

CNN-LSTM 기반 시계열 센서 데이터를 이용한 노인 활동 인식 시스템

이선민, 문남미
호서대학교 벤처대학원 융합공학과

tjsalsdl2952@naver.com, nammee.moon@gmail.com

Senior Activity Recognition System using Time-series sensor data based on CNN-LSTM

Sunmin Lee, Nammee Moon

Dept. of Convergence Engineering, Hoseo Graduate School of Venture,
Hoseo University

요 약

최근, 65세 이상의 1인 가구가 급증함에 따라 노인을 대상으로 한 다양한 연구 및 서비스가 활발히 이루어지고 있다. 이에 본 논문에서는 시계열 센서 데이터를 이용하여 CNN-LSTM 기반의 노인 활동 인식 시스템을 제안한다. 수집된 데이터는 3축 가속도 센서가 내장된 2개의 디바이스를 등과 허벅지에 부착하였다. 수집 주기는 50hz로 진행되었으며, 각 행동은 2초를 기준으로 산정하였다. 학습 데이터의 입력값으로 사용하기 위해, 슬라이딩 윈도우를 50%로 적용하여 시퀀스를 구성하였다. 모델은 특징을 반영하기 위한 CNN(Convolutional Neural Networks)과 시계열적 특징을 반영하기 위한 LSTM(Long-Short Term Memory)을 하이브리드한 1차원 형태의 CNN-LSTM 모델을 사용한다. 행동은 4가지로 분류하였으며, 97%의 정확도를 나타내고 있다.

1. 서론

최근, 인공지능의 성능이 고도화됨에 따라, 다양한 형태의 연구가 진행되고 있다. 그중에서도, 센서 데이터를 이용한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 사람, 반려동물, 스마트팩토리 등 다양한 분야에서 접목되고 있다[1-3].

통계청에 따르면 최근 5년간 65세 이상 1인 가구의 수가 36% 증가하였고 가구의 비율 또한 7.2%에서 9.1%로 소폭 증가하였다. 65세 이상 1인 가구가 늘어남에 따라 발생할 수 있는 여러 사고와 문제를 미리 예방하기 위한 중요성이 커지고 있다. 융합 센서를 이용해 사용자의 위급한 상황을 알리는 시스템에 관한 연구, 독거노인의 건강 상태를 확인하는 모니터링 시스템에 관한 연구, 인공지능 기반 노인 돌봄 서비스 등 노인을 대상으로 한 연구가 다방면으로 이루어지고 있다[4-6].

이에 본 논문에서는 노인을 대상으로 수집된 가속도 센서 데이터를 이용해 노인 활동 인식 시스템을 제안한다. 2장에서는 센서를 통해 사람의 행동과 관련된 정보를 수집하고 인식하는 기술과 데이터로부터 특징을 추출하고 시계열적 특징을 반영하기 위

한 CNN-LSTM 기술을 소개한다. 3장에서는 CNN-LSTM 기반 노인 활동 인식 시스템을 설명하고 4장에서는 제안하는 연구에 대한 실험을 진행하고 성능을 평가하고자 한다.

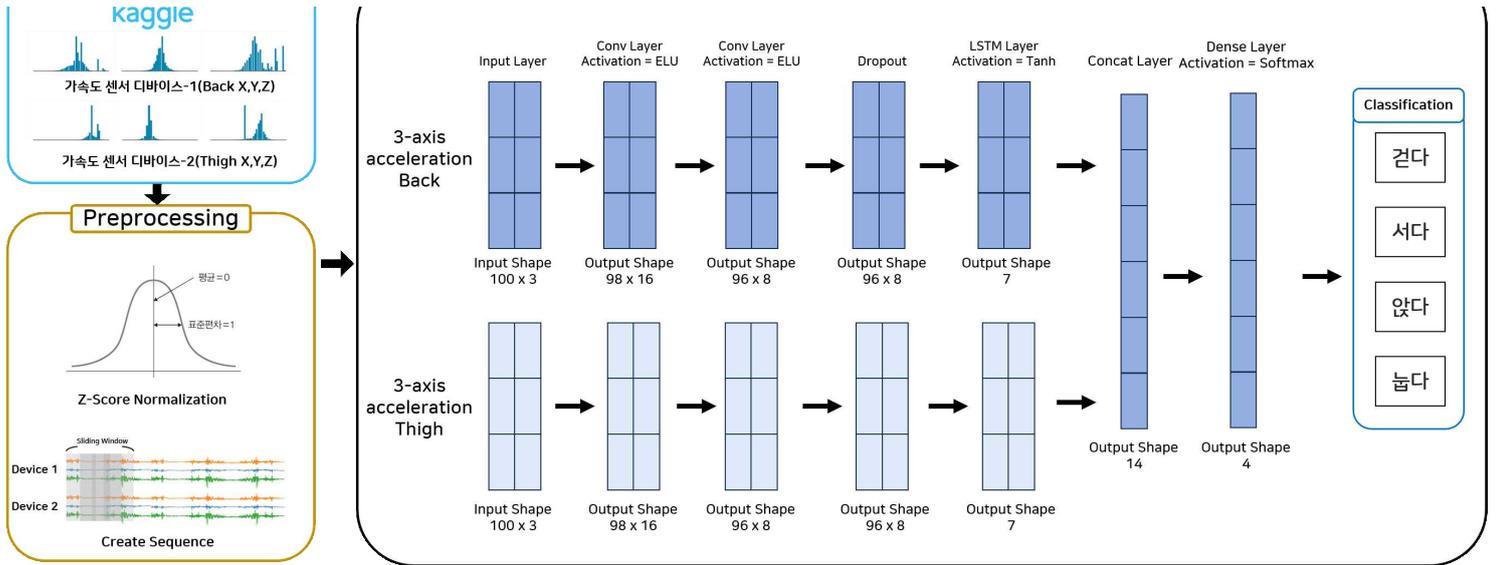
2. 관련 연구

2.1 HAR(Human Activity Recognition)

HAR 기술은 여러 센서를 이용하여 사람의 움직임과 관련된 정보를 수집하고 해석해 행동을 인식하는 기술이다[7].

HAR 기술은 사용되는 데이터에 따라 크게 영상 기반의 행동 인식 기술과 온바디 센서 기반의 행동 인식 기술로 나뉜다. 영상 기반의 행동 인식 기술은 카메라로부터 데이터를 수집하고 분석하여 사람의 행동을 인식한다. 반면 온바디 센서 기반의 행동 인식 기술은 사람에게 부착된 자이로스코프(Gyroscope) 센서, 가속도(Accelerometer) 센서 등 여러 센서를 이용하여 데이터를 수집하고 분석하여 사람의 행동을 인식한다.

수집된 데이터 특징상 순서가 정해져 있는 시계열 데이터이며 최근에는 CNN과 LSTM을 동시에



(그림 1) CNN-LSTM 기반 노인 활동 인식 시스템 오버뷰

사용하는 CNN-LSTM 사용하여 행동을 인식하거나, 다른 2가지 특징을 이용하는 Transformer를 사용하여 인식하는 추세이다.

2.2 CNN-LSTM

CNN-LSTM 기술은 CNN과 LSTM이 결합된 구조로 시계열 데이터를 가지고 학습 시 CNN이 시계열 데이터의 특징을 고려하지 못하는 단점을 보완하기 위해 시계열 데이터 학습 시 강점을 보이는 LSTM을 결합하였다[8].

CNN-LSTM 기술은 학습 데이터를 CNN의 입력값으로 넣어 특징을 추출하고, 추출된 특징값을 LSTM의 입력값으로 넣는 방식으로 동작한다.

전력 예측, 코로나19 확진자 수 예측 등 주로 시계열 예측에 많이 사용되는 기술이다.

3. CNN-LSTM 기반 노인 활동 인식 시스템

CNN-LSTM 기반 노인 활동 인식 시스템의 전체 구성도는 (그림 1)과 같다. 수집된 데이터 셋을 정규화 및 시퀀스 구성의 전처리를 진행하여, 학습 데이터의 입력값으로 사용한다. 이후 CNN-LSTM 기반의 활동 인식을 진행한다.

3.1. 데이터셋

데이터셋은 Kaggle에서 제공하는 센서 데이터 기반의 활동 인식 데이터 중, HAR+70 데이터셋을 사용한다[9]. 3축 가속도 센서가 내장된 디바이스를 2개 사용하였으며, 각각 허리와 허벅지에 부착하였다. 데이터 수집 주기는 50hz이며, 데이터의 구조는 아래 <표 1>과 같다.

<표 1> 데이터셋 구조

Time stamp	back_x	back_y	back_z	thigh_x	thigh_y	thigh_z	label
2021-03-24 14:42:03.839	-0.999	-0.063	0.1406	-0.980	-0.112	-0.048	6
2021-03-24 14:42:03.859	023	476	25	469	061	096	6
2021-03-24 14:42:03.880	-0.980	-0.079	0.1406	-0.961	-0.121	-0.051	6
2021-03-24 14:42:03.900	225	346	25	182	582	758	6
2021-03-24 14:42:03.920	-0.950	-0.076	0.1406	-0.949	-0.080	-0.067	6
2021-03-24 14:42:03.940	195	416	25	463	566	139	6
2021-03-24 14:42:03.960	-0.954	-0.059	0.1403	-0.957	-0.046	-0.050	6
2021-03-24 14:42:03.980	834	082	81	52	143	781	6

3.2. 데이터 전처리

본 논문에서는 하나의 행동에 대한 정의를 2초간 연속적인 형태로 정의한다. 데이터의 Time stamp를 기준으로 100개 단위로 나누었을 때, 2초 이상 차이가 나는 행들을 삭제한다. 이후, 1차적으로 구축된 100개 길이의 시퀀스의 Label이 다른 경우를 필터링한다. 마지막으로, 클래스의 개수가 부족한 Label을 제거한 후, Z-Score 정규화 과정을 진행한다. 이를 바탕으로, 학습 데이터의 입력값으로 사용하기 위해 각 변수마다 시퀀스 형태로 구축한다.

3.3. CNN-LSTM 모델 학습

2개의 디바이스의 부착 위치가 다른점을 고려하여, 6개의 변수를 한번에 CNN Layer에 입력값으로 사용하지 않고, 3축 가속도마다 Convolution을 진행

한다. 이후, 모델의 과적합 방지를 위해 CNN Layer 이후 Dropout Layer를 사용한다. 이때, Dropout 수치는 0.25로 진행하였다.

패턴 분석을 위한 Layer는 LSTM을 사용한다. 활성화 함수는 CNN에서는 elu, LSTM에서는 tanh를 사용한다. Concat Layer를 통해 Layer들을 더하고, Softmax 활성화 함수를 통해 다중 분류를 진행한다. 모델의 성능 평가에 사용되는 지표는 Accuracy, Precision, Recall, F1-Score를 이용하며, Confusion Matrix를 통해 실제값과 예측값을 비교한다.

4. 실험

4.1 실험 환경

본 논문에서 제안한 시스템 구성을 위해 학습에 사용된 환경은 아래 <표 2>와 같다.

<표 2> 딥러닝 서버 하드웨어 스펙

종류	구성
CPU	AMD RYZEN9 5900X
RAM	64GB
GPU	RTX 3080
Python	3.9.6
Tensorflow	2.10.0

4.2 데이터 셋

학습에 사용된 데이터 셋은 각 변수별로 100개의 길이를 가진 시퀀스 형태로 구성된다. 학습과 테스트 데이터를 7:3 비율로 나누었고, 각 분포는 아래 <표 3>과 같다.

<표 3> 학습/테스트 데이터 분포

행동	Label	데이터 개수	비율	학습 데이터	테스트 데이터
걷다 (Walking)	0	16,165	50%	22,550	9,665
서다 (Standing)	1	4,995	16%		
앉다 (Sitting)	2	7,513	23%		
눕다 (Lying)	3	3,542	11%		
Total		32,215	100%	70%	30%

4.3 실험 결과

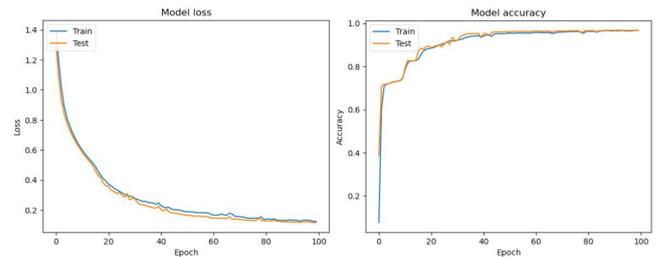
딥러닝 모델은 CNN-LSTM 하이브리드 모델을 사용하였으며, Epoch는 100회, Learning rate는 0.005, batch size는 16을 사용하였다.

분류하기 위한 행동은 총 4가지(걷다, 서다, 앉다, 눕다)이며, 성능 지표를 이용한 활동 인식 모델의 결과는 <표 4>와 같다. 결과는 대체적으로 모든 행동에 대해 높은 인식률을 나타내고 있다.

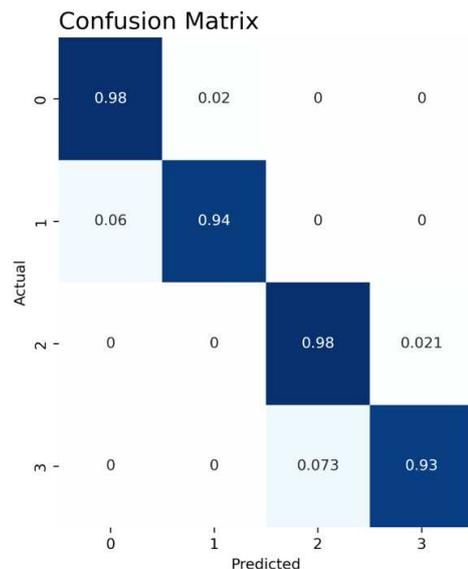
<표 4> 활동 인식 모델의 성능 지표 결과

Activity	Precision	Recall	F1-Score
걷다 (Walking)	98%	98%	98%
앉다 (Sitting)	94%	94%	94%
서다 (Standing)	97%	98%	97%
눕다 (Lying)	95%	93%	94%
Accuracy	97%		

학습 모델의 각 Epoch에 대한 loss와 accuracy 그래프는 (그림 2)와 같으며, 실제값과 예측값에 대한 Confusion Matrix는 (그림 3)과 같다.



(그림 2) 모델의 학습 Loss/Accuracy 그래프



(그림 3) 각 행동별 실제/예측 값 Confusion Matrix

5. 결론

본 논문에서는 Kaggle의 HAR+70 데이터를 이용해 CNN-LSTM 모델 기반 노인 활동 인식 시스템을 제안하였다. 데이터는 가속도 센서가 내장된 2개의 디바이스로 수집되었으며, 수집 주기는 50hz, 각 행동은 2초로 산정하였다. 학습의 입력값으로 사용하기 위해 Z-Score 정규화와 슬라이딩 윈도우를 적용해 시퀀스 형태로 만드는 작업을 진행하였다. 이후, 1차원 형태의 CNN-LSTM 하이브리드 모델을 사용해 행동 분류를 진행하였다. 정확도는 97%를 나타내었으며, 전반적으로 모든 행동에 대해 높은 정확도를 나타냈다.

향후, 인식한 행동들을 기반으로 더 많은 분류군의 행동들을 인식하고자 하며, 이를 기반으로 노인들의 모니터링 시스템이나 이상행동 탐지까지 확장하고자 한다.

참고문헌

- [1] Serpush F, Menhaj M.B, Masoumi B, Karasfi B, “Wearable sensor-based human activity recognition in the smart healthcare system”, Computational intelligence and neuroscience, Vol. 2022, 2022.02
- [2] Hyungju Kim, Nammee Moon, “TN-GAN-Based Pet Behavior Prediction through Multiple-Dimension Time-Series Augmentation”, Sensors, Vol. 23, No. 8, 4157, 2023.01
- [3] Muruganandam S, Salameh A.A, Pozin M.A. A, Manikanthan S.V, Padmapriya T, “Sensors and machine learning and AI operation-constrained process control method for sensor-aided industrial internet of things and smart factories”, Measurement: Sensors, Vol.25, 2023.02
- [4] DA-Hyeon Kim, Jun-Ho Ahn, “Abnormal Situation Detection Algorithm via Sensors Fusion from One Person Households”, Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 27, No.4, pp. 111-118, 2022.04
- [5] Young Yoon, Hyunmin Kim, Siwoo Lee, Safa Siavash Pouri, “Development and Operation of Remote Lone-Senior Monitoring System Based on Heterogeneous IoT Sensors and Deep Learning”, Journal of The Korea Convergence Society, Vol. 13, No. 1, pp. 387-398, 2022
- [6] Yong-Seol Lee, SeungKeun Song, Hun Choi, “AI-based Senior Care Service Development Case Analysis and Prospects”, Vol. 23, No.2, pp. 647-656, 2023.02
- [7] Yang Li, Guanci Yang, Zhidong Su, Shaobo Li, Yang Wang, “Human activity recognition based on multienvironment sensor data”, Information Fusion, Vol. 91, pp. 47-63, 2023.03
- [8] Haiyang Zhou, Yixin Zhao, Yanzhong Liu, Sichao Lu, Xiang An, Qiang Liu, “Multi-Sensor Data Fusion and CNN-LSTM Model for Human Activity Recognition System”, Sensors, Vol. 23, Issue. 10, 4750, 2023.05
- [9] Aleksej L, Kerstin B, Atle K, Hilde B.B, Paul J.M, “HARTH: A Human Activity Recognition Dataset for Machine Learning”, Sensors, Vol. 21, Issue. 23, pp. 24-31, 7853, 2021.11