

위험 상황 감지를 위한 스마트워치 IMU 기반 동작분류

오하은¹, 유재현²

¹성신여자대학교 AI 융합학부 학부생

²성신여자대학교 AI 융합학부 교수

20211368@sungshin.ac.kr, jhyoo@sungshin.ac.kr

Action Classification Using IMU of Wearable Watch to Detect Critical Situation

Ha-Eun Oh¹, Jae-Hyun Yoo²

¹School of AI Convergence, Sungshin Women's University

²School of AI Convergence, Sungshin Women's University

요 약

본 연구는 웨어러블 기기를 이용하여 위험 상황을 감지하고 사고 예방에 기여할 방법을 탐색한다. 데이터의 시간 영역과 주파수 영역의 분석을 통해 위험한 상황과 일반적인 상황을 구분하는 성능을 비교한다. 비딤러닝 모델과 딤러닝 모델을 비교 평가하였다. 결과적으로 시간 영역보다 주파수 영역에서 컨볼루션 신경망 모델이 우수한 성능을 나타내었다.

1. 서론

위험한 상황에서 웨어러블 기기를 통해 위험을 감지하면 사고 예방과 빠른 대처의 가능성을 기대할 수 있다. 데이터의 시간 영역과 주파수 영역 분석은 신호 처리에서 널리 사용되는 기술이다. 특정 환경에서의 위험 상황과 일반 상황을 구별하기 하기 위해 본 연구는 시간 영역(Time Domain)과 주파수 영역(Frequency Domain)을 머신러닝 및 딤러닝 모델을 통해 성능을 비교 분석한다. 이를 통해 위험 상황 감지 정확도와 신뢰성을 향상할 수 있는 효과적인 방법을 제시하고자 한다.

2. 동작 감지 알고리즘

학습 데이터는 위험 상황과 일반 상황을 포함하는 동작을 수집하였다. 위험 상황은 엎어치기, 밀치기 등 다양한 위험 동작을 통합하여 구성되었다. 일반 상황은 걷기와 뛰기로 구성되었다. 수집된 데이터에 대한 라벨 값은 '걷기', '뛰기', '위험상황'이다. 실제 환경에서 위험 상황을 효과적으로 감지하고 예방하는 동작에 중점을 두었다.

수집된 데이터는 스마트 워치를 통해 얻은 50Hz의 시계열 데이터로, 센서에서 측정된 가속도 데이터를 포함한다. 3축 가속도 센서에 대하여 센서의 축 방향 손실과 무관하게 패턴 정보를 획득하는 방법 중 하나



(그림 1) 데이터 수집 모습

인 벡터 합(Signal Vector Magnitude, SVM)을 이용하였다. [1]

학습은 머신러닝 알고리즘 SVM (Support Vector Machine), K-NN(K-Nearest Neighbor), Random Forest, SGD(Stochastic Gradient Descent)와 시계열 데이터 연산에 성능이 입증된 1D CNN(Convolutional Neural Network)으로 진행하였다.[2] 시간 영역은 6 초 동안 수집된 데이터의 SVM 값이 학습한 모델의 입력으로 들어간다. 수집된 시계열 데이터와 주파수 데이터를 비교하기 위해 시계열 영역을 FFT(Fast Fourier Transform)를 통해 주파수 영역으로 변환하였다. 변환된 주파수 영역은 분석을 위해서 양의 주파수만을 사용한다. 또한 0~25Hz 영역의 SVM 값이 입력 값으로 들어간다.

1D CNN 에서 두 영역 각각 첫 번째와 두 번째 1D

합성곱 층을 통해 입력 데이터의 시간적 특성을 감지하고 특징을 추출한다. 그 후 Dropout 과 Flatten 을 거치고, 동작 분류를 위해 dense 와 softmax 활성화함수를 거쳤다. 모델은 ‘sparse_categorical_crossentropy’ 손실함수를 사용하여 컴파일되었다.

3. 실험 결과

<표 1> time domain에서의 모델 별 성능 평가 점수

model	accuracy	precision	recall	f1
SVM	0.7656	0.6510	0.7656	0.6940
K-NN	0.8047	0.8531	0.8047	0.7462
Random Forest	0.8984	0.8963	0.8984	0.8970
SGD	0.5156	0.6271	0.5156	0.5438
1D CNN	0.9333	0.9354	0.9333	0.9324

시간 영역에서 1D CNN 이 93%로 가장 높은 정확도를 보이고 있고, Random Forest 가 90%로 다음으로 높은 정확도를 보인다.

<표 2> frequency domain에서의 모델 별 성능 평가 점수

model	accuracy	precision	recall	f1
SVM	0.9609	0.9618	0.9609	0.9611
K-NN	0.9375	0.9393	0.9375	0.9375
Random Forest	0.9375	0.9370	0.9375	0.9369
SGD	0.9609	0.9620	0.9609	0.9608
CNN	0.9926	0.9927	0.9926	0.9926

주파수 영역에서도 1D CNN 이 99%로 가장 높은 정확도를 보이고 있고 다음으로는 SVM 과 SGD 가 96%의 정확도를 보인다. 시간 영역과 주파수 영역 모두에서 1D CNN 이 높은 정확도를 보여준다. 이는 복잡한 주파수 패턴을 효과적으로 학습하고, 일관되게 높은 성능을 유지하고 있음을 보여준다.

또한 주파수 영역에서 SVM 은 24.68%, K-NN 은 17.50%, RF 는 4.44%, SGD 는 86.62%, 1D CNN 은 6.45%의 증가율을 보여준다. 주파수 변환을 통한 특징 추출은 데이터 내에 숨겨진 주기적 패턴과 구조적 특징을 더 명확히 드러낼 수 있다. 복잡한 시간 패턴이 간단한 주파수 구성요소로 분해되어 중요한 주파수 성분이 강조된다. 더불어 시간 영역의 데이터는 노이즈에 취약하지만, 주파수 도메인으로 변환하면 노이즈를 효과적으로 필터링하고 관련 신호를 강화한다. [3]

주파수 영역에서의 데이터 분석은 시간 영역에 비해 특징을 더 잘 포착하며, CNN 과 같은 딥러닝 모델은 전통적인 기계학습 모델보다 더 높은 분류 정확도를 보여주고 있다.

4. 결론

본 연구는 스마트 위치에서 얻은 가속도 센서 데이터를 머신러닝을 통해 위험 상황 분류에 대한 성능을 제시하였다. 시간 영역보다 주파수 영역 분석에서 전반적으로 모델의 평가 점수가 높았는데, 이는 주파수 영역의 분석이 유효하다는 것을 입증한다. 또한 1D CNN 의 성능은 두 영역 모두에서 가장 높은 점수를 나타내었다. 이러한 결과는 위험 상황과 일반 상황을 구분하는 데 중요한 의미를 가지며 위험 예방 측면에서도 효율성과 신뢰성을 향상할 수 있음을 보여준다. 다만, 현재 연구의 범위를 넘어선 다양한 상황에서의 추가적인 실험을 통해 모델의 범용성을 확립할 필요가 있다. 이를 통해 우리는 일상생활 속에서 발생할 수 있는 위험으로부터 보호받고, 사고 발생 시 신속하게 대처할 수 있는 기반을 마련할 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

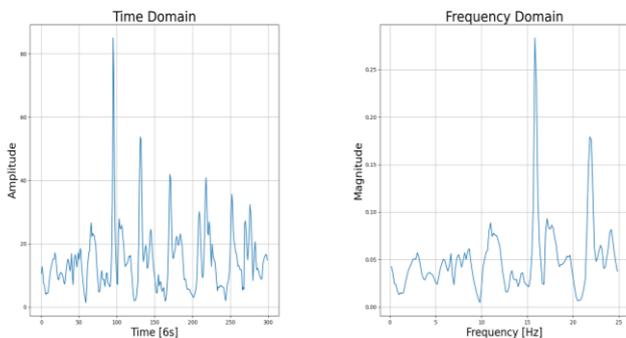
이 논문은 경찰청이 지원한 '사회적 약자 보호 강화 기술 개발(www.kipot.or.kr)'의 지원을 받아 수행된 연구결과입니다. [과제명: 저전력 복합측위, 근접탐색 기술 기반 범죄피해 안전조치 대상자 위치추적 통합 관계 플랫폼 개발 / 과제번호: RS-2023-00236101]

참고문헌

[1] 이호성, 이승룡, “스마트폰과 웨어러블 가속도 센서를 혼합 처리한 실시간 행위 및 자세인지 기법”, 정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용, 41 권, 8 호, pp.586-597, 2014

[2] Aji, Agung, Hakkun, Utomo, Felix, Leonel, “Time-series analysis with smoothed Convolutional Neural Network”, Journal of Big Data, 9, 44, 2022

[3] Kun, Qi, Wei, Shoujin, Pengyang, Hui, Ning, Defu, Longbing, Zhendong, “Frequency-domain MLPs are More Effective Learners in Time Series Forecasting”, arXiv:2311.06184, 2023



(그림 2) 위험상황 동작에서 얻은 time domain data 와 frequency domain data