관 인 생 략

출 원 번 호 통 지 서

출 원 일 자	2024.11.19
특 기 사 항	심사청구(유) 공개신청(무) 참조번호(Pn2024N0310)
출 원 번 호	10-2024-0164731 (접수번호 1-1-2024-1268754-69) (DAS접근코드8D71)
출원인 명칭	조선대학교산학협력단(2-2005-017190-3)
대리인 성명	특허법인 지원(9-2017-100021-1)
발명자 성명	신종호 강하현 소민섭 키벳 던칸
발명의 명칭	예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치 및 그 구동 방법

특 허 청 장

<< 안내 >>

1. 귀하의 출원은 위와 같이 정상적으로 접수되었으며, 이후의 심사 진행상황은 출원번호를 이용하여 특허로 홈페이지(www.patent.go.kr)에서 확인하실 수 있습니다.
2. 출원에 따른 수수료는 접수일로부터 다음날까지 동봉된 납입영수증에 성명, 납부자번호 등을 기재하여 가까운 은행 또는 우체국에 납부하여야 합니다.
※ 납부자번호 : 0131(기관코드) + 접수번호
3. 귀하의 주소, 연락처 등의 변경사항이 있을 경우, 즉시 [특허고객번호 정보변경(경정), 정정신고서]를 제출하여야 출원 이후의 각종 통지서를 정상적으로 받을 수 있습니다.
4. 기타 심사 절차(제도)에 관한 사항은 특허청 홈페이지를 참고하시거나 특허고객상담센터(☎ 1544-8080)에 문의하여 주시기 바랍니다.
※ 심사제도 안내 : https://www.kipo.go.kr-지식재산제도

【서지사항】

【서류명】 특허출원서

【참조번호】 Pn2024N0310

【출원구분】 특허출원

【출원인】

【명칭】 조선대학교산학협력단

【특허고객번호】 2-2005-017190-3

【대리인】

【명칭】 특허법인 지원

【대리인번호】 9-2017-100021-1

【지정된변리사】 김지원,심성렬

【발명의 국문명칭】 예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치 및 그 구동 방법

【발명의 영문명칭】 ELECTRONIC BASED PRDDICTING FALL DETECTION USING KEY-POINT ON PREDICTION MODEL AND METHOD OPERATION THEREOF

【발명자】

【성명】 신종호

【성명의 영문표기】 Shin, Jong Ho

【국적】 KR

【주민등록번호】 740613-1XXXXXX

【우편번호】 07648

【주소】 서울특별시 강서구 공항대로 382, 107동 1504호(화곡동, 우장산롯데캐슬)

【거주국】 KR

【발명자】

【성명】 강하현

【성명의 영문표기】 Kang, Ha Hyun

【국적】 KR

【주민등록번호】 970223-2XXXXXX

【우편번호】 62025

【주소】 광주광역시 서구 화정로 126, 201동 503호(화정동, 화정동 대주피오레)

【거주국】 KR

【발명자】

【성명】 소민섭

【성명의 영문표기】 So, Min Seop

【국적】 KR

【주민등록번호】 921004-1XXXXXX

【우편번호】 61453

【주소】 광주광역시 동구 필문대로 343, 307호

【거주국】 KR

【발명자】

【성명】 키벳 던칸

【성명의 영문표기】 Kibet Duncan

【국적】 KR

【주민등록번호】 970310-5XXXXXX

【우편번호】 61445

【주소】 광주광역시 동구 지산로 57번길 5-10, 영보빌 210호

【거주국】 KR

【출원언어】 국어

【심사청구】 청구

【이 발명을 지원한 국가연구개발사업】

【과제고유번호】 1345370662

【과제번호】 LINC3.0-2023-43

【부처명】 교육부

【과제관리(전문)기관명】 한국연구재단

【연구사업명】 산학협력고도화지원

【연구과제명】 3단계산학연협력선도대학육성사업(LINC3.0)(0.5)

【과제수행기관명】 조선대학

【연구기간】 2023.03.01 ~ 2024.02.29

【취지】 위와 같이 특허청장에게 제출합니다.

대리인 특허법인 지원 (서명 또는 인)

【수수료】

【출원료】 0 면 46,000 원

【가산출원료】	53	면	0 원
【우선권주장료】	0	건	0 원
【심사청구료】	12	항	778,000 원
【합계】	824,000원		
【감면사유】	전담조직(50%감면)[1]		
【감면후 수수료】	412,000 원		
【첨부서류】	1.기타첨부서류[위임장]_1통		

1 : 기타첨부서류
PDF 파일 첨부

【발명의 설명】

【발명의 명칭】

예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치 및 그 구동 방법{ELECTRONIC BASED PRDDICTING FALL DETECTION USING KEY-POINT ON PREDICTION MODEL AND METHOD OPERATION THEREOF}

【기술분야】

【0001】본 발명의 다양한 실시예는, 예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치 및 그 구동 방법에 관한 것이다.

【발명의 배경이 되는 기술】

【0002】중증외상은 교통사고, 추락, 산업재해 등 외상적 요인에 의해 주요 장기에 손상을 입어 생명에 심각한 위협을 초래하는 경우를 의미한다. 중증외상은 국민의 생명과 직결되어 사회적으로 큰 문제가 대두되고 있으며, 이에 질병관리청은 2019 년에 지역사회 기반 중증외상 조사 사업을 구축하였다. 질병관리청 통계에 따르면, 국내에서 발생하는 중증외상의 주요원인으로는 2021 년 기준 운수사고(52.1%)와 추락·미끄러짐(40.5%)으로 나타났으며, 2017 년 이후부터 운수사고의 비율은 감소하는 반면, 추락·미끄러짐(이하 낙상) 사고의 비율은 증가하는 추세를 보였다.

【0003】특히, 최근 빠르게 증가하는 고령 인구는 이러한 문제를 더욱 악화시키며, 이는 건강 관리와 안전 문제에서 새로운 과제를 제시한다. 우리나라의 경

우 2023 년 기준으로 65 세 이상 인구가 전체 인구의 약 18.4%를 차지하고 있으며, 2040 년까지 34.4%를 넘을 것으로 예상된다. 이처럼 빠른 고령화는 사회 전반에 걸쳐 심각한 영향을 미치며, 특히 낙상 사고의 빈도와 중증외상의 발생률이 크게 증가하고 있다. 독거노인의 증가와 가족 부양의식의 약화는 이러한 문제를 더욱 심화시킨다. 실제로 노인 낙상 사고 사망 원인은 주로 '집'에서 발생하며, 이는 사고 이후 적절한 대처가 이루어지지 않기 때문이다.

【0004】또한, 긴급 상황에서의 신속한 대응은 환자의 생명과 치료에 매우 큰 영향을 미친다. 낙상 사고에 해당하는 중증외상환자의 경우 사고 발생 후 병원 이송까지의 시간이나 응급처치 여부 등에 따라 환자의 생존율이 크게 변할 수 있다. 급작스러운 쓰러짐을 유발하는 심정지나 호흡정지 등의 긴급 상황에서는 사고 발생 후 4 분에서 5 분 이내에 적절한 응급조치를 실행하지 않으면 생존율이 급격히 감소한다. 이는 낙상과 같은 사고에서도 마찬가지로 적용된다. 노인들은 신체적으로 약하고 회복력이 떨어지기 때문에, 긴급 상황에서의 대응이 더욱 중요하다.

【0005】따라서, 노인 낙상 사고의 위험성을 줄이고, 사고 발생 시 신속한 대응을 가능하게 하는 시스템의 개발이 필수적이다.

【선행기술문헌】

【특허문헌】

【0006】**(특허문헌 0001)** 한국등록특허공보 제10-2722097호(2024.10.22)

(특허문헌 0002) 한국공개특허공보 제10-2023-0049939호(2023.04.14)

【발명의 내용】

【해결하고자 하는 과제】

【0007】따라서, 본 실시예에서는, 카메라 모듈에서 획득된 이미지 데이터를 예측 모델에 입력하여 손쉽게 해당 결과 값을 출력하고, 이를 기반으로 추출된 낙상 결과 예측 데이터를 기초로 사용자의 낙상 여부를 손쉽게 파악할 수 있으며, 긴급 상황에서 신속한 대응을 위한 낙상 감지 시스템을 개발하고, 이를 통해 노인의 생명과 건강을 보호할 수 있는 전자 장치 및 그 구동 방법에 관한 것이다.

【과제의 해결 수단】

【0008】다양한 실시예들에 따르면, 예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치에 있어서, 적어도 하나의 카메라 모듈; 및 프로세서; 를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 적어도 하나의 카메라 모듈로부터, 사용자에 대한 다양한 포즈에 대한 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 획득하고, 상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 서브 딥러닝 모델에 입력하여 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력하고, 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 상기 예측 모델에 입력하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하고, 및 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 기 설정된 제1 임계 값

을 초과하면, 낙상 사고가 발생된 것으로 판단하도록 설정되고, 상기 예측 모델은, 복수의 전처리 이미지 데이터와, 복수의 낙상 결과 예측 데이터, 복수의 전문가에 판별된 복수의 사용자의 정상 상태 데이터, 및 복수의 전문가에 의해 판별된 복수의 사용자의 낙상 상태 데이터에 기반하여 학습된다.

【0009】 또 다른 다양한 실시예들에 따르면, 예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치의 구동 방법에 있어서, 상기 방법은, 적어도 하나의 카메라 모듈로부터, 사용자에 대한 다양한 포즈에 대한 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 획득하고, 프로세서를 통하여, 상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 서브 딥러닝 모델에 입력하여 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력하고, 상기 프로세서를 통하여, 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 상기 예측 모델에 입력하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하고, 및 상기 프로세서를 통하여, 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 기 설정된 제1 임계 값을 초과하면, 낙상 사고가 발생된 것으로 판단하도록 설정되고, 상기 예측 모델은, 복수의 전처리 이미지 데이터와, 복수의 낙상 결과 예측 데이터, 복수의 전문가에 판별된 복수의 사용자의 정상 상태 데이터, 및 복수의 전문가에 의해 판별된 복수의 사용자의 낙상 상태 데이터에 기반하여 학습된다.

【발명의 효과】

【0010】 본 실시예에 따르면, 전자 장치는, 적어도 하나의 이미지 데이터를 수신하고, 수신된 이미지 데이터에서 사용자의 포인트를 추출하면서 전처리하여 예측 모델에 통일성을 유지하여 입력할 수 있으며, 출력된 적어도 하나의 낙상 예측

데이터로 손쉽게 사용자의 낙상을 감지할 수 있으면서도 이를 외부에 알리기 용이한 이점이 있다.

【도면의 간단한 설명】

【0011】 도 1은 본 발명의 다양한 실시예에 따른 전자 장치 및 네트워크의 블록도를 도시한다.

도 2는 다양한 실시예들에 따른, 전자 장치가 동작하는 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 3은 다양한 실시예들에 따른, 전자 장치에 사용되는 실제 시스템 및 모델에 대한 예시도이다.

도 4는 다양한 실시예들에 따른, 전자 장치가 사용자의 중심점을 찾는 장면을 표시한 예시도이다.

도 5는 다양한 실시예들에 따른, 예측 모델에 사용되는 다양한 모델에 대한 예시도이다.

도 6은 다양한 실시예들에 따른, 전자 장치가 예측 모델에 대한 다양한 평가를 수행하기 위한 예시도이다.

【발명을 실시하기 위한 구체적인 내용】

【0012】 이하, 본 문서의다양한 실시예들이 첨부된도면을 참조하여 기재된다. 실시예및 이에 사용된 용어들은 본 문서에 기재된 기술을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 해당 실시예의 다양한변경, 균등물, 및/또는

대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 도면의 설명과 관련하여, 유사한구성요소에 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" 또는 "A 및/또는 B 중 적어도 하나" 등의 표현은 함께 나열된 항목들의 모든 가능한 조합을 포함할수 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 언급된때에는, 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나, 다른 구성요소(예: 제 3 구성요소)를 통하여 연결될수 있다.

【0013】본 문서에서, "~하도록 구성된(또는 설정된)(configured to)"은 상황에 따라, 예를 들면, 하드웨어적 또는 소프트웨어적으로 "~에 적합한," "~하는 능력을 가지는," "~하도록 변경된," "~하도록 만들어진," "~를 할 수 있는," 또는 "~하도록설계된"과 상호 호환적으로(interchangeably) 사용될 수 있다. 어떤 상황에서는, "~하도록 구성된 장치"라는 표현은, 그 장치가 다른 장치 또는 부품들과 함께 "~할 수 있는" 것을 의미할 수 있다. 예를 들면, 문구 "A, B, 및 C를 수행하도록 구성된(또는 설정된) 프로세서"는 해당 동작을 수행하기 위한 전용 프로세서(예: 임베디드 프로세서), 또는 메모리 장치에저장된 하나 이상의 소프트웨어 프로그램들을 실행함으로써, 해당 동작들을 수행할 수 있는 범용 프로세서(예: CPU 또

는 application processor)를 의미할 수 있다.

【0014】본 문서의 다양한 실시예들에 따른 전자 장치는, 예를 들면, 스마트폰, 태블릿 PC, 데스크탑 PC, 랩탑 PC, 넷북 컴퓨터, 워크스테이션, 서버 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.

【0015】도 1을 참조하여, 다양한 실시예에서의, 네트워크 환경(100) 내의 전자 장치(101)가 기재된다. 전자 장치(101)는 버스(110), 프로세서(120), 메모리(130), 입출력 인터페이스(140), 디스플레이(150), 통신 인터페이스(160) 및 적어도 하나의 카메라 모듈(170)을 포함할 수 있다. 어떤 실시예에서는, 전자 장치(101)는, 구성요소들 중 적어도 하나를생략하거나 다른 구성요소를 추가적으로 구비할 수 있다. 버스(110)는 구성요소들(110-170)을 서로 연결하고, 구성요소들 간의 통신(예: 제어 메시지 또는 데이터)을 전달하는 회로를 포함할 수 있다. 프로세서(120)는, 중앙처리장치, 어플리케이션 프로세서, 또는 커뮤니케이션 프로세서(communication processor(CP)) 중 하나 또는 그 이상을 포함할 수 있다. 프로세서(120)는, 예를 들면, 전자 장치(101)의 적어도 하나의 다른 구성요소들의 제어 및/또는 통신에 관한 연산이나 데이터 처리를 실행할 수 있다.

【0016】메모리(130)는, 휘발성 및/또는 비휘발성 메모리를 포함할 수 있다. 메모리(130)는, 예를 들면, 전자 장치(101)의 적어도 하나의다른 구성요소에 관계된 명령 또는 데이터를 저장할 수 있다. 한 실시예에 따르면, 메모리(130)는 소프트웨어 및/또는 프로그램(140)을 저장할 수 있다.

【0017】입출력 인터페이스(140)는, 예를 들면, 환자 또는 다른 외부 기기로

부터 입력된 명령 또는 데이터를 전자 장치(101)의 다른 구성요소(들)에 전달하거나, 또는 전자 장치(101)의 다른 구성요소(들)로부터 수신된 명령 또는 데이터를 환자 또는 다른 외부 기기로 출력할 수 있다.

【0018】디스플레이(150)는, 예를 들면, 액정 디스플레이(LCD), 발광 다이오드(LED) 디스플레이, 유기 발광 다이오드(OLED) 디스플레이, 또는 마이크로 전자기계 시스템(MEMS) 디스플레이, 또는 전자종이(electronic paper) 디스플레이를 포함할 수 있다. 디스플레이(150)는, 예를 들면, 환자에게 각종 콘텐츠(예: 텍스트, 이미지, 비디오, 아이콘, 및/또는 심볼 등)을 표시할 수 있다. 디스플레이(150)는, 터치 스크린을 포함할수 있으며, 예를 들면, 전자 펜 또는 환자의 신체의 일부를 이용한 터치, 제스쳐, 근접, 또는 호버링입력을 수신할 수 있다. 통신 인터페이스(160)는, 예를 들면, 전자 장치(101)와 외부 장치(예: 제 1 외부 전자 장치(102), 제 2 외부 전자 장치(104), 또는 서버(108)) 간의 통신을 설정할수 있다. 예를 들면, 통신 인터페이스(160)는 무선 통신 또는 유선 통신을 통해서 네트워크(162)에 연결되어 외부 장치(예: 제 2 외부 전자 장치(104) 또는 서버(108))와 통신할 수 있다.

【0019】무선 통신은, 예를 들면, LTE, LTE-A(LTE Advance), CDMA(code division multiple access), WCDMA(wideband CDMA), UMTS(universal mobile telecommunications system), WiBro(Wireless Broadband), 또는 GSM(Global System for Mobile Communications) 등 중 적어도 하나를 사용하는 셀룰러통신을 포함할 수 있다. 한 실시예에 따르면, 무선 통신은, 예를 들면, WiFi(wireless fidelity),

블루투스, 블루투스 저전력(BLE), 지그비(Zigbee), NFC(near field communication), 자력 시큐어 트랜스미션(Magnetic Secure Transmission), 라디오 프리퀀시(RF), 또는 보디 에어리어 네트워크(BAN) 중 적어도 하나를포함할 수 있다. 한실시예에 따르면, 무선 통신은 GNSS를 포함할 수 있다. GNSS는, 예를 들면, GPS(Global Positioning System), Glonass(Global Navigation Satellite System), Beidou Navigation Satellite System(이하 "Beidou") 또는 Galileo, the European global satellite-based navigation system일 수 있다. 이하, 본 문서에서는, "GPS"는 "GNSS"와 상호 호환적으로 사용될수 있다. 유선 통신은, 예를 들면, USB(universal serial bus), HDMI(high definition multimedia interface), RS-232(recommended standard232), 전력선 통신, 또는 POTS(plain old telephone service) 등 중 적어도 하나를포함할 수 있다. 네트워크(162)는 텔레커뮤니케이션 네트워크, 예를 들면, 컴퓨터 네트워크(예: LAN 또는 WAN), 인터넷, 또는 텔레폰 네트워크 중 적어도 하나를 포함할수 있다.

【0020】제 1 및 제 2 외부 전자 장치(102, 104, 106) 각각은 전자 장치(101)와 동일한 또는 다른 종류의 장치일수 있다. 다양한 실시예에 따르면, 전자 장치(101)에서 실행되는 동작들의 전부 또는 일부는 다른 하나 또는 복수의 전자 장치(예: 전자 장치(102, 104, 106), 또는 서버(108)에서 실행될 수 있다. 한 실시예에 따르면, 전자 장치(101)가 어떤 기능이나 서비스를 자동으로 또는 요청에 의하여 수행해야 할 경우에, 전자 장치(101)는 기능 또는 서비스를 자체적으로 실행시키는 대신에 또는 추가적으로, 그와 연관된 적어도 일부 기능을 다른 장치(예:

전자 장치(102, 104, 106), 또는 서버(108))에게 요청할 수 있다. 다른 전자 장치(예: 전자 장치(102, 104, 106), 또는 서버(108))는 요청된 기능 또는 추가 기능을 실행하고, 그 결과를 전자 장치(101)로 전달할수 있다. 전자 장치(101)는 수신된 결과를 그대로 또는 추가적으로 처리하여 요청된 기능이나 서비스를 제공할 수 있다. 이를 위하여, 예를 들면, 클라우드 컴퓨팅, 분산 컴퓨팅, 또는 클라이언트-서버 컴퓨팅 기술이 이용될수 있다.

【0021】일 실시예에 따르면, 적어도 하나의 카메라 모듈(170)은, 외부에 설치되어 RGB 카메라 모듈 또는 열화상 카메라 모듈로 사용될 수 있다. 예시로서, 적어도 하나의 카메라 모듈(170)은 가시광선 대역의 빛을 감지하고, 렌즈, 거울과 같은 반사 광원, 외부로부터 빛이 분사되는 모든 광원이 객체 표면에서 반사된 가시광선 대역의 빛을 감지하며, 일반적으로 사용되는 bayer image를 출력하는 카메라의 부품이며, 스마트폰과 같은 모바일 기기 및 자동차, 스마트가전 등에서 사진과 영상을 촬영하는 모듈일 수 있다.

【0023】도 2는 다양한 실시예들에 따른, 전자 장치가 동작하는 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

【0024】도 3은 다양한 실시예들에 따른, 전자 장치에 사용되는 실제 시스템 및 모델에 대한 예시도이다.

【0025】도 4는 다양한 실시예들에 따른, 전자 장치가 사용자의 중심점을 찾는 장면을 표시한 예시도이다.

【0026】도 5는 다양한 실시예들에 따른, 예측 모델에 사용되는 다양한 모델에 대한 예시도이다.

【0027】도 6은 다양한 실시예들에 따른, 전자 장치가 예측 모델에 대한 다양한 평가를 수행하기 위한 예시도이다.

【0029】201 동작에서, 전자 장치(101)(예: 도 1의 프로세서(120))는, 도 3에 도시된 바와 같이, 적어도 하나의 카메라 모듈(170)로부터, 사용자에 대한 다양한 포즈에 대한 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 획득할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터는, 사용자가 누운 포즈에 대한 이미지 데이터, 사용자가 기립한 포즈에 대한 이미지 데이터, 사용자가 앉아있는 포즈에 대한 이미지 데이터, 사용자가 누워있는 포즈에 대한 이미지 데이터, 사용자가 누워있거나 기립하는 행동 포즈에 대한 이미지 데이터, 및 사용자가 누워있거나 일어나거나 앉아있거나 기립하는 행동 포즈에 대한 이미지 데이터를 포함할 수 있다. 구체적으로, 사용자가 누운 포즈에 대한 이미지 데이터, 사용자가 기립한 포즈에 대한 이미지 데이터, 및 사용자가 앉아있는 포즈에 대한 이미지 데이터들은 각각 사용자가 누워있거나 기립하거나, 앉은 것에 대해서 촬영한 고정된 이미지 데이터로 구성될 수 있다. 또한, 사용자가 누워있거나 기립하는 행동 포즈에 대한 이미지

데이터, 및 사용자가 누워있거나 일어나거나 앉아있거나 기립하는 행동 포즈에 대한 이미지 데이터는 각각 사용자가 각각 상황에 맞는 행동에 대한 행동 데이터들로 구성될 수 있다. 또 다른 구체적으로, 전자 장치(101)는, 적어도 하나의 카메라 모듈(170)로 사용자의 다양한 포즈를 각각 적어도 100회이상 촬영하여 획득할 수 있다. 또한, 전자 장치(101)는, 별도 도시하지 않았으나, 가속도 측정 모듈을 통해 획득된 가속도 데이터를 추가로 획득할 수 있다. 이는, 사용자의 외부 전자 장치(102, 104, 106)과 연동된 가속도 측정 모듈을 통하여 획득된 데이터를 의미할 수 있다. 이후, 전자 장치(101)는, 획득된 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터 및/또는 가속도 데이터를 서브 딥러닝 모델에 입력할 수 있다.

【0030】 203 동작에서, 전자 장치(101)(예: 도 1의 프로세서(120))는, 도 4에 도시된 바와 같이, 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 서브 딥러닝 모델에 입력하여 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 전자 장치(101)는, 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터에서 사용자에 대한 관절 포인트로 구성된 적어도 하나의 엣지 데이터와, 사용자에 대한 골격 포인트로 구성된 적어도 하나의 스톤 데이터를 추출하고, 적어도 하나의 엣지 데이터 및 적어도 스톤 데이터를 하기의 [수학식 1]에 기초하여 사용자의 중심점 데이터를 추출할 수 있다.

【0031】 [수학식 1]

【0032】 (1) $M_1 = (\frac{p_{1x}+p_{2x}}{2}, \frac{p_{1y}+p_{2y}}{2}, \frac{p_{1z}+p_{2z}}{2})$

【0033】(2) $M_2 = (\frac{p_{3x}+p_{4x}}{2}, \frac{p_{3y}+p_{4y}}{2}, \frac{p_{3z}+p_{4z}}{2})$

【0034】(3) $C = (\frac{M_{1x}+M_{2x}}{2}, \frac{M_{1y}+M_{2y}}{2}, \frac{M_{1z}+M_{2z}}{2})$

【0035】여기서, $p_{1_x}, p_{1_y}, p_{1_z}$ 는 사용자의 좌측 어깨에 대한 엣지 값이고, $p_{2_x}, p_{2_y}, p_{2_z}$는 사용자의 우측 골반에 대한 엣지 값이고, p_{3_x}, p_{3_y}, p_{3_z}는, 사용자의 우측 어깨에 대한 엣지 값이고, $p_{4_x}, p_{4_y}, p_{4_z}$는 사용자의 좌측 골반에 대한 엣지 값이고, M_1은 사용자의 좌측 어깨 및 사용자의 우측 골반에 대한 중간 포인트 값이고, M_2는 사용자의 우측 어깨 및 사용자의 좌측 골반에 대한 중간 포인트 값이고, C는 사용자의 중심점 데이터임.

【0036】구체적으로, 전자 장치(101)는, mediapipe라는 구글에서 개발된 다목적 프레임워크를 기반으로 사용될 수 있다. 또한, 전자 장치(101)에 사용되는 프레임워크는 영상, 오디오, 센서 데이터와 같은 지각 데이터를 처리하기 위한 파이프라인을 구성하는데 사용되며, Pose, Face Detection, Face Mesh, Hand과 같은 모듈을 제공하여 다양한 컴퓨터 비전 작업을 지원할 수 있다. 또한, 전자 장치(101)에 사용되는 프레임워크는 이미지 데이터나 비디오 프레임 데이터를 입력으로 받아들이고 총 33 개의 키포인트(keypoint)를 검출하고 각 검출된 키포인트에 대한 x, y, z 좌표와 visibility 값을 포함한 좌표 세트를 출력한다. 여기서 x,y 좌표는 2D 평면 상의 위치를 나타내며, z 좌표는 깊이 정보를 제공할 수 있으며, visibility는 사용자를 촬영한 각 키포인트의 신뢰도로, 해당 키포인트가 영상 데이터에서 얼마나 보이는지 확인할 수 있는 데이터로 구성될 수 있다. 이후, 전자 장치(101)는,

상기의 [수학식 1]을 기초로 사용자의 중심점을 산출하고, 사용자의 중심점이 움직이는 속도를 산출하여 낙상인지 여부를 판단할 수 있는 기준점으로 설정될 수 있고, 도 4에 도시된 바와 같이 산출될 수 있다.

【0037】 또 다른 일 실시예에 따르면, 전자 장치(101)는, 사용자의 중심점 데이터와, 적어도 하나의 엣지 데이터 및 적어도 스톤 데이터를 하기의 [수학식 2]에 기초하여 사용자의 이동 값을 산출하고, 및 적어도 하나의 엣지 데이터, 적어도 스톤 데이터, 사용자의 중심점 데이터, 및 사용자의 이동 값을 서브 딥러닝 모델에 입력하여 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력할 수 있다.

【0038】 [수학식 2]

【0039】 (1) $\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k + K(z_k - H\hat{x}_{k-1})$

【0040】 (2) $u_t = |P_t - P_{t-1}|$

【0041】 여기서, $\hat{x}_k$는 상태 변수 값이고, u_k는 제어 입력 값이고, z_k는 관측된 값이고, A는 상태 전이 행렬 값이고, B는 제어 행렬 값이고, K는 칼만 이득(Kalman gain)이고, u_t는 특정 시간 값(t)의 속도, P_t는 특정 시간 값에서의 위치를 나타냄.

【0042】 구체적으로, 전자 장치(101)는, 칼만 필터(Kalman fliter)를 적용한 상기의 [수학식 2]를 기초로 각 사용자의 포즈 데이터에서 추출된 각 키 포인트의 속도를 산출할 수 있다. 여기서, 칼만 필터는, 관찰된 데이터를 기반으로 시스템의 상태를 추정하는데 사용되는 알고리즘으로 데이터를 정확히 추적하여 산출할 수 있다. 특히, 전자 장치(101)는, 칼만 필터가 정형화된 3D 좌표 데이터(예: 도 4의 3D

좌표 데이터 참조)를 기초로 상기의 [수학식 2]의 (2)에 기초하여 각 시간 단계에서의 속도를 산출할 수 있다. 상기와 같은 과정을 거친 본 실시예의 전자 장치(101)는, 사용자의 중심점을 산출하고, 각 점마다의 이동 속도를 산출하여 사용자의 낙상을 감지하는데 명확하게 확인할 수 있다.

【0043】 또 다른 일 실시예에 따르면, 서브 딥러닝 모델은, 복수의 엣지 데이터, 복수의 스톤 데이터, 및 복수의 사용자의 중심점 데이터와, 복수의 사용자의 이동 값 및 복수의 전처리 이미지 데이터에 기반하여 학습될 수 있다. 구체적으로, RNN 구조로서, LSTM, GRU 중 적어도 하나가 이용될 수 있다. 더 구체적으로, RNN(Recurrent Neural Network)은 은닉 계층안에 하나 이상의 순환 계층을 갖는신경망을 의미하고, 순환신경망은 다른 네트워크들과 입력을 받는 방식에 차이가 있으며, 일반적으로 순서가 있는 데이터에 주로 사용되며, 상기 데이터를 입력을 시작으로 하나의 네트워크를 통해서 순서대로 출력을 획득할 수 있다. 또한, RNN에 주로 이용되는 순서 데이터는 소리, 언어, 날씨, 주가 등의데이터처럼 시간의 변화에 함께 변화하면서 그 영향을 받는 데이터를 의미할 수 있다. LSTM(long short term memory)는, RNN에서 장기 의존성 문제가 발생될 수 있고, 이를 극복하기 위해 변형한 구조일 수 있다. LSTM 레이어는 출력값 이외에, LSTM셀 사이에서 공유되는 셀의상태가 존재한다는 점이특징이고, 셀 상태가 함께 다음 레이어로 전달되면서, 기존의 상태를 보존하여 장기의존성 문제를 해결할 수 있다. GRU(gate recurrent unit)은 LSTM과 비슷한 역할을 하지만, 더 간단한 구조로 이루어져 있어서 계산상으로 효율적으로 사용될 수 있고, GRU는 LSTM에서의 셀 상태(cell state) 역할의 c

가 별도 존재하지 않고, cell state의 역할을 다음의 출력h에서 그 역할을 함께할 수 있으며, GRU에서는 Update Gate, Reset Gate 두 가지만 존재함으로써 구조가 단순하면서도 효율적으로 사용되어 RNN의 기술에서 가장 최근에 생성된 구조일 수 있다. 또한, 서브 딥러닝 모델은 RNN의 구조를 적용하고 있으며, 이에대한 예시는 한정되지 않는다.

【0044】 205 동작에서, 전자 장치(101)(예: 도 1의 프로세서(120))는, 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 예측 모델(300)에 입력하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력할 수 있다.

【0045】 일 실시예에 따르면, 전자 장치(101)는, 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 하기의 [수학식 3]에 기초하여 표준 정규 값으로 전처리하고, 표준 정규 값으로 전처리된 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 예측 모델(300)에 입력하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력할 수 있다.

【0046】 $x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$

【0047】 여기서, x'는 표준 정규 값으로 전처리된 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터이고, x_{min} 및 x_{max}는 표준 정규 값에 대한 최소 값 및 최대 값임.

【0048】 구체적으로, 전자 장치(101)는, 서브 딥러닝 모델에서 출력된 전처리 이미지 데이터를 일관성 및 신뢰성을 확보하기위해 각각 데이터 정규화를 상기의 [수학식 3]에 의해 동일한 범위로 조정할 수 있다. 또한, 전자 장치(101)는, 각 다른 범위를 가진 데이터들을Min-Max 정규화를 사용하여 모든 좌표 데이터를 0~1의

값으로 변환할 수 있다. 이는, 후술할 예측 모델(300)에서 사용되는 시계열 데이터의 경우 시간에 따른 변화 패턴을 효과적으로 학습하기 위해 정규화된 데이터로 변경하는 것이 필수로 구성될 수 있다. 이후, 전자 장치(101)는 정규화된 전처리 이미지 데이터를 예측 모델(300)에 입력할 수 있다.

【0049】또 다른 일 실시예에 의하면, 예측 모델(300)은, 도 5에 도시된 바와 같이, 복수의 전처리 이미지 데이터와, 복수의 낙상 결과 예측 데이터, 복수의 전문가에 판별된 복수의 사용자의 정상 상태 데이터, 및 복수의 전문가에 의해 판별된 복수의 사용자의 낙상 상태 데이터에 기반하여 학습될 수 있다. 또한, 예측 모델(300)은, 시계열 데이터 처리를 위한LSTM(long short-term memory), GRU(gated recurrent unit), 및 시계열 데이터의 셀프 어텐션이 추가된 transformer로 구성될 수 있다.

【0051】구체적으로, 복수의 전처리 이미지 데이터를 기초로 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하기 위한 예측 모델(300)은, 기초 데이터에서 지도학습(unsupervised learning)을 통해 훈련된 AI 신경망 모델로 구동될 수 있다. 또한, 지도학습 알고리즘은 예를통해 학습하도록 설계될 수 있고, 인간인 사용자가 문제에 대한답을 알고 있고, 인공지능(AI)이 그것을 알아낼 수 있도록 훈련시키고자 할 때 사용할 수 있다. 이는 예시로 교사의 도움을 받아알고리즘을 ‘정답’으로 안내하면서 학습시키는 것과 같으므로 아이가 스스로 실험하고 시행착오를 거치며 배우는 비지도 학습 알고리즘과 다를 수 있다. 구체적인 예시로서, 지도 학습알

고리즘은 데이터에서 패턴을 찾아내는 데 능숙하기 때문에 이미지 인식 소프트웨어에 주로탑재될 수 있다. 예를들면, 알고리즘에 과일바구니를 보여주고 구부러진 노란색 과일은 바나나, 둥근 모양의 오렌지색 과일은 오렌지 등으로 인식하도록 훈련하면 각 과일의 특성을 빠르게 학습하고 스스로 식별할 수 있게 될 수 있다. 예측 모델(300)은 훈련데이터(이 경우 과일바구니에 해당)를 통해 학습하고 그렇게 학습한 지식을 새로운 테스트 데이터(이 경우 추가로 보여준 새로운 과일)에 적용하는 지도 학습알고리즘의 좋은 예일수 있다. 다른예시로서, 지도 학습알고리즘은 길찾기 앱들을 이용하여 특정 목적지까지 이동하는데 걸리는 시간을 상당히 정확하게 예측할 수 있다. 예시로, 지도 학습 알고리즘은 사용자에게 정확한 이동시간을 알려주기 위해하루 중 해당 시간대, 주중 해당 요일, 목적지까지의 거리, 기상조건, 교통량 등 모든 종류의 데이터를 분석할 수 있다. 추가로, 지도 학습 알고리즘은 비슷한 조건에서 비슷한 경로, 심지어 동일한 경로로 이동하는 다른사용자의 여정 데이터까지 분석하여 특정 사용자에게 예상도착 시간을 알려주게 될 수 있다. 그리고 상단의 모든 과정에 대한 시간 소요는 단 몇 초 만에행동이 완료될 수 있다. 지도 학습은 일련의 활용 가능한 참조 포인트(즉, 훈련 데이터) 또는부정할 수 없는 진실(바나나의 모양)이 있어서 알고리즘을 훈련하는 데 사용할 수 있을 때 가장 적합할 수 있다. 다른 예를들어, 예측 모델(300)은 텍스트 데이터, 이미지 데이터, 및 음원 데이터 중 적어도 하나의 데이터를 기반으로 다중 모달 기반의 모델로 훈련시켜 다양한 이미지화를 구현할 수 있다. 일 실시예에서, 이는 기존의 딥러닝 방식보다 레이블이 지정된 작업별 훈련 데이터의 양을 감소할 수 있고, 한번 구축하

면 적은 양의 훈련 데이터로 다양한 훈련이 가능하여 데이터 수집 및 레이블 지정이 용이하며, 정확도가 향상될 수 있다.

【0052】 구체적으로, 예측 모델(300)은, 다른 변수에 영향을 받지 않고입력 데이터(Independent variable)로 사용되는 변수를 추출온도, 추출 시간, 마쇄이며, 입력 데이터의 변화에 따라 변하는 변수인 종속 변수(Dependent variable)가 유효 성분의 수율 값으로 인공지능 모델의 출력 값으로 사용될 수 있다. 이는, 전자 장치(101)가 예측 모델(300)을 사용하기 위해서 독립변수별 변수의 범위에서 오는 편차가 분석에 주는 영향을 줄이기 위해 정규화를 수행하고, 본 실시예에서는 보편적으로 사용되는 최댓값과 최솟값을 사용한 정규화를 사용할 수 있다.

【0053】 또한, 예측 모델(300)은, 도 5(a)에 도시된 바와 같이, 장단기 기억망(long short-term memory, LSTM) 구조로써, 시계열 데이터나 순차적 데이터에서 패턴을 학습하는 데 특화된 인공신경망의 한 종류로, 주로 순환신경망(Recurrent Neural Network, RNN)의 문제를 개선한 형태로써, RNN은 과거 정보를 기반으로 미래를 예측하는 구조이지만, 긴 시퀀스에서 학습하기 어려운 기울기 소실(Gradient Vanishing) 문제를 갖고 있어, 장기간의 의존 관계를 처리하는 데 어려움이 있었으나, 예측 모델(300)(LSTM)은 이러한 문제를 해결하기 위해 특별한 게이트 구조를 도입하여 정보의 흐름을 제어함으로써, 장기적인 의존성을 학습할 수 있다. 예측 모델(300)은, 입력 게이트(Input Gate), 망각 게이트(Forget Gate), 출력 게이트(Output Gate) 등 3개의 게이트를 활용하여 정보를 선택적으로 기억하고 잊는 방식으로 작동할 수 있고, 이러한 게이트들은 각각의 시점에서 다음을 수행할 수 있다.

먼저, 입력 데이트는, 새로 입력되는 정보를 얼마나 많이 받아들일지 결정하고, 망각 게이트는 이전에 저장된 정보를 어느 정도로 잊을지 결정하며, 출력 게이트는, 현재의 상태에서 다음으로 전달할 정보의 양을 결정할 수 있다. 상단의 3개의 게이트를 기반으로 예측 모델(300)은, 과거의 정보가 현재의 예측에 필요할지 여부를 스스로 학습하고 조절하고, 문장의 처음 부분에 있는 정보가 문장의 끝 부분에서 필요한지 여부를 학습을 통해 알 수 있다. 또한, 예측 모델(300)(LSTM)은, 문장 생성, 번역, 감정 분석 등에 활용은 자연어 처리로써, 특히 기계 번역에서 문장 전체의 문맥을 파악할 수 있는 강점이 있고, 음성 데이터를 시계열로 처리하여 특정 단어나 구문을 인식할 수 있으며, 과거의 주가 변동 패턴을 학습하여 미래의 주가를 예측하는 데 사용될 수 있고, 동영상에서 시간에 따른 프레임 간의 변화를 학습하여 행동 예측이나 장면 분류 등에 활용하며, 환자의 과거 병력 및 진료 기록을 분석하여 장기적인 예측, 예를 들어 질병의 발병 확률을 예측하는 데 사용할 수 있다. 또한, 예측 모델(300)(LSTM)은 과거 데이터가 길어도 이를 잘 기억하고 활용할 수 있다는 이점이 있다. 다만, 예측 모델(300)(LSTM)은 계산 비용이 높고, 데이터의 양이 많아지면 학습 시간이 길어질 수 있어, GRU(Gated Recurrent Unit)나 Transformer 모델과 같은 다른 순차 모델들이 등장하면서 여러 상황에서 선택적으로 사용되어 극복되는 구조를 포함할 수 있다.

【0054】또한, 예측 모델(300)은, 도 5(b)에 도시된 바와 같이, Gated Recurrent Unit(GRU)의 구조로써, 순환 신경망(RNN)의 한 종류로, 시계열 데이터를 처리하고시간적 의존 관계를 모델링하는 데 사용된다. 이 모델은 LSTM 과 유사한

기능을 제공하지만, 더 간단한 구조를 가지고 있다. GRU는 기본적으로 업데이트 게이트와 리셋 게이트의 두 가지 게이트로 구성되어 있다. 업데이트 게이트는 현재 입력 데이터가 얼마나 중요한지를 결정하고, 이전 타임 스텝의 정보를 얼마나 유지할지를 결정한다. 리셋 게이트는 이전 메모리의 일부를 삭제하여현재 입력을 처리하는 데 중점을 둔다. 이러한 게이트 메커니즘을 통해 GRU는 장기 의존성을 효과적으로 학습할 수 있다. 또한, 예측 모델(300)로 사용되는 GRU는 LSTM 보다 더 간단하고 계산적으로 효율적이며, 작은 데이터셋에서도 잘 작동할 수 있다는 장점이 있다. 이로 인해 GRU는 빠른 학습과 예측을 요구하는 실시간 응용 분야에서특히 유용하다. 또한, GRU의 간단한 구조는 학습 과정에서의 파라미터 튜닝을 줄이고, 더 빠른 수렴을 가능하게 한다. 본 실시예에서의 예측 모델(300)에 사용되는 GRU 모델은 다음과 같은 단계를 통해 설계되었다. GRU 모델의 입력 데이터는 MediaPipe를 통해 추출된 좌표와 중심점, 4 개의 키포인트의 속도를 포함한다. 시퀀스 데이터의 시간 단계와 특징의 수를 정의하여, GRU 모델은 99 개의 타임 스텝을 가진 시퀀스 데이터를 입력으로 받는다. 각 타임 스텝은 140 개의 특징을 포함한다. 입력 시퀀스는 각 프레임에서 추출된 키포인트의 좌표 정보를 나타내며, 이는 사람이 움직이는 동안의 자세 변화를 학습하는 데 사용된다. 출력 데이터는 각 프레임이 특정 동작에 속할확률을 나타내는 6 개의 클래스 확률 값으로 구성된다. 이러한 입력 데이터를 처리하기 위해 Sequential API를 사용하여 GRU 층과Dropout 정규화 층을 차례로 쌓아 모델 아키텍처를 정의한다. 첫번째 GRU 층은 50 개의 유닛을 가지며, 입력 시퀀스의 각 타임 스텝을 처리한다. 드롭아웃 레이어는 과적합을방지하고, 두번째 GRU

층은 첫번째 레이어의 출력을 받아 추가적인 시퀀스 처리를 수행한다. 마지막으로, 출력 레이어는50 개의 유닛을 가진 완전 연결(Dense) 은닉층과출력 클래스 수에 해당하는 소프트 맥스 활성화 함수를 포함한다. 모델은 LSTM 과 마찬가지로 Adam, SGD, AdamW 옵티마이저를 사용하여 컴파일 되고, 희소 카테고리 크로스엔트로피 손실 함수를 사용하여 모델 손실을 정의하였다.

【0055】또한, 예측 모델(300)은, 도 5(c)에 도시된 바와 같이, Transformer의 구조로써, Transformer 인코더는기존의 순환 신경망(RNN)이나 LSTM 과 달리 세 가지 주요 구성 요소인 셀프 어텐션(self-attention), 층 정규화(layer normalization), 및 피드포워드 신경망(feed-forward neural network)을 통해 시퀀스 데이터를 처리한다. 자연어 처리 분야에서 주로 사용되어왔으나, 본 실시예에서는 인간의 동작 패턴을 분석하는 데에도 효과적으로 적용되었다. ransformer의 주요 특징 중 하나는 셀프 어텐션 메커니즘이다. 셀프 어텐션은 입력 시퀀스 내에서 각 위치의 단어가 다른 모든 위치의 단어들과 상호작용할 수 있도록 한다. 이를 통해 각 단어가 문맥을 이해하고, 전체 시퀀스의 패턴을 학습하는 데 도움을 준다. 이 과정에서 어텐션 스코어를 계산하여, 각 단어가 다른 단어에 얼마나 주의를 기울어야하는지를 결정한다. 이러한 셀프 어텐션 메커니즘은 모델이 긴 시퀀스의 패턴을 효과적으로 학습할 수 있게 하며, 이는 RNN이나 LSTM 과 같은 순환신경망이 가지는 한계를 극복하는 데 유리하다. 또한, Transformer는 층 정규화를 사용하여 학습의 안정성을 높이고, 과적합을 방지한다. 층 정규화는 각 층의 출력을 정규화하여, 학습과정에서 발생할 수 있는 값의 폭발이나 소멸 문제를 완화시킨다. 이를

통해 모델은 더 빠르고 안정적으로 학습할 수 있다. 피드포워드 신경망은각 인코더 블록의 셀프 어텐션 층 뒤에 위치하며, 입력 시퀀스의 특성을 더 깊이 있게 학습한다. 피드포워드 신경망은 입력을 여러차원으로 변환하고, 비선형 활성화 함수를 통해복잡한 패턴을 학습한다. Transformer는 병렬 처리가 가능하다는 장점이 있다. RNN이나 LSTM 과 달리, Transformer는 입력 시퀀스의 각 위치를 독립적으로 처리할 수 있어 병렬화가 가능하다. 이는 대규모 데이터셋을 학습하는 데 있어 계산 효율성을 크게 향상시킨다. 또한, 입력 시퀀스의 길이에 관계없이 동일한 구조를 유지할 수 있어, 다양한 길이의 시퀀스를 처리하는 데 유연성을 제공한다.

【0056】즉, 본 실시예의 예측 모델(300)은, 도 5에 도시된 바와 같이, LSTM, GRU, 및 transformer 모델 전체를 사용할 수 있고, 후술할 다수의 모델을 평가하여 최대한 최적화된 낙상 결과 예측 모델을 출력할 수 있다.

【0057】또 다른 일 실시예에 의하면, 전자 장치(101)는, 도 6에 도시된 바와 같이, 예측 모델(300)로부터 출력된 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 하기의 [수학식 4]에 기초하여 다양한 방법으로 평가를 수행하고, 평가를 수행한 값을 출력한 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 하기의 [수학식 4]에 기초하여 정확도를 평가하고, 및 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 기 설정된 제2 임계 값과 비교하여, 제2 임계 값을 초과한 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 품질이 좋은 것으로 판단할 수 있다.

【0058】[수학식 4]

【0059】(1) $Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$

【0060】(2) $Precision = \frac{TP}{TP+TN}$

【0061】(3) $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

【0062】(4) $F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall}$

【0063】(5) $FPR = \frac{FP}{FP+TN}$

【0064】(6) $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$

【0065】여기서, TP는 true positive로써, 실제 분류와 예측 분류가 동일하게 정답으로 추출한 값이고, TN은 true negative로써 실제 분류와 예측 분류가 동일하게 정답이 아닌 것으로 추출한 값이고, FP는 false positive로써, 실제 분류에서는 정답이 아니나 예측 분류가 정답인 것으로 추출한 값이고, FN은 false negative 값이고, FPR는 거짓 정답 비율 값이고, TPR는 실제 정답 비율 값임.

【0066】구체적으로, 전자 장치(101)는, 다수의 모델로 구성된 예측 모델(300)에서 각각 출력된 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 상기의 [수학식 4]의 (1)로 올바르게 예측한 값을 산출하고, 상기의 [수학식 4]의 (2)로 긍정 클래스와 실제 긍정 클래스 값에 대한 비율 값을 산출하며, 상기의 [수학식 4]의 (3)으로 올바르게 예측된 비율 값을 산출하고, 상기의 [수학식 4]의 (4)로 정밀도와 재현율의 조화 값을 산출할 수 있다. 이후, 전자 장치(101)는, 도 6(a)에 도시한 바와 같이, 거짓 긍정 비율 값 및 실제 긍정 비율 값에 대한 관계를 산출할 수 있다. 또한, 전자 장치(101)는, 비율이 좋은 것을 판단하기 위해 기 설정된 제2 임계 값

(예: 0.8)과 추출된 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 비교할 수 있다. 여기서, 전자 장치(101)는, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 제2 임계 값을 초과한 것으로 판단하면, 좋은 모델로 추출된 것으로 설정하여 다음 단계로 진행할 수 있고, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 제2 임계 값을 초과하지 않은 것으로 판단하면, 일부 부정확하게 추출된 것으로 설정하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 다시 예측 모델(300)에 입력하여 제2 임계 값을 초과할 때까지 재학습시킬 수 있다.

【0067】207 동작에서, 전자 장치(101)(예: 도 1의 프로세서(120))는, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 기 설정된 제1 임계 값을 초과하였는지 판단할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 제1 임계 값은, 중심 값에 대한 급격한 변동 값으로 속도가 1M/s이면서, 방향이 낙하하는 방향 값으로 설정될 수 있다. 또한, 제1 임계 값은 관리자의 설정에 따라 중심 값의 변동을 최소 0.5M/s에서 최대 3M/s로 설정될 수 있다. 이후, 전자 장치(101)는, 관리자에 의해 설정된 제1 임계 값을 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터와 비교하여, 사용자가 낙상에 대한 사고인지 판단할 수 있다.

【0068】209 동작에서, 전자 장치(101)(예: 도 1의 프로세서(120))는, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 제1 임계 값을 초과한 것으로 판단하면, 촬영된 사용자가 낙상 사고가 발생된 것으로 판단할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 전자 장치(101)는, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터에서 추출된 중심점이 2.3M/s에 아래 방향으로 이동한 것을 확인하면, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데

이터가 기 설정된 제1 임계 값(예: 1M/s, 아래방향)을 초과한 것으로 판단하고, 이는 촬영된 사용자가 낙상 사고가 발생된 것으로 판단할 수 있다.

【0069】 한편, 207 동작에서, 전자 장치(101)(예: 도 1의 프로세서(120))는, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 제1 임계 값을 초과하지 않은 것으로 판단하면, 211 동작에서, 전자 장치(101)(예: 도 1의 프로세서(120))는, 촬영된 사용자가 낙상 사고가 아닌 단순 상황이 발생된 것으로 판단할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 전자 장치(101)는, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터에서 추출된 중심점이 0.3M/s에 아래가 아닌 다른 방향으로 이동한 것을 확인하면, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 기 설정된 제1 임계 값(예: 1M/s, 아래방향)을 초과하지 않은 것으로 판단하고, 이는 촬영된 사용자가 낙상 사고가 아닌 단순 상황이 발생된 것으로 판단할 수 있다.

【0070】 213 동작에서, 전자 장치(101)(예: 도 1의 프로세서(120))는, 통신 인터페이스(예: 도 1의 통신 인터페이스(160))를 통하여, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터 및 낙상 사고인지 여부가 판단된 데이터를 외부 전자 장치(102, 104, 106)에 송신할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 전자 장치(101)는, 통신 인터페이스(도 1의 통신 인터페이스(160))를 통하여, 제1 임계 값의 결과 유무에 따른 결과 데이터와 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 어플리케이션(미도시)를 통하여 사용자의 외부 전자 장치(102, 104, 106)에송신할 수 있다. 특히, 전자 장치(101)는, 제1 임계 값을 초과한 것으로 판단된 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 사용자와 인접한 관계를 맺은 복수의 사용자의 외부 전자 장치(102, 104, 106)에송

신하여 사용자가 낙상한 것을 빠르게 알릴 수 있다.

【0072】 본 실시예에 따르면, 전자 장치(101)는, 적어도 하나의 이미지 데이터를 수신하고, 수신된 이미지 데이터에서 사용자의 포인트를 추출하면서 전처리하여 예측 모델(300)에 통일성을 유지하여 입력할 수 있으며, 출력된 적어도 하나의 낙상 예측 데이터로 손쉽게 사용자의 낙상을 감지할 수 있으면서도 이를 외부에 알리기 용이한 이점이 있다.

【0074】 다양한 실시예들에 따르면, 예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치에 있어서, 적어도 하나의 카메라 모듈; 및 프로세서; 를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 적어도 하나의 카메라 모듈로부터, 사용자에 대한 다양한 포즈에 대한 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 획득하고, 상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 서브 딥러닝 모델에 입력하여 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력하고, 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 상기 예측 모델에 입력하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하고, 및 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 기 설정된 제1 임계 값을 초과하면, 낙상 사고가 발생된 것으로 판단하도록 설정되고, 상기 예측 모델은, 복수의 전처리 이미지 데이터와, 복수의 낙상 결과 예측 데이터, 복수의 전문가에 판별된 복수의 사용자의 정상 상태 데이터, 및 복수의 전문가에 의해 판별된 복수의 사용자의 낙상 상태 데이터에 기반하여 학습된다.

【0075】다양한 실시예들에 따르면, 상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터는, 상기 사용자가 누운 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 기립한 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 앉아있는 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 누워있는 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 누워있거나 기립하는 행동 포즈에 대한 이미지 데이터, 및 상기 사용자가 누워있거나 일어나거나 앉아있거나 기립하는 행동 포즈에 대한 이미지 데이터를 포함한다.

【0076】다양한 실시예들에 따르면, 상기 프로세서는, 상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터에서 상기 사용자에 대한 관절 포인트로 구성된 적어도 하나의 엣지 데이터와, 상기 사용자에 대한 골격 포인트로 구성된 적어도 하나의 스톤 데이터를 추출하고, 상기 적어도 하나의 엣지 데이터 및 상기 적어도 스톤 데이터를 하기의 [수학식 1]에 기초하여 상기 사용자의 중심점 데이터를 추출하도록 설정된다.

【0077】[수학식 1]

【0078】(1) $M_1 = (\frac{p_{1x}+p_{2x}}{2}, \frac{p_{1y}+p_{2y}}{2}, \frac{p_{1z}+p_{2z}}{2})$

【0079】(2) $M_2 = (\frac{p_{3x}+p_{4x}}{2}, \frac{p_{3y}+p_{4y}}{2}, \frac{p_{3z}+p_{4z}}{2})$

【0080】(3) $C = (\frac{M_{1x}+M_{2x}}{2}, \frac{M_{1y}+M_{2y}}{2}, \frac{M_{1z}+M_{2z}}{2})$

【0081】여기서, p_{1_x} ,p_{1_y},p_{1_z} 는 상기 사용자의 좌측 어깨에 대한 상기 엣지 값이고, p_{2_x} ,p_{2_y},p_{2_z}는 상기 사용자의 우측 골반에 대한 상기 엣지 값이고, p_{3_x}, p_{3_y},p_{3_z}는, 상기 사용자의 우측 어깨에 대한 상기 엣지 값이고, p_{4_x} ,p_{4_y},p_{4_z}는 상기 사용자의 좌측 골

반에 대한 상기 엣지 값이고, M_1은 상기 사용자의 좌측 어깨 및 상기 사용자의 우측 골반에 대한 중간 포인트 값이고, M_2는 상기 사용자의 우측 어깨 및 상기 사용자의 좌측 골반에 대한 중간 포인트 값이고, C는 상기 사용자의 중심점 데이터임.

【0082】 다양한 실시예들에 따르면, 상기 프로세서는, 상기 사용자의 중심점 데이터와, 상기 적어도 하나의 엣지 데이터 및 상기 적어도 스톤 데이터를 하기의 [수학식 2]에 기초하여 상기 사용자의 이동 값을 산출하고, 및 상기 적어도 하나의 엣지 데이터, 상기 적어도 스톤 데이터, 상기 사용자의 중심점 데이터, 및 상기 사용자의 이동 값을 상기 서브 딥러닝 모델에 입력하여 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력하도록 설정되고, 상기 서브 딥러닝 모델은, 복수의 엣지 데이터, 복수의 스톤 데이터, 및 복수의 사용자의 중심점 데이터와, 복수의 사용자의 이동 값 및 복수의 전처리 이미지 데이터에 기반하여 학습된다.

【0083】 [수학식 2]

【0084】 (1) $\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k + K(z_k - H\hat{x}_{k-1})$

【0085】 (2) $u_t = |P_t - P_{t-1}|$

【0086】 여기서, $\hat{x}_k$는 상태 변수 값이고, u_k는 제어 입력 값이고, z_k는 관측된 값이고, A는 상태 전이 행렬 값이고, B는 제어 행렬 값이고, K는 칼만 이득(Kalman gain)이고, u_t는 특정 시간 값(t)의 속도, P_t는 특정 시간 값에서의 위치를 나타냄.

【0087】 다양한 실시예들에 따르면, 상기 프로세서는, 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 하기의 [수학식 3]에 기초하여 표준 정규 값으로 전처리하

고, 표준 정규 값으로 전처리된 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 상기 예측 모델에 입력하여 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하도록 설정된다.

【0088】[수학식 3]

【0089】 $x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$

【0090】여기서, x'는 상기 표준 정규 값으로 전처리된 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터이고, x_{min} 및 x_{max}는 상기 표준 정규 값에 대한 최소 값 및 최대 값임.

【0091】다양한 실시예들에 따르면, 상기 예측 모델은, 시계열 데이터 처리를 위한 LSTM(long short-term memory), GRU(gated recurrent unit), 및 시계열 데이터의 셀프 어텐션이 추가된 transformer로 구성되고, 상기 프로세서는, 상기 예측 모델로부터 출력된 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 하기의 [수학식 4]에 기초하여 다양한 방법으로 평가를 수행하고, 상기 평가를 수행한 값을 출력한 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 하기의 [수학식 4]에 기초하여 정확도를 평가하고, 및 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 기 설정된 제2 임계 값과 비교하여, 상기 제2 임계 값을 초과한 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 품질이 좋은 것으로 판단하도록 설정된다.

【0092】[수학식 4]

【0093】(1) $Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$

【0094】(2) $Precision = \frac{TP}{TP+TN}$

【0095】(3) $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

【0096】(4) $F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall}$

【0097】(5) $FPR = \frac{FP}{FP+TN}$

【0098】(6) $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$

【0099】여기서, TP는 true positive로써, 실제 분류와 예측 분류가 동일하게 정답으로 추출한 값이고, TN은 true negative로써 실제 분류와 예측 분류가 동일하게 정답이 아닌 것으로 추출한 값이고, FP는 false positive로써, 실제 분류에서는 정답이 아니나 예측 분류가 정답인 것으로 추출한 값이고, FN은 false negative 값이고, FPR는 거짓 정답 비율 값이고, TPR는 실제 정답 비율 값임.

【0100】또 다른 다양한 실시예들에 따르면, 예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치의 구동 방법에 있어서, 상기 방법은, 적어도 하나의 카메라 모듈로부터, 사용자에 대한 다양한 포즈에 대한 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 획득하고, 프로세서를 통하여, 상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 서브 딥러닝 모델에 입력하여 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력하고, 상기 프로세서를 통하여, 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 상기 예측 모델에 입력하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하고, 및 상기 프로세서를 통하여, 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 기 설정된 제1 임계 값을 초과하면, 낙상 사고가 발생된 것으로 판단하도록

설정되고, 상기 예측 모델은, 복수의 전처리 이미지 데이터와, 복수의 낙상 결과 예측 데이터, 복수의 전문가에 판별된 복수의 사용자의 정상 상태 데이터, 및 복수의 전문가에 의해 판별된 복수의 사용자의 낙상 상태 데이터에 기반하여 학습된다.

【0102】본 문서에서 사용된 용어 "모듈" 또는 "~부"은 하드웨어, 소프트웨어 또는 펌웨어로 구성된 유닛을포함하며, 예를 들면, 로직, 논리 블록, 부품, 또는 회로 등의 용어와 상호 호환적으로 사용될수 있다. "모듈" 또는 "~부"는, 일체로 구성된 부품 또는 하나 또는 그 이상의 기능을수행하는 최소 단위 또는 그 일부가 될 수 있다. "모듈" 또는 "~부"는 기계적으로 또는 전자적으로 구현될 수 있으며, 예를 들면, 어떤 동작들을 수행하는, 알려졌거나 앞으로 개발될, ASIC(application-specific integrated circuit) 칩, FPGAs(field-programmable gate arrays), 또는 프로그램 가능 논리 장치를 포함할 수 있고, 프로세서(120)에 의하여 실행될 수 있다. 다양한 실시예에 따른 장치(예: 모듈들 또는 그 기능들) 또는 방법(예: 동작들)의 적어도 일부는 프로그램 모듈의 형태로컴퓨터로 판독 가능한 저장 매체(예: 메모리(130))에 저장된명령어로 구현될 수 있다. 상기 명령어가 프로세서(예: 프로세서(120))에 의해 실행될 경우, 프로세서가 상기 명령어에 해당하는 기능을 수행할 수 있다. 컴퓨터로 판독 가능한 기록 매체는, 하드디스크, 플로피디스크, 마그네틱 매체(예: 자기테이프), 광기록 매체(예: CD-ROM, DVD, 자기-광 매체 (예: 플롭티컬 디스크), 내장 메모리 등을 포함할 수 있다. 명령어는 컴파일러에 의해 만들어지는 코드 또는 인터프리터에 의해 실행될 수 있는 코드를

포함할 수 있다. 다양한 실시예에 따른 모듈 또는 프로그램 모듈은 전술한 구성요소들 중 적어도 하나 이상을포함하거나, 일부가 생략되거나, 또는 다른 구성요소를 더 포함할 수 있다. 다양한 실시예에 따른, 모듈, 프로그램 모듈 또는 다른 구성요소에 의해 수행되는 동작들은 순차적, 병렬적, 반복적 또는 휴리스틱하게 실행되거나, 적어도일부 동작이 다른 순서로 실행되거나, 생략되거나, 또는 다른 동작이추가될 수 있다.

【0103】그리고 본 문서에 개시된실시예는 개시된, 기술 내용의설명 및 이해를 위해 제시된것이며, 본 개시의 범위를한정하는 것은 아니다. 따라서, 본 개시의 범위는, 본 개시의기술적 사상에 근거한 모든 변경 또는 다양한 다른 실시예를 포함하는 것으로 해석되어야 한다.

【0105】본 발명에 의한 특허는 교육부에서 주관하는 과제를 기반으로 특허를 출원한 것이다.

【0106】과제고유번호:

【0107】과제번호:

【0108】부처명: 교육부

【0109】과제관리(전문)기관명: 한국연구재단

【0110】연구사업명: 3단계산학연협력 선도대학 육성사업(LINC 3.0)

【0111】연구과제명: LINC 3.0 산학공동기술개발과제 (생성형AI의 특성을 활용한 광고시스템)

【0112】주관기관: 조선대학교 산학협력단

【0113】연구기간: 2024.04.01. ~2024.11.30.

【청구범위】

【청구항 1】

예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치에 있어서,

적어도 하나의 카메라 모듈; 및

프로세서; 를 포함하고,

상기 프로세서는,

상기 적어도 하나의 카메라 모듈로부터, 사용자에 대한 다양한 포즈에 대한 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 획득하고,

상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 서브 딥러닝 모델에 입력하여 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력하고,

상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 상기 예측 모델에 입력하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하고, 및

상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 기 설정된 제1 임계 값을 초과하면, 낙상 사고가 발생된 것으로 판단하도록 설정되고,

상기 예측 모델은,

복수의 전처리 이미지 데이터와, 복수의 낙상 결과 예측 데이터, 복수의 전문가에 판별된 복수의 사용자의 정상 상태 데이터, 및 복수의 전문가에 의해 판별된 복수의 사용자의 낙상 상태 데이터에 기반하여 학습되는,

전자 장치.

【청구항 2】

제1 항에 있어서,

상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터는,

상기 사용자가 누운 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 기립한 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 앉아있는 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 누워있는 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 누워있거나 기립하는 행동 포즈에 대한 이미지 데이터, 및 상기 사용자가 누워있거나 일어나거나 앉아있거나 기립하는 행동 포즈에 대한 이미지 데이터를 포함하는,

전자 장치.

【청구항 3】

제1 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터에서 상기 사용자에 대한 관절 포인트로 구성된 적어도 하나의 엣지 데이터와, 상기 사용자에 대한 골격 포인트로 구성된 적어도 하나의 스톤 데이터를 추출하고,

상기 적어도 하나의 엣지 데이터 및 상기 적어도 스톤 데이터를 하기의 [수

학식 1]에 기초하여 상기 사용자의 중심점 데이터를 추출하도록 설정된,

전자 장치.

[수학식 1]

(1) $M_1 = (\frac{p_{1x}+p_{2x}}{2}, \frac{p_{1y}+p_{2y}}{2}, \frac{p_{1z}+p_{2z}}{2})$

(2) $M_2 = (\frac{p_{3x}+p_{4x}}{2}, \frac{p_{3y}+p_{4y}}{2}, \frac{p_{3z}+p_{4z}}{2})$

(3) $C = (\frac{M_{1x}+M_{2x}}{2}, \frac{M_{1y}+M_{2y}}{2}, \frac{M_{1z}+M_{2z}}{2})$

여기서, p_{1_x}, p_{1_y}, p_{1_z} 는 상기 사용자의 좌측 어깨에 대한 상기 엣지 값이고, p_{2_x}, p_{2_y}, p_{2_z}는 상기 사용자의 우측 골반에 대한 상기 엣지 값이고, p_{3_x}, p_{3_y}, p_{3_z}는, 상기 사용자의 우측 어깨에 대한 상기 엣지 값이고, p_{4_x}, p_{4_y}, p_{4_z}는 상기 사용자의 좌측 골반에 대한 상기 엣지 값이고, M_1은 상기 사용자의 좌측 어깨 및 상기 사용자의 우측 골반에 대한 중간 포인트 값이고, M_2는 상기 사용자의 우측 어깨 및 상기 사용자의 좌측 골반에 대한 중간 포인트 값이고, C는 상기 사용자의 중심점 데이터임.

【청구항 4】

제3 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 사용자의 중심점 데이터와, 상기 적어도 하나의 엣지 데이터 및 상기 적어도 스톤 데이터를 하기의 [수학식 2]에 기초하여 상기 사용자의 이동 값을 산출하고, 및

상기 적어도 하나의 엣지 데이터, 상기 적어도 스톤 데이터, 상기 사용자의 중심점 데이터, 및 상기 사용자의 이동 값을 상기 서브 딥러닝 모델에 입력하여 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력하도록 설정되고,

상기 서브 딥러닝 모델은,

복수의 엣지 데이터, 복수의 스톤 데이터, 및 복수의 사용자의 중심점 데이터와, 복수의 사용자의 이동 값 및 복수의 전처리 이미지 데이터에 기반하여 학습되는,

전자 장치.

[수학식 2]

(1) $\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k + K(z_k - H\hat{x}_{k-1})$

(2) $u_t = |P_t - P_{t-1}|$

여기서, $\hat{x}_k$는 상태 변수 값이고, u_k는 제어 입력 값이고, z_k는 관측된 값이고, A는 상태 전이 행렬 값이고, B는 제어 행렬 값이고, K는 칼만 이득(Kalman gain)이고, u_t는 특정 시간 값(t)의 속도, P_t는 특정 시간 값에서의 위치를 나타냄.

【청구항 5】

제4 항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 하기의 [수학식 3]에 기초하여

표준 정규 값으로 전처리하고,

표준 정규 값으로 전처리된 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 상기 예측 모델에 입력하여 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하도록 설정된,

전자 장치.

[수학식 3]

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

여기서, x'는 상기 표준 정규 값으로 전처리된 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터이고, x_{min} 및 x_{max}는 상기 표준 정규 값에 대한 최소 값 및 최대 값임.

【청구항 6】

제1 항에 있어서,

상기 예측 모델은,

시계열 데이터 처리를 위한 LSTM(long short-term memory), GRU(gated recurrent unit), 및 시계열 데이터의 셀프 어텐션이 추가된 transformer로 구성되고,

상기 프로세서는,

상기 예측 모델로부터 출력된 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 하기의 [수학식 4]에 기초하여 다양한 방법으로 평가를 수행하고,

상기 평가를 수행한 값을 출력한 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 하기의 [수학식 4]에 기초하여 정확도를 평가하고, 및

상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 기 설정된 제2 임계 값과 비교하여, 상기 제2 임계 값을 초과한 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 품질이 좋은 것으로 판단하도록 설정되는,

전자 장치.

[수학식 4]

(1) $Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$

(2) $Precision = \frac{TP}{TP+TN}$

(3) $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

(4) $F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall}$

(5) $FPR = \frac{FP}{FP+TN}$

(6) $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$

여기서, TP는 true positive로써, 실제 분류와 예측 분류가 동일하게 정답으로 추출한 값이고, TN은 true negative로써 실제 분류와 예측 분류가 동일하게 정답이 아닌 것으로 추출한 값이고, FP는 false positive로써, 실제 분류에서는 정답이 아니나 예측 분류가 정답인 것으로 추출한 값이고, FN은 false negative 값이고, FPR는 거짓 정답 비율 값이고, TPR는 실제 정답 비율 값임.

【청구항 7】

예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치의 구동 방법에 있어서,

상기 방법은,

적어도 하나의 카메라 모듈로부터, 사용자에 대한 다양한 포즈에 대한 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 획득하고,

프로세서를 통하여, 상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 서브 딥러닝 모델에 입력하여 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력하고,

상기 프로세서를 통하여, 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 상기 예측 모델에 입력하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하고, 및

상기 프로세서를 통하여, 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 기설정된 제1 임계 값을 초과하면, 낙상 사고가 발생된 것으로 판단하도록 설정되고,

상기 예측 모델은,

복수의 전처리 이미지 데이터와, 복수의 낙상 결과 예측 데이터, 복수의 전문가에 판별된 복수의 사용자의 정상 상태 데이터, 및 복수의 전문가에 의해 판별된 복수의 사용자의 낙상 상태 데이터에 기반하여 학습되는,

방법.

【청구항 8】

제7 항에 있어서,

상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터는,

상기 사용자가 누운 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 기립한 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 앉아있는 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 누워있는 포즈에 대한 이미지 데이터, 상기 사용자가 누워있거나 기립하는 행동 포즈에 대한 이미지 데이터, 및 상기 사용자가 누워있거나 일어나거나 앉아있거나 기립하는 행동 포즈에 대한 이미지 데이터를 포함하는,

방법.

【청구항 9】

제7 항에 있어서,

상기 방법은,

상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터에서 상기 사용자에 대한 관절 포인트로 구성된 적어도 하나의 엣지 데이터와, 상기 사용자에 대한 골격 포인트로 구성된 적어도 하나의 스톤 데이터를 추출하고,

상기 적어도 하나의 엣지 데이터 및 상기 적어도 스톤 데이터를 하기의 [수학식 1]에 기초하여 상기 사용자의 중심점 데이터를 추출하도록 설정된,

방법.

[수학식 1]

(1) $M_1 = (\frac{p_{1x}+p_{2x}}{2}, \frac{p_{1y}+p_{2y}}{2}, \frac{p_{1z}+p_{2z}}{2})$

(2) $M_2 = (\frac{p_{3x}+p_{4x}}{2}, \frac{p_{3y}+p_{4y}}{2}, \frac{p_{3z}+p_{4z}}{2})$

(3) $C = (\frac{M_{1x}+M_{2x}}{2}, \frac{M_{1y}+M_{2y}}{2}, \frac{M_{1z}+M_{2z}}{2})$

여기서, p_{1_x}, p_{1_y}, p_{1_z} 는 상기 사용자의 좌측 어깨에 대한 상기 엣지 값이고, p_{2_x}, p_{2_y}, p_{2_z}는 상기 사용자의 우측 골반에 대한 상기 엣지 값이고, p_{3_x}, p_{3_y}, p_{3_z}는, 상기 사용자의 우측 어깨에 대한 상기 엣지 값이고, p_{4_x}, p_{4_y}, p_{4_z}는 상기 사용자의 좌측 골반에 대한 상기 엣지 값이고, M_1은 상기 사용자의 좌측 어깨 및 상기 사용자의 우측 골반에 대한 중간 포인트 값이고, M_2는 상기 사용자의 우측 어깨 및 상기 사용자의 좌측 골반에 대한 중간 포인트 값이고, C는 상기 사용자의 중심점 데이터임.

【청구항 10】

제9 항에 있어서,

상기 방법은,

상기 사용자의 중심점 데이터와, 상기 적어도 하나의 엣지 데이터 및 상기 적어도 스톤 데이터를 하기의 [수학식 2]에 기초하여 상기 사용자의 이동 값을 산출하고, 및

상기 적어도 하나의 엣지 데이터, 상기 적어도 스톤 데이터, 상기 사용자의 중심점 데이터, 및 상기 사용자의 이동 값을 상기 서브 딥러닝 모델에 입력하여 상

기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력하도록 설정되고,

상기 서브 딥러닝 모델은,

복수의 엣지 데이터, 복수의 스톤 데이터, 및 복수의 사용자의 중심점 데이터와, 복수의 사용자의 이동 값 및 복수의 전처리 이미지 데이터에 기반하여 학습되는,

방법.

[수학식 2]

(1) $\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k + K(z_k - H\hat{x}_{k-1})$

(2) $u_t = |P_t - P_{t-1}|$

여기서, $\hat{x}_k$는 상태 변수 값이고, u_k는 제어 입력 값이고, z_k는 관측된 값이고, A는 상태 전이 행렬 값이고, B는 제어 행렬 값이고, K는 칼만 이득(Kalman gain)이고, u_t는 특정 시간 값(t)의 속도, P_t는 특정 시간 값에서의 위치를 나타냄.

【청구항 11】

제10 항에 있어서,

상기 방법은,

상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 하기의 [수학식 3]에 기초하여 표준 정규 값으로 전처리하고,

표준 정규 값으로 전처리된 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 상

기 예측 모델에 입력하여 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하도록 설정된,

방법.

[수학식 3]

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

여기서, x'는 상기 표준 정규 값으로 전처리된 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터이고, x_{min} 및 x_{max}는 상기 표준 정규 값에 대한 최소 값 및 최대 값임.

【청구항 12】

제7 항에 있어서,

상기 예측 모델은,

시계열 데이터 처리를 위한 LSTM(long short-term memory), GRU(gated recurrent unit), 및 시계열 데이터의 셀프 어텐션이 추가된 transformer로 구성되고,

상기 방법은,

상기 예측 모델로부터 출력된 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 하기의 [수학식 4]에 기초하여 다양한 방법으로 평가를 수행하고,

상기 평가를 수행한 값을 출력한 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 하기의 [수학식 4]에 기초하여 정확도를 평가하고, 및

상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 기 설정된 제2 임계 값과 비교하여, 상기 제2 임계 값을 초과한 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 품질이 좋은 것으로 판단하도록 설정되는,

방법.

[수학식 4]

(1) $Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$

(2) $Precision = \frac{TP}{TP+TN}$

(3) $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$

(4) $F1-score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision+Recall}$

(5) $FPR = \frac{FP}{FP+TN}$

(6) $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$

여기서, TP는 true positive로써, 실제 분류와 예측 분류가 동일하게 정답으로 추출한 값이고, TN은 true negative로써 실제 분류와 예측 분류가 동일하게 정답이 아닌 것으로 추출한 값이고, FP는 false positive로써, 실제 분류에서는 정답이 아니나 예측 분류가 정답인 것으로 추출한 값이고, FN은 false negative 값이고, FPR는 거짓 정답 비율 값이고, TPR는 실제 정답 비율 값임.

【요약서】

【요약】

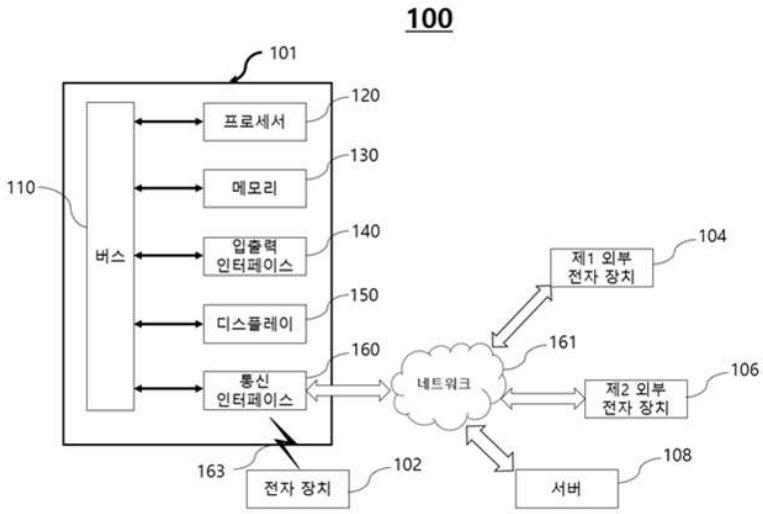
다양한 실시예들에 따르면, 예측 모델 기반으로 키포인트(key-point)를 활용한 낙상 감지를 예측하는 전자 장치에 있어서, 적어도 하나의 카메라 모듈; 및 프로세서; 를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 적어도 하나의 카메라 모듈로부터, 사용자에 대한 다양한 포즈에 대한 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 획득하고, 상기 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 서브 딥러닝 모델에 입력하여 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력하고, 상기 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 상기 예측 모델에 입력하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력하고, 및 상기 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터가 기 설정된 제1 임계 값을 초과하면, 낙상 사고가 발생된 것으로 판단하도록 설정되고, 상기 예측 모델은, 복수의 전처리 이미지 데이터와, 복수의 낙상 결과 예측 데이터, 복수의 전문가에 판별된 복수의 사용자의 정상 상태 데이터, 및 복수의 전문가에 의해 판별된 복수의 사용자의 낙상 상태 데이터에 기반하여 학습된다.

【대표도】

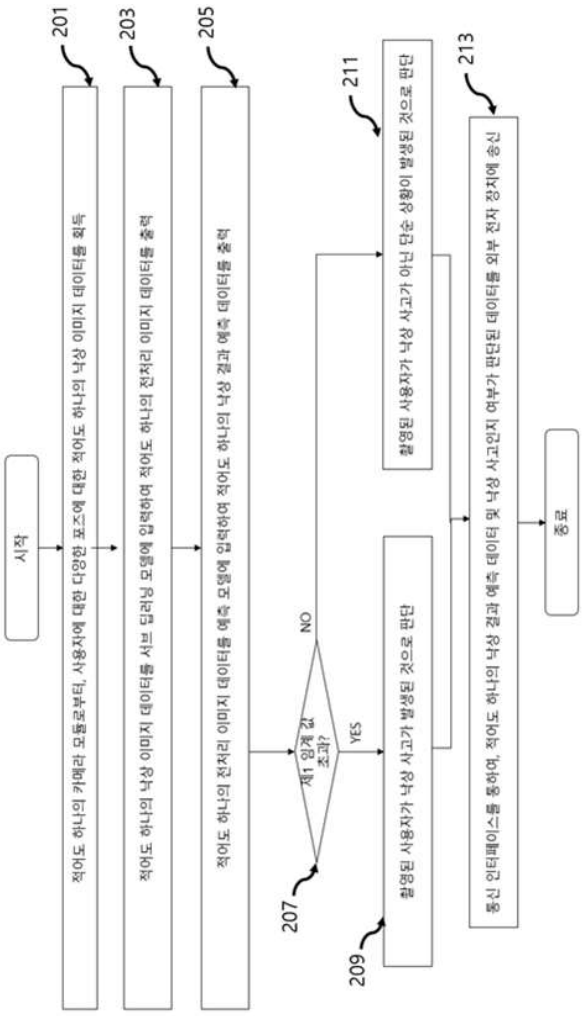
도 3

【도면】

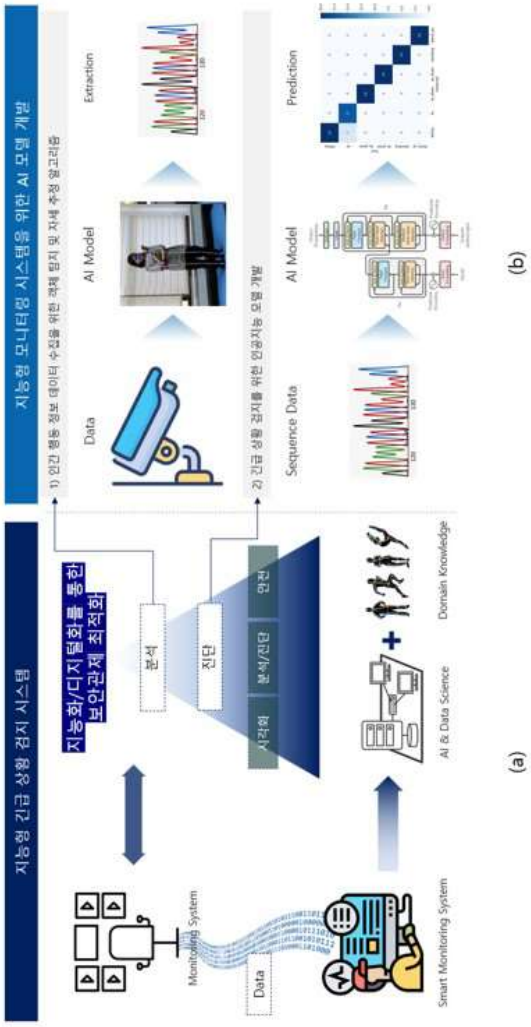
【도 1】


100
101
120
프로세서
130
메모리
110
버스
140
입출력
인터페이스
150
디스플레이
160
통신
인터페이스
163
전자 장치
102
네트워크
161
104
제1 외부
전자 장치
106
제2 외부
전자 장치
108
서버

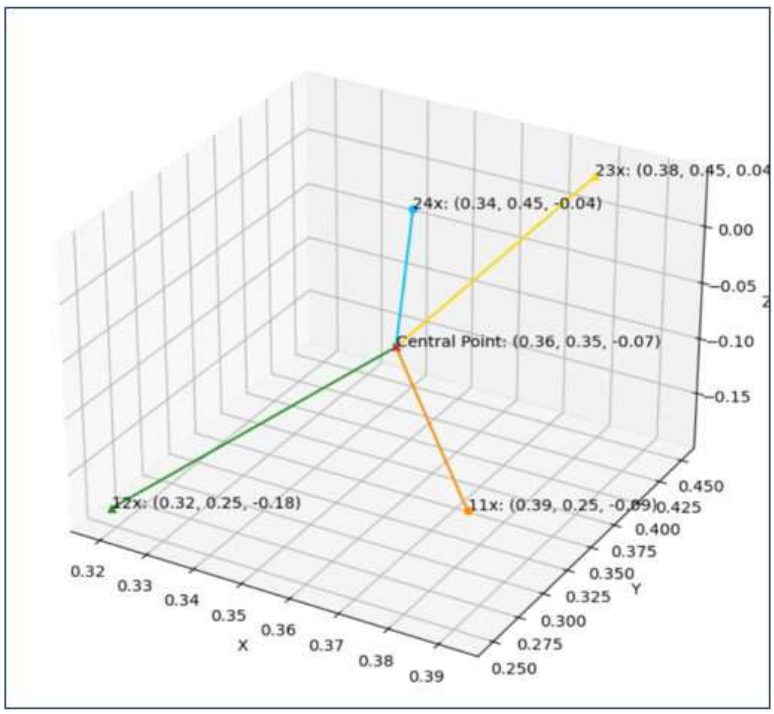
【도 2】


시작
201
적어도 하나의 카메라 모듈로부터, 사용자에 대한 다양한 포즈에 대한 적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 획득
203
적어도 하나의 낙상 이미지 데이터를 서브 딥러닝 모델에 입력하여 적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 출력
205
적어도 하나의 전처리 이미지 데이터를 예측 모델에 입력하여 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터를 출력
207
제1 임계 값 초과?
NO
YES
209
촬영된 사용자가 낙상 사고가 발생된 것으로 판단
211
촬영된 사용자가 낙상 사고가 아닌 단순 상황이 발생된 것으로 판단
213
통신 인터페이스를 통하여, 적어도 하나의 낙상 결과 예측 데이터 및 낙상 사고인지 여부가 판단된 데이터를 외부 전자 장치에 송신
종료

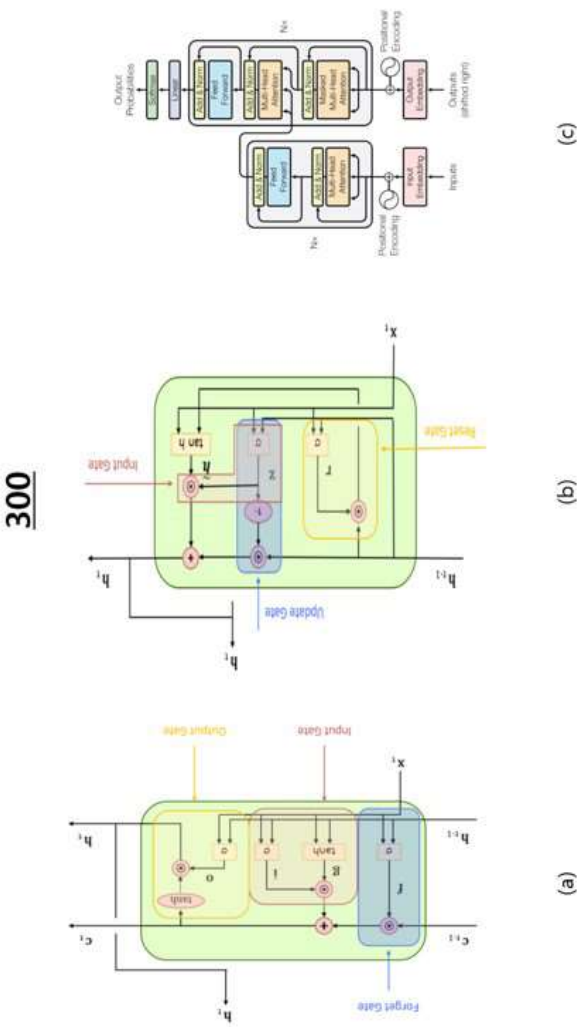
【도 3】


지능형 긴급 상황 검지 시스템
지능화/디지털화를 통한
보안관제 최적화
분석
진단
시각화
분석/진단
안전
Monitoring System
Data
Smart Monitoring System
AI & Data Science
Domain Knowledge
(a)
지능형 모니터링 시스템을 위한 AI 모델 개발
1) 인간 행동 정보 데이터 수집을 위한 객체 탐지 및 자세 추정 알고리즘
Data
AI Model
Extraction
2) 긴급 상황 검지를 위한 인공지능 모델 개발
Sequence Data
AI Model
Prediction
(b)

【도 4】


23x: (0.38, 0.45, 0.04
24x: (0.34, 0.45, -0.04)
Central Point: (0.36, 0.35, -0.07)
12x: (0.32, 0.25, -0.18)
11x: (0.39, 0.25, -0.09)
0.00
−0.05
−0.10
−0.15
0.450
0.425
0.400
0.375
0.350
0.325
0.300
0.275
0.250
Y
0.32
0.33
0.34
0.35
0.36
0.37
0.38
0.39
X

【도 5】



【도 6】

Predicted
Negative
Positive
Actual
Negative
True Negative
TN
False Positive
FP
Positive
False Negative
FN
True Positive
TP
(c)
(b)
(a)
ROC curve (area = 0.99)
True Positive Rate
False Positive Rate