

GRU 를 이용한 개선된 낙상 감지 기법 제안

홍민기, 이승현, 신연순
동국대학교 컴퓨터공학전공

bk123477@naver.com, oak20005@naver.com, ysshin@dongguk.edu

Proposal of an Improved Fall Detection Using GRU

Min-Ki Hong, Seung-Hyun Lee, Youn-Soon Shin
Major of Computer Science & Engineering, Dong-guk University

요 약

우리 사회가 고령화시대로 접어들면서 낙상은 매우 심각한 사회문제가 되고 있으며 정확한 낙상 감지 기술의 수요도 늘고 있다. 본 연구는 웹 캠을 이용한 개선된 낙상감지 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 RGB 영상을 기반으로 스켈레톤 포즈 추출, 데이터 가공, GRU(Gated Recurrent Unit) 신경망 알고리즘을 적용한 낙상 감지 실험 및 감지 결과 분석의 과정이 포함된다.

1. 서론

현대사회는 고령화가 진행 중이며, [1]에 따르면 한국의 고령 인구 비율은 2025년에는 전체 인구의 20%를 넘어설 것으로 예상된다. 이와 함께 65세 이상 노인들 중 낙상 사고가 높은 비율로 발생[2]하고 있으며, 이로 인해 치료가 필요한 심각한 부상을 입는 경우가 많다. 낙상은 65세 이상 노인에서 주요한 사망 원인 중 하나이며, 고령 인구가 증가하면서 이 문제는 더욱 심각해질 것으로 예상된다. 따라서 정확한 낙상 감지 기법이 필요하다.

2. 관련 연구

[3], [4]는 외부 센서를 사용하여 낙상 감지를 수행하였다. [3]는 압력센서를 사용하여 낙상을 예측하고, [4]는 웨어러블 센서를 사용하여 낙상을 예측한다. 이러한 낙상 감지 기법들은 사용자에게 추가적인 장치를 필요로 하게 하며, 오작동과 기기의 충전 등 불편한 요소가 존재한다.

[5]는 낙상 감지에 관한 기술로서, 자세 센서와 인간 스켈레톤 데이터를 종합적으로 활용하여 GBDT(Gradient Boosting Decision Trees) 알고리즘을 기반으로 한 낙상 감지 시스템을 제안한다. 해당 연구 결과는 종합 데이터를 사용하여 높은 정확도를 제공하지만, 고급 하드웨어 센서를 필요로 한다.

[6]은 사람 골격 데이터와 낙상 감지 분류를 위한 GRU 신경망 기법을 적용한 낙상 감지 방법을 제시하였다. 하지만 실험 환경이 단순하여 실제 환경에도 낙상 감지 정확도를 유지하기 어렵다는 문제가 있다. 이에 본 연구에서는 다양한 상황을 반영하도록 데이터를 강화하고 딥 러닝 모델의 학습에 변수를 추가하

여 실생활에서도 낙상 감지의 정확도를 높이고자 하였다.

3. 연구 내용

본 연구에서 제안하는 낙상 감지 시스템은 웹 캠을 활용하여 촬영한 영상을 이용한다. 확보한 RGB 영상에서 스켈레톤 좌표를 추출하여 데이터셋을 구성한다. 이 데이터를 이용하여 GRU를 기반으로 하는 낙상 감지 알고리즘을 학습하고 검증한다.

3.1 제안하는 낙상 감지 방법

본 연구가 제안하는 낙상 감지 기법의 아키텍처는 Fig. 1과 같으며 총 3단계로 구성된다.

단계 1. PoseNet [7]을 사용해 영상으로부터 스켈레톤 관절 좌표를 추출한다. 스켈레톤 관절 좌표는 Fig. 2와 같이 17개의 인체 관절 좌표로 구성된다.

단계 2. 인체 경계 박스의 너비를 높이로 나눈 값인 R 값, 머리-어깨 뒀치의 상하 움직임 속도인 HSSC(Head-Shoulder Segment Coordinates) 값, 머리-어깨 뒀치가 몸통과 겹쳐지는 비율인 Overlap 값을 계산한다. 기존 [6]과 비교하여 새롭게 추가된 Overlap 값은 낙상의 과정 속에서 인체 경계 박스가 겹쳐지는 부분이 발생하기 때문에 그 비율을 계산하여 학습에 사용하도록 하였다.

단계 3. Overlap 값을 포함한 계산된 값들이 적용된 GRU 신경망 모델을 이용해 자세 분류를 수행한다. GRU는 LSTM(Long Short-Term Memory)의 게이트와 셀 상태를 간소화 하여 더 빠르게 동작하지만, 정확도에서는 거의 유사한 성능을 보이도록 개선한 모델[8]이다. 이후 학습된 모델을 검증 데이터 셋을

이용해 낙상 여부를 결정하고 성능을 분석한다. 이 단계에서 본 연구에서 제안하는 Overlap 값을 포함한 모델과 기존 [6]의 Overlap 값을 포함하지 않은 모델을 동일한 검증 데이터 셋으로 비교를 통해 본 논문에서 제시하는 시스템의 성능을 분석한다.

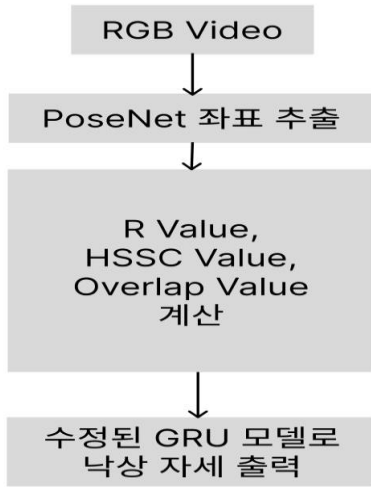


Fig 1. 낙상 감지 기법 아키텍처

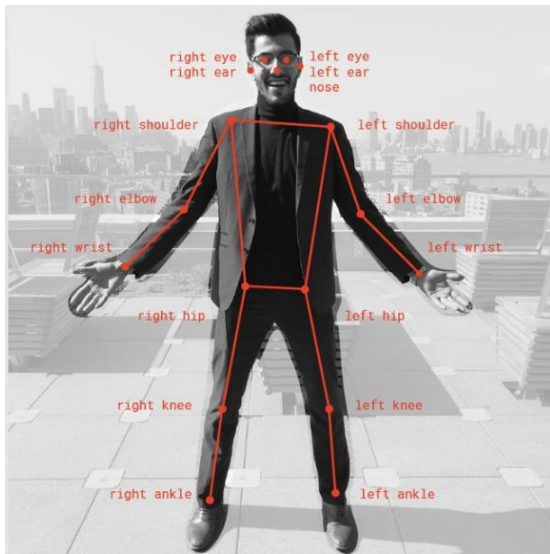


Fig 2. PoseNet 인체 골격 좌표

출처 : PoseNet Official blog post : <https://medium.com/tensorflow/real-time-human-pose-estimation-in-the-browser-with-tensorflow-js-7d40bc881cd5>

3.2 실험 환경 및 성능 평가

GRU 는 2 개의 스택으로 구성되었고, 각각 32, 64 개의 유닛으로 구성되었다. 스택을 거칠 때마다 Dropout 을 적용하여 과적합을 방지하였고, 최종적으로 Fully Connected layer 를 사용해 낙상을 예측하였다.

학습에 사용한 데이터셋은 URFD(UR Fall Detection) 와 AI Hub, 자체적으로 촬영한 동영상상을 활용하였다. 영상은 30fps 로, 프레임별로 R 값, HSSC 값, Overlap 값을 계산하여 데이터를 생성하고 모아진 값들로 학습을 진행하였다. 이때, 모델들의 성능은 Table 1 과 같다. 정확도, 재현율 등의 수치에서 Overlap 값을 포함한 모델이 성능에서 향상된 모습을 보인다.

	Overlap 포함	Overlap 미포함
정확도	95.6035%	94.3987%
정밀도	95.0141%	94.0611%
재현율	95.6001%	93.9991%
특이도	95.6066%	96.6244%
F1-Score	95.3062%	95.0189%
위양성율	3.3756%	4.3934%
AUC-ROC	0.99	0.99

<Table 1> 모델 성능 평가 지표

4. 결론

본 연구에서는 낙상의 감지 성능을 향상시키기 위한 기법을 제시하였다. PoseNet 으로 인체의 골격 좌표를 추출하였고 수정된 GRU 신경망 모델에서는 이 골격 좌표로 머리-어깨 무치와 몸통 무치가 겹쳐지는 비율인 Overlap 값을 적용하여 낙상 감지의 성능을 향상시켰다. Overlap 값을 사용하였을 때 정확도, 정밀도, 재현율 등에서 더 높은 성능을 보였으며, 이때 실행 시간의 지연은 없었다. 본 연구는 웹 캠 등의 저 사양 장치에도 적용이 가능하며 다양한 환경에서의 실험 데이터를 확보하여 실제 일상 상황에 적용하기에 더 적합하다. 추후 제안한 모델의 최적화 과정을 거쳐 웹/앱 어플리케이션에 포함시켜 실시간으로 낙상 감지 하는데 기여하고자 한다.

사사

"본 연구는 2023 년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW 중심대학사업 지원을 받아 수행되었음"(2023-0-00049)

"본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 인공지능융합혁신인재양성사업(IITP-2023-RS-2023-00254592) 의 연구결과로 수행되었음."

참고문헌

- [1] 2022 년 고령자 통계, 통계청, 2022
- [2] 2019 퇴원손상심층조사, 질병관리청, 2021
- [3] 김정길 외 3, 압력센서 기반의 보행 변인을 이용한 낙상 예측 알고리즘, 한국감성과학회 춘계학술대회, 2020 권, 71p, 2020
- [4] 김성현 외 3, The Study of Realtime Fall Detection System with Accelerometer and Tilt Sensor, 한국정밀공학회지, 28 권, 11 호, 1330p, 2011
- [5] Wen-Yu Cai 외 5 명, GBDT-Based Fall Detection with Comprehensive Data from Posture Sensor and Human Skeleton Extraction, Journal of Healthcare Engineering, Vol 2020, 15p, 2020
- [6] 강윤규 외 2, PoseNet 과 GRU 를 이용한 Skeleton Keypoints 기반 낙상 감지, 한국산학기술학회논문지, 22 권, 2 호, 127p, 2021
- [7] Zhe Cao 외 3, Real-time Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields , CVPR, 7291p, 2017
- [8] Kyunghyun Cho 외 6, Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation, EMNLP, 1724p, 2014