

적대적 생성 신경망과 장단기 메모리셀을 이용한 낙상 검출

신효진^o, 우지영^{*}

^o순천향대학교대학원 ICT융합학과,

^{*}순천향대학교대학원 ICT융합학과

e-mail: hyojin8296@sch.ac.kr^o, jywoo@sch.ac.kr^{*}

Fall detection based on GAN and LSTM

Hyojin Shin^o, Jiyoung Woo^{*}

^oICT convergence department, SoonChunHyang University,

^{*}ICT convergence department, SoonChunHyang University

● 요약 ●

본 논문에서는 낙상과 비낙상 구별을 위한 분류 모델을 제안한다. 일상생활과 낙상을 구분해 내는 것은 낙상이 발생하기 이전에 감지하고 사고를 예방할 수 있다. 낙상은 일상생활 중 일어나기 쉬우며, 노인들에게는 골절 및 기관 파열 등과 같은 심각한 부상을 초래할 수 있기 때문에 낙상 방지를 위한 낙상과 비낙상 행동의 구분은 중요한 문제이다. 따라서 실시간으로 수집되는 다양한 활동에서의 센서 데이터를 활용하여 낙상과 비낙상의 행동을 구분하였다.

키워드: 낙상, GAN(Generative Adversarial Network), LSTM(Long short-term memory), UMAFall

I. Introduction

낙상이란 의도치 않게 갑자기 넘어져 부상을 입는 것으로 일상생활 중 아무 사전 증상 없이도 발생이 가능하며 타박상, 근육 좌상과 같은 가벼운 부상뿐만 아니라 골절, 내장 기관의 파열 등의 심각한 부상으로도 이어질 수 있다. 낙상은 노인이나 균형 감각이 부족한 환자들에게서 흔하게 발생한다. 따라서 기대수명 연장 등과 다양한 이유로 고령화가 지속되고 있는 현재 낙상 문제 예방은 매우 중요한 문제이다.

II. Preliminaries

1. Related works

낙상과 관련된 연구는 이미지, 센서 데이터 등 다양한 방향으로 꾸준히 많이 진행되고 있으며 낙상 연구를 위한 공개 데이터들도 많이 존재한다. 본 연구에서 사용한 UMAFall 데이터[3]는 여러 논문에서 다양한 방식으로 활용되었다.[1],[2] 본 연구에서는 비교적 적은 낙상 데이터를 증강하고 데이터의 불균형을 해결하여 낙상과 비낙상을 구분하고자 하였다.

2. Dataset

본 연구에서 사용한 UMAFall 공개 데이터는 ADL(Activities of Daily Life) 실험과 Fall 실험을 통해 수집된 센서 데이터이다. 해당 데이터는 신체의 다양한 위치에 부착된 센서 데이터와 여러 실험을 통해 수집되어 낙상을 구별하기에 적절하다. 센서들은 각각 실험지의 발목, 손목, 가슴, 허리, 주머니 속의 스마트폰에서 수집되었다. 발목, 손목, 가슴, 허리에서는 가속도, 자이로, 자력 센서 데이터가 20Hz의 속도로 수집되었으며 스마트폰에서는 가속도 센서 데이터가 200Hz 속도로 수집되었다. 모든 실험은 15초 동안 진행되었으며 9가지의 ADL 실험 및 3가지의 Fall 실험이 17명의 실험자를 대상으로 총 746번 수행되었다. 수행된 실험은 다음과 같다.

Table 1. typology of the ADL or fall

| ADL | Fall |
|---|----------------------------|
| normal walking, light jogging, body stairs(up), climbing stairs (down), lying down and getting up from a bed, sitting down (and up) on (from) a chair | lateral, frontal backwards |

III. The Proposed Scheme

본 연구에서는 가속도, 자력, 자이로센서 데이터를 이용하여 연구를 진행하였다. 모델에 적용하기 전 파일 내 존재하는 결측치들을 채워준 뒤 전체적으로 적은 낙상 클래스에 대해 GAN(Generative Adversarial Network) 모델을 사용하여 증강 시켜 전처리하였다. 전처리된 데이터는 시계열 데이터를 처리할 수 있는 LSTM(Long Short-Term Memory Network) 모델을 사용하여 분류를 진행하였다.

GAN 모델은 Generator와 Discriminator로 구성된 심층 생성 모델이다. 이 두 네트워크는 각각 진짜 분포를 모방한 가짜 분포들을 생성하고, 생성된 분포들이 진짜 분포에 가까운지 판단하며 적대적으로 학습을 진행한다. 사용한 GAN 모델의 구조는 다음과 같다.

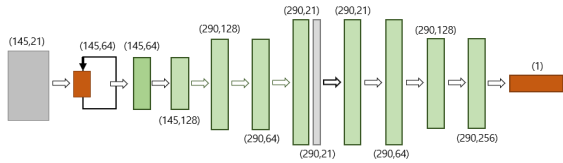


Fig. 1. GAN Architecture

GAN 모델을 사용하여 증강한 데이터 셋의 데이터 개수는 다음과 같다.

Table 2. Data Augmentation

| | ADL | Fall | Total |
|------|-----|------|-------|
| 증강 전 | 533 | 201 | 734 |
| 증강 후 | 533 | 401 | 934 |

LSTM은 RNN(Recurrent Neural Network)의 한 종류로 RNN의 장기 의존성 문제를 보완하여 설계된 신경망의 구조이다. 시계열 데이터나 자연어 데이터 분석에 주로 사용된다. 사용된 모델의 구조는 다음과 같다.

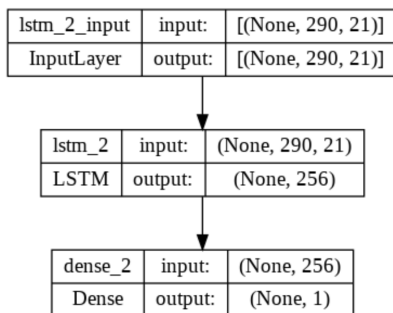


Fig. 2. model Architecture

GAN 모델을 사용하여 데이터를 증강시킨 뒤 LSTM 모델을 사용하여 연구를 진행한 결과 다음과 같은 결과를 얻었다.

Table 3. Accuracy and Loss

| | 증강 전 | 증강 후 |
|----------|------|------|
| accuracy | 92,7 | 94.6 |
| loss | 0.22 | 0.20 |

IV. Conclusions

GAN 모델을 사용하여 데이터를 증강시킨 뒤 시계열 데이터 분석에 자주 사용되는 LSTM 모델을 사용하여 낙상과 비낙상을 구분한 결과, 데이터를 증강시키기 이전보다 약 2% 높은 94.6%의 정확도를 얻었다. 낙상과 비낙상 뿐만 아니라 각각의 행동을 구분할 수 있도록 추가 연구가 필요할 것으로 보인다.

ACKNOWLEDGEMENT

본 연구는 한국연구재단의 지역대학우수과학자지원사업(2020R111A3056858)의 연구결과로 수행되었음

REFERENCES

- [1] Wayan Wiprayoga Wisesa1, Genggam Mahardika1, "Fall detection algorithm based on accelerometer and gyroscope sensor data using Recurrent Neural Networks" IOP Trans. on Parallel and Distributed Systems, Vol. 258, October 2018
- [2] Shuo Yu, Yidong Chai, Hsinchun Chen, Randall A. Brown, Scott J. Sherman, Jay F. Nunamaker, Jr.3, "Fall Detection with Wearable Sensors: A Hierarchical Attention-based Convolutional Neural Network Approach", Journal of Management Information Systems, June 2021
- [3] Eduardo Casilari, Jose A. Santoyo-Ramón, Jose M. Cano-García, "UMAFall: A Multisensor Dataset for the Research on Automatic Fall Detection", Procedia Computer Science, Vol. 110, pp.32-39, 2017