



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0095829
(43) 공개일자 2019년08월16일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2006.01) G06N 3/04 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2013.01)
G06N 3/049 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2018-0015302
(22) 출원일자 2018년02월07일
심사청구일자 2018년02월07일

(71) 출원인
한국기술교육대학교 산학협력단
충청남도 천안시 동남구 병천면 충절로 1600 (한국기술교육대학교내)
(72) 발명자
이강환
대전광역시 유성구 지족로 343 반석마을아파트, 211-702
정병훈
경기도 파주시 미래로 422 한빛마을1단지한라비발디센트럴파크아파트, 105동 2003호
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
이성원

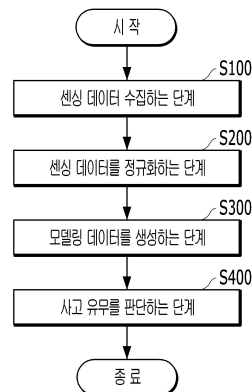
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법

(57) 요약

본 발명은 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법에 관한 것으로, 이용자와 인접하게 배치된 다수의 센서를 통해 이용자의 행동 정보에 대한 센싱 데이터를 수집하는 단계; 상기 수집된 다수의 센싱 데이터 각각에 대한 범위를 모두 동일한 범위를 가지도록 센싱 데이터를 정규화하는 단계; 상기 정규화된 센싱 데이터를 비선형 데이터로 변환하여 상기 행동 정보를 딥러닝 기반의 모델링 데이터를 생성하는 단계; 및 생성된 상기 모델링 데이터를 기초로 사고 유무를 판단하는 단계를 포함함으로써 개개인의 행동패턴에 맞는 사고를 감지할 수 있는 효과가 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G08B 25/14 (2013.01)

(72) 발명자

김민섭

대구광역시 달서구 당산로45길 61, 일신아파트 15
동 501호

신인호

충청남도 천안시 동남구 중앙로 255-85, 그레이스
빌 1동 203호

손지원

서울특별시 광진구 자양번영로 59, 우성4차아파트
112동 902호

조아현

충청북도 청주시 흥덕구 가로수로1144번길 1-10

도윤형

충청남도 천안시 동남구 병천면 충절로 1600, 한국
기술교육대학교 4공학관 B104

명세서

청구범위

청구항 1

이용자와 인접하게 배치된 다수의 센서를 통해 이용자의 행동 정보에 대한 센싱 데이터를 수집하는 단계;

상기 수집된 다수의 센싱 데이터 각각에 대한 범위를 모두 동일한 범위를 가지도록 센싱 데이터를 정규화하는 단계;

상기 정규화된 센싱 데이터를 비선형 데이터로 변환하여 상기 행동 정보를 딥러닝 기반의 모델링 데이터를 생성하는 단계; 및

생성된 상기 모델링 데이터를 기초로 사고 유무를 판단하는 단계를 포함하는

딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 데이터를 정규화하는 단계는,

상기 범위를 최소값 0에서 최대값 1까지의 범위를 가지도록 정규화 하는 것을 특징으로 하는

딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 모델링 데이터를 생성하는 단계는,

상기 정규화된 다수의 센싱 데이터를 입력하는 단계;

상기 입력된 각각의 센싱 데이터에 대한 가중치 데이터를 추출하는 제1 레이어층을 형성하는 단계; 및

상기 제1 레이어층에서 추출한 상기 가중치 데이터를 기초로 다시 가중치 데이터를 추출하는 제2 레이어층을 형성하는 단계를 포함하는

딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 센싱 데이터를 수집하는 단계는,

자이로 센서 또는 가속도 센서 또는 GPS센서 중 하나 이상을 통해 상기 이용자의 외적 변화를 센싱하는

딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 센싱 데이터를 수집하는 단계는,
상기 이용자의 맥박, 혈압, 심박수 및 뇌파 중 하나 이상의 내적 데이터를 센싱하는
딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법.

청구항 6

상기 제4항에 있어서,
상기 센싱 데이터를 정규화하는 단계는,

$$f(a_i) = \frac{a_i - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}}$$

의 수학적식으로 상기 센싱 데이터를 정규화하는 것을 특징으로 하는
딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 사용자의 행동 정보를 기초로 사용자의 사고를 판단하는 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 최근 기계 학습을 바탕으로 한 딥러닝(Deep learning) 알고리즘이 각광받고 있다. 딥러닝(Deep learning)은 다층구조 형태의 신경망을 기반으로 하는 머신 러닝의 한 분야로, 여러 층의 비선형 변환기법의 조합을 통해 다량의 데이터로부터 높은 수준의 추상화(abstraction) 모델을 구축하여 더 정확하고 정교하게 원하는 데이터를 추출할 수 있는 방법이다.

[0004] 종래의 사고 감지 기법으로 순차적으로 획득한 배경영상을 이용하여 교통 사고의 발생 여부를 감지하는 방법으로 능동적으로 사고에 대처할 수 있지만 차량이 교차로에서 대기 중이거나 교통사고가 발생하여 도로상에 방치되는 경우, 차량 역시 배경영상 내에 포함되어 오류를 발생시킬 수 있는 문제가 발생할 수 있다.

[0005] 또한, 종래에는 화재 사고를 예방하기 위해 다양한 센서를 하나의 칩으로 구성한 통합 센싱 모듈을 이용하여 사고를 감지할 수 있는 시스템이 있지만 이는 정확도가 떨어지며, 효과적인 관리 부재가 발생할 수 있다는 문제가 있다.

[0006] 또한, 차량에 특수 장비를 설치하여 교통사고를 감지하고 자동으로 신고하는 시스템이 있으나, 위급한 사고는 거의 발생하지 않음에도 매월 상당액의 통신비를 지불해야 하는 단점이 있다.

[0007] 한편 이러한 방법으로 사고를 판단하는 방법은 사용자의 특성을 이용하지 않고 모든 사고를 동일하게 판단하기 때문에 사용자에 따라 달라지는 사고 환경을 인지하지 못함에 따른 오차가 크게 발생하는 문제가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 따라서, 종래의 문제점을 해결하기 위한 것으로, 본 발명은 다수의 센서로 이용자의 행동 정보를 수집하고 행동 정보의 데이터를 딥러닝 기반의 모델링 데이터를 형성하여 사고를 판단하는 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

[0010] 본 발명의 해결과제는 이상에서 언급한 것들에 한정되지 않으며, 언급되지 아니한 다른 해결과제들은 아래의 기

재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0012] 상기 본 발명의 목적들 및 다른 특징들을 달성하기 위한 본 발명의 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법은 이용자와 인접하게 배치된 다수의 센서를 통해 이용자의 행동 정보에 대한 센싱 데이터를 수집하는 단계; 상기 수집된 다수의 센싱 데이터 각각에 대한 범위를 모두 동일한 범위를 가지도록 센싱 데이터를 정규화하는 단계; 상기 정규화된 센싱 데이터를 비선형 데이터로 변환하여 상기 행동 정보를 딥러닝 기반의 모델링 데이터를 생성하는 단계; 및
- [0013] 생성된 상기 모델링 데이터를 기초로 사고 유무를 판단하는 단계를 포함하는 것이 바람직하다.
- [0014] 본 발명에 있어서 상기 데이터를 정규화하는 단계는 상기 범위를 최소값 0에서 최대값 1까지의 범위를 가지도록 정규화 하는 것을 특징으로 하는 것이 바람직하다.
- [0015] 본 발명에 있어서 상기 모델링 데이터를 생성하는 단계는 상기 정규화된 다수의 센싱 데이터를 입력하는 단계; 상기 입력된 각각의 센싱 데이터에 대한 가중치 데이터를 추출하는 제1 레이어층을 형성하는 단계; 및 상기 제1 레이어층에서 추출한 상기 가중치 데이터를 기초로 다시 가중치 데이터를 추출하는 제2 레이어층을 형성하는 단계를 포함하는 것이 바람직하다.
- [0016] 본 발명에 있어서 상기 센싱 데이터를 수집하는 단계는 자이로 센서 또는 가속도 센서 또는 GPS센서 중 하나 이상을 통해 상기 이용자의 외적 변화를 센싱하는 것이 바람직하다.
- [0017] 본 발명에 있어서 상기 센싱 데이터를 수집하는 단계는 상기 이용자의 맥박, 혈압, 심박수 및 뇌파 중 하나 이상의 내적 데이터를 센싱하는 것이 바람직하다.

- [0018] 본 발명에 있어서 상기 센싱 데이터를 정규화하는 단계는
$$f(a_i) = \frac{a_i - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}}$$
의 수학적식으로 상기 센싱 데이터를 정규화하는 것을 특징으로 하는 것이 바람직하다.

발명의 효과

- [0020] 본 발명에 따른 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법은 다음과 같은 효과를 제공한다.
- [0021] 본 발명은 사고 감지를 위해 개인적인 행동 정보를 딥러닝의 비선형(non-linear activation) 변환을 통하여 개인의 행동패턴에 맞는 사고를 감지할 수 있는 효과가 있다.
- [0022] 본 발명의 효과는 이상에서 언급된 것들에 한정되지 않으며, 언급되지 아니한 다른 효과들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0024] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법을 설명하기 위한 흐름도.
- 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법을 설명하기 위한 흐름도.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0025] 본 발명에 관한 설명은 구조적 내지 기능적 설명을 위한 실시예에 불과하므로, 본 발명의 권리범위는 본문에 설명된 실시예에 의하여 제한되는 것으로 해석되어서는 아니 된다. 즉, 실시예는 다양한 변경이 가능하고 여러 가지 형태를 가질 수 있으므로 본 발명의 권리범위는 기술적 사상을 실현할 수 있는 균등물들을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 또한, 본 발명에서 제시된 목적 또는 효과는 특정 실시예가 이를 전부 포함하여야 한다거나 그러한 효과만을 포함하여야 한다는 의미는 아니므로, 본 발명의 권리범위는 이에 의하여 제한되는 것으로 이해되어서는 아니 될 것이다.

- [0026] 한편, 본 출원에서 서술되는 용어의 의미는 다음과 같이 이해되어야 할 것이다.
- [0027] "제1", "제2" 등의 용어는 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하기 위한 것으로, 이들 용어들에 의해 권리범위가 한정되어서는 아니 된다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다.
- [0028] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결될 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다고 언급된 때에는 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다. 한편, 구성요소들 간의 관계를 설명하는 다른 표현들, 즉 "~사이에"와 "바로 ~사이에" 또는 "~에 이웃하는"과 "~에 직접 이웃하는" 등도 마찬가지로 해석되어야 한다.
- [0029] 단수의 표현은 문맥상 명백히 다르게 뜻하지 않는 한 복수의 표현을 포함하는 것으로 이해되어야 하고, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 실시된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이며, 하나 또는 그 이상의 다른 특징이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0030] 각 단계들에 있어 식별부호(예를 들어, a, b, c 등)는 설명의 편의를 위하여 사용되는 것으로 식별부호는 각 단계들의 순서를 설명하는 것이 아니며, 각 단계들은 문맥상 명백하게 특정 순서를 기재하지 않는 이상 명기된 순서와 다르게 일어날 수 있다. 즉, 각 단계들은 명기된 순서와 동일하게 일어날 수도 있고 실질적으로 동시에 수행될 수도 있으며 반대의 순서대로 수행될 수도 있다.
- [0031] 여기서 사용되는 모든 용어들은 다르게 정의되지 않는 한, 본 발명이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미를 지니는 것으로 해석될 수 없다.
- [0032] 이하 본 발명의 바람직한 실시 예에 따른 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법에 대하여 도 1을 통해 상세히 설명한다.
- [0033] 본 발명의 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법은 이용자와 인접하게 배치된 다수의 센서를 통해 이용자의 행동 정보에 대한 센싱 데이터를 수집하는 단계(S100); 상기 수집된 다수의 센싱 데이터 각각에 대한 범위를 모두 동일한 범위를 가지도록 센싱 데이터를 정규화하는 단계(S200); 상기 정규화된 센싱 데이터를 비선형 데이터로 변환하여 상기 행동 정보를 딥러닝 기반의 모델링 데이터를 생성하는 단계(S300); 및 생성된 상기 모델링 데이터를 기초로 사고 유무를 판단하는 단계(S400)를 포함할 수 있다.
- [0034] 먼저, 본 발명의 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법은 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 사이에 여러 개의 은닉층들로 이뤄지는 심층신경망을 기반으로 하는 딥러닝을 통해 사고 유무를 판단할 수 있다.
- [0035] 참고로, 딥러닝(Deep learning)은 다층구조 형태의 신경망을 기반으로 하는 머신 러닝의 한 분야로, 여러 층의 비선형 변환기법의 조합을 통해 다량의 데이터로부터 높은 수준의 추상화(abstraction) 모델을 구축하여 더 정확하고 정교하게 원하는 데이터를 추출할 수 있는 알고리즘이다.
- [0036] 본 발명의 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법은 설명의 편의를 위해 이륜차를 이용하는 이용자의 행동 정보를 통해 사고 감지를 하는 것을 예를 들어 설명하지만 이에 한정하지 않는다.
- [0037] 일 예로, 이륜차를 이용하는 이용자의 행동 정보를 센싱하기 위해 이용자의 헬멧에 다수의 센서를 부착할 수 있으며, 이렇게 부착된 다수의 센서가 이용자의 헬멧 또는 몸의 기울기, 이동 속도 및 위치 정보등을 센싱할 수 있다.
- [0038] 센싱 데이터를 수집하는 단계(S100)에는 이용자와 인접하게 배치된 다수의 센서를 통해 이용자의 행동 정보를 센싱할 수 있다. 예컨대, 다수의 센서는 자이로 센서와 가속도 센서 및 GPS 센서 등을 포함할 수 있으며 센서의 종류는 어느 하나로 한정하지 않는다.
- [0039] 자이로 센서는 물체의 방위 변화를 측정하는 것이고, 가속도 센서는 진동, 충격 등의 동적 힘을 측정하는 것이며, GPS 센서는 사용자의 현재 위치를 측정하는 것으로 사용될 수 있다.
- [0040] 예컨대, 가속도 센서는 이륜 차량의 속도를 센싱할 수 있고, 자이로 센서는 이용자의 행동 각도(센서가 장착된

헬멧의 각도)를 센싱할 수 있으며, GPS 센서는 사고 다발지역을 확인할 수 있다.

[0041] 참고로 센싱 데이터는 위에서 설명한 바와 같이 이용자의 외적 변화에 대한 외적 데이터(즉, 자이로 센서, 가속도 센서 및 GPS 센서 등) 외에 이용자의 내적 변화에 대한 내적 데이터를 센싱하여 두 데이터(외적 및 내적)를 기초로 아래에서 설명할 모델링 파일을 생성할 수 있다.

[0042] 보다 자세하게 전술한 외적 데이터(자이로로 센서, 가속도 센서 및 GPS 센서)가 이용자의 방위 변화, 속도 및 위치 변화를 측정하는 것이라면 내적 데이터는 이용자의 맥박, 혈압, 심박수 및 뇌파 등이 해당될 수 있다.

[0043] 예컨대, 내적 데이터는 이용자의 맥박, 혈압, 심박수 및 뇌파를 센싱하여 급작스런 변화에 따른 사고를 방지하거나 사고 유무의 정확도를 높일 수 있다.

[0044] 센싱 데이터를 수집하는 단계(S100)가 수행된 후에는 수집한 센싱 데이터를 모두 동일한 범위를 가지도록 센싱 데이터를 정규화하는 단계(S200)가 수행될 수 있다.

[0045] 센싱 데이터를 정규화하는 단계(S200)는 각각 다른 범위를 가지는 센싱 데이터의 범위를 모두 동일한 범위를 가지도록 정규화할 수 있다. 예컨대, 센싱 데이터를 정규화하는 단계(S200)는 가속도 센서의 가속도를 x,y,z 축, 자이로 센서의 기울기를 x,y,z 축, GPS 데이터를 각각 0~1의 범위를 가지도록 정규화 할 수 있다.

[0046] 이때, 자이로 센서와 가속도 센서 및 GPS 센싱 데이터의 정규화를 위한 수식은 다음과 같다.

[0047] [수학식 1]

$$f(a_i) = \frac{a_i - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}}$$

[0048]

[0049] [수학식 1]에서 $f(a_i)$ 는 사용자 센서의 정규화 값을 의미하며, a_i 는 사용자의 센싱 데이터를 의미한다. $a_{\min}$ 과 $a_{\max}$ 는 각각 사용자의 센싱 데이터의 최소값과 최대값을 의미한다. 본 수식은 범위가 음수이거나, 서로다른 범위의 센싱 데이터의 최소값이 0이고 최대값이 1이 되도록 정규화하기 위한 수식으로서, 각 센싱 데이터의 a_i 와 최소값 $a_{\min}$ 의 차이를 최대값 $a_{\max}$ 와 최소값 $a_{\min}$ 의 차이로 나눔으로써 값을 정규화 할 수 있다.

표 1

	자이로 x축	자이로 y축	자이로 z축	가속도 x축	가속도 y축	가속도 z축
정규화 값의 범위	-32768 ~ 50002	-32768 ~ 50002	-32768 ~ 50002	-32768 ~ 50002	-32768 ~ 80000	-32768 ~ 40009

[0050]

[0051] [표 1]은 센서 값의 범위를 설명하기 위한 일 예의 센싱 데이터 범위이다. [표 1]을 보면, 각 값의 범위가 음수부터 시작되고, 가속도 y축과 z축의 최대값이 다른 센싱 데이터들과 범위가 상이함을 알 수 있으며, 이와 같은 범위의 상이함은 안정적인 모델링 데이터 생성에 영향을 끼칠 수 있다.

[0052] 이와 같이 센싱 데이터의 범위가 상이한 것을 방지하기 위하여 센싱 데이터들을 정규화하는 단계가 필요하고, 본 발명의 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법의 센싱 데이터를 정규화하는 단계(S200)에서 $a_1 \sim a_6$ 은 [표 1]의 각 센싱 데이터에 순차적으로 대응될 수 있다.

[0053] 이때 $a_1 \max$, $a_2 \max$, $a_3 \max$, $a_4 \max$ 는 50002이고, $a_5 \max$ 는 80000, $a_6 \max$ 는 40009로서 값의 범위가 상이하며, 이 값들을 위 [수학식1]을 이용하여 최소값 0 ~ 최대값 1인 값으로 정규화 할 수 있다.

표 2

	사고위험 지역 gps	사고 비 위험지역 gps
값	0.7	0.5

[0054]

[0056] [표 2]는 다른 일예의 GPS 센서가 센싱한 센싱 데이터를 정규화를 설명하기 위한 것으로, 사고 위험 지역과 사고 비 위험지역으로 분류하였을 때, 정상값에 해당하는 사고 비 위험지역에서는 모델링 데이터에 영향을 주지 않도록 다른 센싱 데이터의 정규화 평균값인 0.5를, 이상 값에 해당하는 사고 위험지역에서는 다른 센싱 데이터의 이상치에 해당하는 0.7을 임의로 하여 다른 정규화 값들과 센서 값의 분포를 일치 할 수 있다.

[0057] 이와 같이 센싱 데이터를 정규화하는 단계(S200)가 수행되면 딥러닝 기반의 모델링 데이터가 존재하는지를 확인 하기 위한 모델링 데이터의 존재 유무를 확인하는 단계(S500)가 수행될 수 있다.

[0058] 모델링 데이터의 존재 유무를 확인하는 단계(S500)에서는 모델링 데이터의 존재가 확인되지 않으면 센싱 데이터를 정규화하는 단계(S200)에서 정규화된 센싱 데이터를 통해 사고 유무를 판단하는데 기초가 되는 모델링 데이터를 생성하는 단계(S300)가 수행되고, 모델링 데이터의 존재가 확인되면 해당 모델링 데이터를 기초로 사고 유무를 판단하는 단계(S400)가 수행될 수 있다.

[0059] 바람직하게, 모델링 데이터의 존재 유무를 확인하는 단계(S500)에서 모델링 데이터가 확인되지 않는다면 모델링 데이터를 생성하는 단계(S300) 이전에 모델링 데이터의 생성에 필요한 센싱 데이터가 충분한지 확인하는 단계가 수행될 수 있다. 이때, 충분한 데이터가 없다면 센싱 데이터를 수집하는 단계(S100)를 통해 다시 센싱 데이터를 수집할 수 있다.

[0060] 센싱 데이터의 값이 충분한지 확인하는 단계에서 센싱 데이터가 충분하다고 판단되면 정규화된 해당 센싱 데이터를 기초로 모델링 데이터를 생성하는 단계(S300)가 수행될 수 있다.

[0061] 모델링 데이터를 생성하는 단계(S300)는 정규화된 센싱 데이터를 비선형 데이터로 변환하여 이용자의 행동 정보를 딥러닝 기반의 모델링 데이터로 생성하는 생성하는 단계이다.

[0062] 모델링 데이터를 생성하는 단계(S300)는 상기 정규화된 다수의 센싱 데이터를 입력하는 단계와 입력된 각각의 센싱 데이터에 대한 가중치 데이터를 추출하는 제1 레이어층을 형성하는 단계 및 제1 레이어층에서 추출한 가중치 데이터를 기초로 다시 가중치 데이터를 추출하는 제2 레이어층을 형성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0063] 센싱 데이터를 입력하는 단계는 Input Layer 층으로 센싱 데이터를 정규화하는 단계(S200)를 거친 센싱 데이터를 입력할 수 있다

[0064] 센싱 데이터를 입력하는 단계가 수행되면 입력된 각각의 센싱 데이터에 대한 가중치 데이터를 추출하는 제1 레이어층을 형성하는 단계 및 제1 레이어층에서 추출한 가중치 데이터를 기초로 다시 가중치 데이터를 추출하는 제2 레이어층을 형성하는 단계가 수행될 수 있다.

[0065] 제1 레이어층을 형성하는 단계 및 제2 레이어층을 형성하는 단계는 위에서 언급한 심층신경망의 은닉층(Hidden Layer)으로 해당 Hidden Layer 층은 두 단계에 걸쳐 수행될 수 있다.

[0066] 예를 들어, 센싱 데이터가 7개일 경우에 제1 레이어층을 형성하는 단계는 첫번째 Hidden Layer 층으로 센싱 데이터를 입력하는 단계에서 입력된 7개의 센싱 데이터를 4개의 노드를 이용해 가중치 데이터를 추출할 수 있다.

[0067] 이어서, 두번째 Hidden Layer 층인 제2 레이어층을 형성하는 단계에서는 제1 레이어층을 형성하는 단계에서 추출된 가중치 데이터를 기초로 2개의 노드를 이용해 다시 가중치를 추출할 수 있다.

[0068] 그리고, 두번째 Hidden Layer 층인 제2 레이어층을 형성하는 단계가 수행되고 나면 추출된 가중치 데이터를 출력하는 단계인 Output Layer 층이 수행될 수 있다.

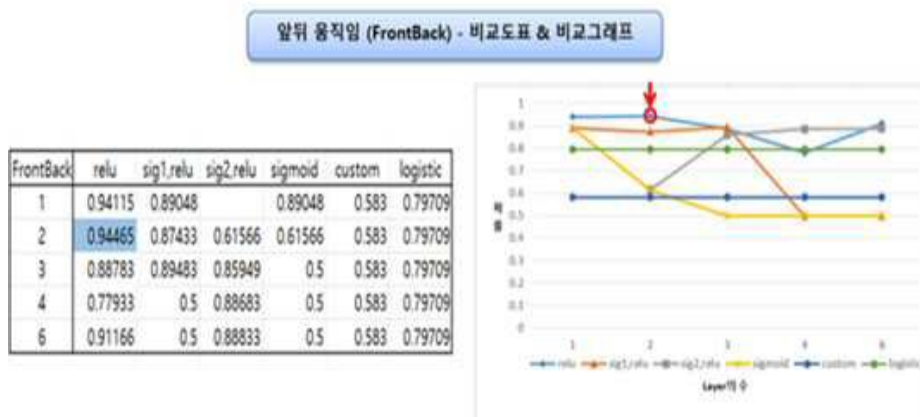
[0069] 다음으로, Output Layer 층으로부터 전달받은 출력 데이터를 이용해 사고의 유무를 판단하는 단계(400) 단계가 수행될 수 있다. 참고로, Output Layer 단계는 사고의 유무를 분류(classification)하기 위해 비선형변환(non-linear activation)으로 Sigmoid를 이용한다. Sigmoid는 딥러닝에서 사용되는 활성 함수 중 하나이다.

[0070] 또한, 입력하는 단계의 Input Layer 층에서 두 단계의 Hidden Layer 층까지 각 층을 거칠 때 비선형변환(non-linear activation)으로 ReLU (Rectified Linear Hidden Unit)를 이용하여 결과를 도출하는 것이 바람직할 수 있다. ReLU (Rectified Linear Hidden Unit)는 딥러닝에서 사용되는 활성 함수 중 하나이다.

[0071] 또한, 위에서 언급한 Layer 층은 가중치를 구하기 위해 백프로파게이션(back propagation) 알고리즘을 사용하여 각 변수의 편미분 값을 구할 수 있으며, 이러한 값들을 활용하여 기울기 하강법(gradient descent)을 통해 수렴 지점에서의 변수들의 가중치 값을 계산할 수 있다.

[0072] 따라서 [0,1]사이의 센싱 데이터를 Sigmoid함수를 통해 비선형 변환했을 때 Layer 층의 수가 증가할수록 가중치가 작아져 한 점으로 수렴되지 않는 기울기 소실(gradient vanish)을 해결하고, 모델의 정확도를 높일 수 있는 효과를 제공한다.

[0073] [그림1]



[0074]

[0075] [그림 1]은 Hidden Layer 층에서 수행되는 비선형 변환의 종류와, 노드의 숫자를 변경하면서 테스트 값을 도출된 결과이다. 위 테스트는 Hidden Layer 층의 개수를 1~6까지 변경하고, 비선형 변환의 종류를 변경하면서 테스트하였다.

[0076] 표의 상단에 기재된 relu는 모든 비선형 변환을 relu로 했을 경우이고, (sig1, relu)는 하나의 비선형 변환을 sigmoid로 그리고 나머지 모든 비선형 변환을 relu로 했을 경우이며, (sig2, relu)는 두개의 비선형 변환을 sigmoid로 그리고 나머지 모든 비선형 변환을 relu로 했을 경우이고, sigmoid는 모든 비선형 변환을 sigmoid로 했을 경우이다. custom은 평균 값을 이용해 그보다 크면 사고, 작으면 비 사고로 판단하는 가장 단순한 형태의 알고리즘이고, 마지막 logistic은 딥러닝을 사용하지 않은 일반적인 분류 알고리즘이다.

[0077] [그림 1]을 참고하면 Hidden Layer 층을 2층으로 하고, 비선형 변환(non-linear activation)을 모두 LeRu로 했을 때 가장 높은 정확도를 가지는 것을 알 수 있다.

[0078] 상기와 같은 본 발명의 딥러닝을 이용한 사고 탐지 방법은 다수의 센싱 데이터를 기초로 딥러닝을 통해 개인의 행동 정보에 따른 사고 감지를 높은 정확도로 감지할 수 있는 효과를 제공한다.

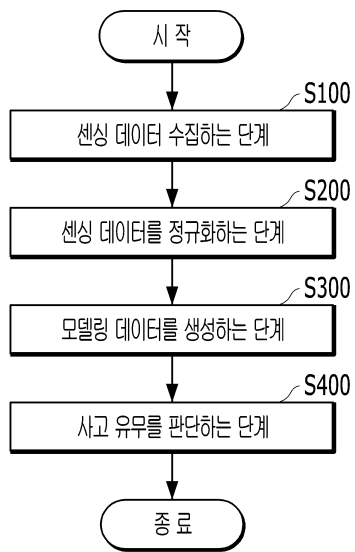
[0079] 본 명세서에서 설명되는 실시 예와 첨부된 도면은 본 발명에 포함되는 기술적 사상의 일부를 예시적으로 설명하는 것에 불과하다. 따라서, 본 명세서에 개시된 실시 예는 본 발명의 기술적 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이므로, 이러한 실시 예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아님은 자명하다. 본 발명의 명세서 및 도면에 포함된 기술적 사상의 범위 내에서 당업자가 용이하게 유추할 수 있는 변형 예와 구체적인 실시 예는 모두 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

- [0081] S100: 센싱 데이터를 수집하는 단계
 S200: 센싱 데이터를 정규화하는 단계
 S300: 모델링 데이터를 생성하는 단계
 S400: 사고 유무를 판단하는 단계

도면

도면1



도면2

