출력은 거짓말 탐지 결과의 진실(true) 또는 거짓(false)일 수 있다.

[0056] 또한, 딥러닝 모델 학습부(23)는 다섯 개의 병렬 병합된 계층을 가지며, 이 층은 합성곱신경망(Convolutional Neural Networks) 및 반복 신경망(Recurrent Neural Network)망이 순차적으로 연결될 수 있다. 이 층은 완전연결된 레이어(fully-connected layer)에 연결될 수 있다. 하나의 계층(layer)에는 9개의 질문 세트가 있으며, 딥러닝 모델 학습부(23)는 9개의 질문 세트를 분석한 결과를 합산하여 얻은 점수로 하나의 생체 신호 데이터의 거짓말을 판단해야 한다. 예를 들어, 딥러닝 모델 학습부(23)는 생체 신호 데이터에서 도출된 점수가 임계값 1보다 크면 거짓(deception) 그룹으로 분류하고, 점수가 임계값 2보다 작으면 비거짓(non-deception) 그룹으로 분류하고, 점수가 임계값 2와 임계값 1 사이라면 결론에 이르지 못한 것으로(classified as inconclusive) 분류할 수 있다.

[0057] 본원의 일 실시예에 따르면, 딥러닝 모델 학습부(23)는 딥러닝 알고리즘 적용을 위한 학습용 데이터 세트 및 검증용 데이터 세트를 생성할 수 있다. 데이터 세트를 인공신경망 학습에 요구되는 학습용 데이터 세트 및 인공신경망의 학습의 진행 정보를 검증하기 위한 검증용 데이터 세트로 분류하여 데이터 세트를 생성할 수 있다. 일례로, 딥러닝 모델 학습부(23)는 생체 신호 데이터 중 랜덤하게 학습용 데이터 세트에 활용될 데이터 및 검증용 데이터 세트에 활용될 데이터를 분류할 수 있다. 또한, 딥러닝 모델 학습부(23)는 검증용 데이터 세트를 선택한 나머지를 데이터 세트를 학습용 데이터 세트로 사용할 수 있다. 검증용 데이터 세트는 랜덤하게 선택될 수 있다. 검증용 데이터 세트 및 학습용 데이터 세트의 비율은 미리 설정된 기준값에 의해 결정될 수 있다. 딥러닝 모델 학습부(23)는 K-fold cross validation(교차검증)을 사용하여 데이터의 검증을 수행할 수 있다. 이때, 미

리 설정된 기준값은 검증용 데이터 세트의 비율이 10%, 학습용 데이터 세트의 비율이 90%로 설정될 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

- [0058] 딥러닝 모델 학습부(23)는 과적합 상태를 방지하기 위해 학습용 데이터세트 및 검증용 데이터 세트를 구분하여 데이터 세트를 생성할 수 있다. 예를 들어, 신경망 구조의 학습 특성상 학습용 데이터 세트는 과적합 상태가 될 수 있기 때문에, 딥러닝 모델 학습부(23)는 검증용 데이터 세트를 활용하여, 인공신경망의 과적합 상태가 되는 것을 방지할 수 있다.
- [0059] 이때, 검증용 데이터 세트는 학습용 데이터 세트와 중복되지 않는 데이터 세트일 수 있다. 검증용 데이터는 인공신경망 구축에 사용되지 않은 데이터이므로, 검증 작업 시에 인공신경망에서 처음 접하는 데이터이다. 따라서 검증용 데이터 세트는 새로운 데이터(학습에 사용되지 않은 신규 데이터)가 입력으로 들어올 경우, 인공신경망의 성능 평가에 적절한 데이터 세트일 수 있다.
- [0060] 또한, 딥러닝 모델 학습부(23)는 전처리 과정을 거친 학습용 데이터 세트를 합성곱신경망의 입력으로 하고, 합성곱신경망의 출력을 반복 신경망의 입력으로 하고, 반복 신경망 및 대상자의 정보를 완전연결 심층 신경망의 입력으로 하는 학습을 통해 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다. 달리 말해, 딥러닝 모델 학습부(23)는 전처리 과정을 거친 생체 신호 데이터가 우선적으로 합성곱신경망을 통해 압축되도록 하고, 압축된 시계열 데이터를 반복 신경망의 입력으로 하고, 반복 신경망을 거친 데이터를 완전연결 심층 신경망의 입력으로 하여 완전연결 심층 신경망의 출력을 거짓말 탐지 결과인 진실(true) 또는 거짓(false)으로 구분할 수 있다. 일례로, 대상자의 정보는, 대상자의 성별, 나이, 키, 몸무게, 인종, 국적, 질병 정보, 생물학적 신호 정보, 의료 기록 정보 등을 포함할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0061] 딥러닝 모델 학습부(23)는 학습용 데이터를 딥러닝 알고리즘 구조(합성곱신경 망, 반복 신경망을 거쳐 완전연결 심층 신경망으로 형성된 구조)에 적용시켜 도출되는 결과와 실제 결과와의 오차를 비교하여 해당 오차에 해당하는 만큼 신경망 구조의 가중치를 점차적으로 변화시켜주는 역전파(backpropagation) 알고리즘을 통해 결과가 피드백되어 학습될 수 있다. 역전파(backpropagation) 알고리즘은 결과의 오차(실제값과 결과값의 차이)를 줄이기 위해 각 노드에서 다음 노드로 이어지는 가중치를 조절하는 것일 수 있다. 딥러닝 모델 학습부(23)는 학습용 데이터 세트와 검증용 데이터 세트를 이용하여 신경망을 학습시켜 가중치 매개 변수를 구하여 최종 진단 모델을 도출하는 것일 수 있다.
- [0062] 본원의 일 실시예에 따르면, 판별부(24)는 전산채점 학습 모델을 이용하여 신규 생체 신호 데이터의 거짓말을 판별할 수 있다. 달리 말해, 판별부(24)는 전산채점 학습 모델에 새로 유입된 생체 신호 데이터에 대한 거짓말을 판별할 수 있다. 신규 생체 신호 데이터는 데이터 전처리부(22)에서 전처리될 수 있다. 신규 생체 신호 데이터는 데이터 전처리부(22)로부터 딥러닝 알고리즘에 적용 가능한 상태로 전처리될 수 있다. 이후 전처리된 신규 생체 신호 데이터는 딥러닝 모델 학습부(23)에 입력되어, 학습 파라미터를 기반으로 거짓말을 탐지할 수 있다.
- [0063] 또한, 판별부(24)에서 신규 생체 신호 데이터의 거짓말 판별 결과 데이터는 전산채점 학습 모델에 입력되어, 딥러닝 모델 학습부(23)에 의해 전산채점 학습 모델이 재학습 될 수 있다.
- [0064] 또한, 판별부(24)는 신규 생체 신호 데이터를 거짓말탐지기(10)로부터 제공받고, 전산채점 학습 모델에 적용하여 도출된 거짓말 판별 결과를 거짓말탐지기(10)로 제공할 수 있다.
- [0065] 본원의 일 실시예에 따르면, 심리생리 검사 서버(2)는 하나의 시리즈를 9개의 질문 세트로 분류하여 제공할 수 있다. 각 그룹에 대한 9개의 분류 결과를 합산하여 계산한 점수는 모든 데이터가 거짓(false)이면 최댓값 9이고, 모든 데이터가 참(true)이면 최소값 0이다. 점수가 임계값 1보다 큰 경우, 해당 대상자는 거짓(deception) 그룹으로 분류될 수 있다. 점수가 임계값 2 미만인 경우, 피검자는 거짓(deception) 그룹으로 분류될 수 있다. 또한, 점수가 임계값 2와 임계값 1사이인 경우, 대상자는 결론을 내리지 못하는 그룹으로 분류될 수 있다. 임계값 1 및 임계값 2는 유타(Utah) 기법의 점수 도출 방법을 사용하여 계산될 수 있다. 유타(Utah) 기법에서 각 질문의 점수는 ± 2 점이고 9개의 질문의 합산 결과는 $-18 \sim +18$ 점이다. 점수가 +5보다 큰 경우, 대상자는 거짓(deception) 그룹으로 분류된다. 점수가 -5보다 작으면 대상자는 거짓(deception) 그룹으로 분류된다. 점수가 -5와 +5 사이 인 경우 대상자는 비거짓(non-deception) 그룹으로 분류됩니다.
- [0066] 심리생리 검사 서버(2)는 이 스코어링 방법을 전산채점 학습 모델에 적용하기 위해 수학적 1 및 수학적 2를 사용하여 임계값 1과 임계값 2를 설정할 수 있다. 달리 말해, 딥러닝 모델 학습부(23)는 수학적 1 및 수학적 2에 기반하여 임계값을 적용하고, 거짓 그룹 및 비거짓 그룹으로 분류할 수 있다.

수학식 1

$$Threshold\ 1 = \frac{(+6)+18}{(18-(-18))} \times (score_{max} - score_{min}) = 6$$

여기서, 수학식 1은 임계값 1(Threshole 1)이며, $score_{max}$ 는 점수의 최대값(Maximum value of the score)이고, $score_{min}$ 은 점수의 최소값(Minimum value of the score)이다.

수학식 2

$$Threshold\ 2 = \frac{(-6)+18}{(18-(-18))} \times (score_{max} - score_{min}) = 3$$

여기서, 수학식 2는 임계값 2(Threshole 2)이며, $score_{max}$ 는 점수의 최대값(Maximum value of the score)이고, $score_{min}$ 은 점수의 최소값(Minimum value of the score)이다.

본원의 일 실시예에 따르면, 심리생리 검사 서버(20)는 사용자 단말(미도시)로 거짓말 탐지기 관리 메뉴, 설문지 관리 메뉴, 차트 검토 관리 메뉴, 차트 인쇄 관리 메뉴 등을 제공할 수 있다. 예를 들어, 심리생리 검사 서버(20)가 제공하는 어플리케이션 프로그램을 사용자 단말(미도시)이 다운로드하여 설치하고, 설치된 어플리케이션을 통해 거짓말 탐지기 관리 메뉴, 설문지 관리 메뉴, 차트 검토 관리 메뉴, 차트 인쇄 관리 메뉴 등이 제공될 수 있다.

예시적으로, 거짓말 탐지기 관리 메뉴는, 각 대상자에 대한 테스트 정보를 포함할 수 있다. 거짓말 탐지기 파일은 시리즈 파일, 비디오 파일 및 설문지 파일로 구분될 수 있다. 시리즈 파일은 대상자의 생체 신호를 저장하는 파일일 수 있다. 비디오 파일은 대상자의 생물학적 신호를 저장하는 파일일 수 있다. 설문지 파일은 거짓말탐지기(10) 테스트에 사용된 설문지를 포함하는 파일일 수 있다. 거짓말 탐지기 관리 메뉴는 파일의 이름, 대상자의 이름 대상자의 성별 및 생년월일을 포함하여 파일을 저장할 수 있다. 심리생리 검사 서버(20)는 사용자의 입력 정보에 기반하여, 거짓말 탐지기 관리 메뉴에 포함된 파일을 사용자 단말(미도시)로 제공하거나, 수정 및 삭제할 수 있다.

또한, 설문지 관리 메뉴는, 거짓말탐지기(10) 테스트에 사용된 질문 항목과 관련한 정보를 포함할 수 있다. 예를 들어, CQT에 사용된 질문 항목은 테스트에 관련이 없는 질문, 비교 질문 및 관련 질문으로 구성될 수 있다. 일례로, "때때로 TV를 보십니까?"와 같은 질문은 관련이 없는 질문으로 구분될 수 있다. 또한, 비교 질문은 관련 질문의 문제와 동일하지만 "무엇을 흠꼐십니까?"와 같이 '아니오'라고 대답할 수 있는 광범위하고 일반적인 질문으로 구성된다. 관련 질문은 "현장에서 이 칼을 찾았습니까?"와 같이 연관된 사관과 직접 관련이 있는 질문을 포함할 수 있다. 심리생리 검사 서버(20)는 사용자의 입력 정보에 기반하여, 설문지 관리 메뉴에 포함된 파일을 사용자 단말(미도시)로 제공하거나, 수정 및 삭제할 수 있다.

또한, 차트 검토 관리 메뉴는, 거짓말탐지기(10) 중에 대상자로부터 측정된 생체 신호를 그래픽으로 표현한 정보를 저장할 수 있다. 생체 신호를 그래픽으로 표현한 정보는 몇 가지 질문의 시작과 끝이 해당 응답과 함께 포함되도록 저장될 수 있으며, 대상(subject's)의 움직임에 해당하는 설명과 메모가 함께 저장될 수 있다.

또한, 차트 인쇄 관리 메뉴는, 차트 검토 관리 메뉴에 의해 확인된 차트를 인쇄하는 메뉴일 수 있다. 심리생리 검사 서버(20)는 사용자의 입력 정보에 기반하여, 차트 인쇄 관리 메뉴에 포함된 차트 검토 관리 파일을 사용자 단말(미도시)로 제공하거나, 인쇄를 수행할 수 있도록 제공할 수 있다.

심리생리 검사 서버(20)는 사용자 단말(미도시)과 데이터, 콘텐츠, 각종 통신 신호를 네트워크를 통해 송수신하고, 데이터 저장 및 처리의 기능을 가지는 모든 종류의 서버, 단말, 또는 디바이스를 포함할 수 있다.

사용자 단말(미도시)은 네트워크를 통해 심리생리 검사 서버(20)와 연동되는 디바이스로서, 예를 들면, 스마트폰(Smartphone), 스마트패드(Smart Pad), 태블릿 PC, 웨어러블 디바이스 등과 PCS(Personal Communication

System), GSM(Global System for Mobile communication), PDC(Personal Digital Cellular), PHS(Personal Handyphone System), PDA(Personal Digital Assistant), IMT(International Mobile Telecommunication)-2000, CDMA(Code Division Multiple Access)-2000, W-CDMA(W-Code Division Multiple Access), Wibro(Wireless Broadband Internet) 단말기 같은 모든 종류의 무선 통신 장치 및 데스크탑 컴퓨터, 스마트 TV와 같은 고정용 단말기일 수도 있다.

[0078] 심리생리 검사 서버(20) 및 사용자 단말(미도시)간의 정보 공유를 위한 네트워크의 일 예로는 3GPP(3rd Generation Partnership Project) 네트워크, LTE(Long Term Evolution) 네트워크, 5G 네트워크, WIMAX(World Interoperability for Microwave Access) 네트워크, 유무선 인터넷(Internet), LAN(Local Area Network), Wireless LAN(Wireless Local Area Network), WAN(Wide Area Network), PAN(Personal Area Network), 블루투스(Bluetooth) 네트워크, Wifi 네트워크, NFC(Near Field Communication) 네트워크, 위성 방송 네트워크, 아날로그 방송 네트워크, DMB(Digital Multimedia Broadcasting) 네트워크 등이 포함될 수 있으며, 이에 한정된 것은 아니다.

[0079] 이하에서는 상기에 자세히 설명된 내용을 기반으로, 본원의 동작 흐름을 간단히 살펴보기로 한다.

[0080] 도 3은 본원의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 심리생리검사 방법에 대한 동작 흐름도이다.

[0081] 도 3은 본원의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 심리생리검사 방법에 대한 동작 흐름도이다.

[0082] 도 3에 도시된 딥러닝 기반의 심리생리검사 방법은 앞서 설명된 심리생리검사 서버(20)에 의하여 수행될 수 있다. 따라서, 이하 생략된 내용이라고 하더라도 심리생리검사 서버(20)에 대하여 설명된 내용은 딥러닝 기반의 심리생리검사 방법에 대한 설명에도 동일하게 적용될 수 있다.

[0083] 단계 S301에서, 심리생리검사 서버(20)는 거짓말탐지기(10)로부터 사용자의 생체 신호를 수집할 수 있다.

[0084] 단계 S302에서, 심리생리검사 서버(20)는 수집된 생체 신호 데이터를 전처리할 수 있다.

[0085] 단계 S303에서, 심리생리검사 서버(20)는 전처리된 생체 신호 데이터를 기반으로 전산채점 학습 모델을 구축할 수 있다.

[0086] 단계 S304에서, 심리생리검사 서버(20)는 전산채점 학습 모델을 이용하여 신규 생체 신호 데이터의 거짓말을 판별할 수 있다.

[0087] 상술한 설명에서, 단계 S301 내지 S304은 본원의 구현예에 따라서, 추가적인 단계들로 더 분할되거나, 더 적은 단계들로 조합될 수 있다. 또한, 일부 단계는 필요에 따라 생략될 수도 있고, 단계 간의 순서가 변경될 수도 있다.

[0088] 본원의 일 실시예에 따른 딥러닝 기반의 심리생리검사 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상기된 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0089] 또한, 전술한 딥러닝 기반의 심리생리검사 방법은 기록 매체에 저장되는 컴퓨터에 의해 실행되는 컴퓨터 프로그램 또는 애플리케이션의 형태로도 구현될 수 있다.

[0090] 전술한 본원의 설명은 예시를 위한 것이며, 본원이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본원의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

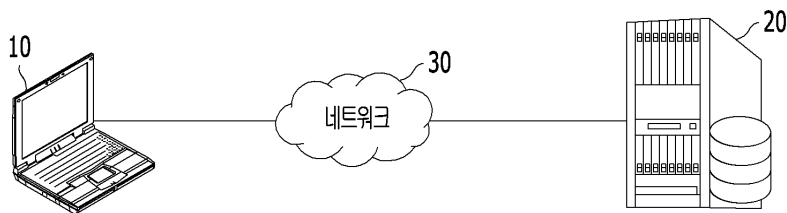
[0091] 본원의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본원의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

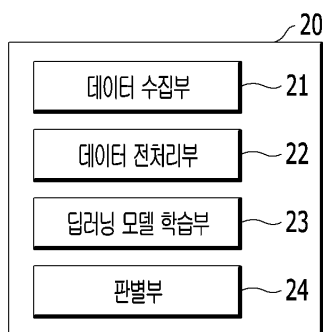
[0092] 1: 심리생리검사 시스템
10: 거짓말탐지기
20: 심리생리검사 서버
21: 데이터 수집부
22: 데이터 전처리부
23: 딥러닝 모델 학습부
24: 판별부

도면

도면1



도면2



도면3

