

낙상 감지를 위한 UWB 레이더 기반 경량 딥러닝 모델

박성우, 윤정현, 김승구*

*충북대학교

psw209@cbnu.ac.kr, thera9234@chungbuk.ac.kr *kimsk@cbnu.ac.kr

Lightweight Deep Learning Model for Fall Detection Using UWB Radar

Park Seong Woo, Yoon Jeong Hyeon, Kim Seung Ku*

*Chungbuk National Univ.

요약

낙상 감지는 고령화 사회에서 골절·뇌 손상 등 피해를 예방하기 위해 필수적인 기술이다. 기존의 카메라나 웨어러블 센서 기반 방식은 프라이버시 침해, 착용 불편, 설치·유지 비용 등의 문제를 안고 있다. 본 논문에서는 단일 IR-UWB 레이더만을 이용해 비침습적·프라이버시 보장형 낙상 감지 시스템을 제안한다. 우선 원시 1 차원 시계열 데이터로부터 시간 영역 9 종·주파수 영역 4 종의 통계적 특징을 추출하였다. 추출된 특징은 16×13 크기의 2-D 특징 맵으로 재구성되어 CNN 모델에 학습하도록 설계하였다. 학습한 모델은 98%의 정확도를 보였다.

I. 서론

세계적으로 고령 인구가 급증하면서 낙상은 노인 사고 사망 원인 1 위이자 의료비 지출의 주요 요인으로 주목받고 있다[1]. 가정·요양 시설에서 낙상을 조기에 감지하고 신속히 대응하지 못할 경우 골절·뇌 손상 같은 2 차 피해가 빈번히 발생하고, 이는 환자 삶의 질 저하와 의료 시스템 부담으로 직결된다. 따라서 낙상을 자동으로 탐지하고 알려줄 24 시간 무인 감시 기술이 필수적이다. 낙상 감지를 위해서는 주로 카메라 기반 컴퓨터 비전 방식과 웨어러블 가속도, 자이로 센서가 사용된다. 카메라 방식은 고해상도 영상에서 객체 검출·포즈 추정을 통해 낙상을 판별하지만, 프라이버시 침해 논란과 조명·시야각·가려짐에 취약하다는 한계를 가진다. 웨어러블 센서는 이동 자유도가 크고 설치 비용이 적으나, 사용자가 착용 시 불편함을 호소하는 경우가 많고 배터리 교체·충전 같은 유지 관리가 필요하다. 또한 두 방식 모두 데이터 처리량이 크거나 개인 협조가 필수라는 점에서 실생활 적용에 제약이 따른다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 단일 IR-UWB 레이더 센서만으로 낙상을 판별하는 경량 파이프라인을 제안한다. 레이더는 비접촉·비가시성 감시가 가능하고, 인체 실루엣이 직접 노출되지 않아 프라이버시 문제를 최소화한다[2]. 또한 통계적 특징 기반 전처리를 통해 데이터 크기를 대폭 축소해 옛지 단말에서도 실시간 추론이 가능하다. 본 연구는 UWB 낙상 데이터셋을 사용해 정확도 98%를 달성함으로써, 낮은 비용·고정밀·프라이버시 보호라는 세 가지 요구를 동시에 만족하는 실내 낙상 감지 솔루션의 가능성을 입증한다.

II. 본론

초광대역 레이더는 수백 메가헤르츠 이상의 대역폭을 사용하는 펄스 기반 무선 통신·센싱 기술이다. 대역폭이 넓을수록 시간 영역에서의 펄스폭이 짧아져 아주 미세한 거리 분해능을 얻을 수 있으며, 이를 통해 사람의 자세 변화나 낙상 같은 작은 움직임도 정밀하게 감지할 수 있다. 본 논문에서는 IR-UWB(Impulse-Radio Ultra-Wideband) 레이더 하나만을 이용하여 실내에서 사용자의 낙상 여부를 자동으로 판별하는 과정을 제안한다. 먼저 IR-UWB 레이더로 수집한 공개 낙상 세그먼트 데이터에서 4,047 개 샘플을 확보하였고, 비낙상을 0 으로, 낙상을 1 로 매핑하여 이진 분류 문제로 정의하였다. 낙상은 짧은 시간 내에 발생하는 급격한 거리 변화와 복잡한 반사파 패턴을 동시에 포함하므로, 본 연구에서는 시간 영역과 주파수 영역의 특징을 병합하여 사용하였다. 시간 영역 특징 9 종(에너지, 평균, 분산, 웨도, 첨도, 기울기, ZCR(Zero-Crossing Rate), P2P(Peak-to-Peak), RMS(Root Mean Square))은 신호의 전체 세기 변화, 분포의 비대칭·꼬리 현상, 순간적 변화 속도를 포착하여 낙상 시 발생하는 충격파의 크기와 형태적 특성을 반영한다. 주파수 영역 특징 4 종(스펙트럼 중심, 피크 주파수, 대역폭, 스펙트럼 엔트로피)은 Welch 방법을 이용해 추정한 파워 스펙트럼 밀도로부터 주파수 성분의 중심 이동, 피크 주파수, 스펙트럼의 확산 및 불규칙성 정도를 측정해, 낙상 시 고속·고주파 성분의 증가와 스펙트럼 분포 변화 패턴을 검출한다. 이 13 개 통계량을 계산하여 16×13 크기의 특징 맵을 생성하였으며, 특징 맵은 Tiny 2-D

표 1. 선행 연구와 본 연구의 비교

	Precision	Recall	Accuracy	F1-score
Han et al. [3]	96.3%	96.6%	96.6%	93.4%
Proposed	98.3%	98.2%	98.2%	98.3%

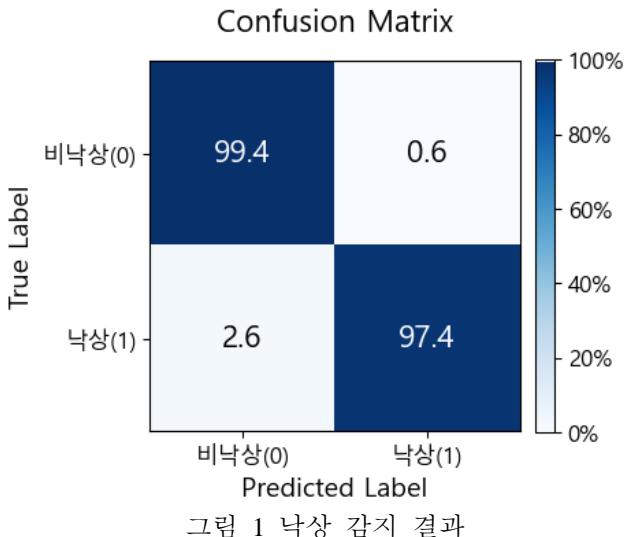


그림 1 낙상 감지 결과

CNN(Convolutional Neural Network)을 통해 학습하였다. 이렇게 통계량 기반으로 데이터를 효과적으로 압축함으로써, 모델의 학습 효율성과 분류 성능을 동시에 개선할 수 있었다. 비교를 위해 Han et al.[3]의 방식을 구현하였다. 논문은 IR-UWB 레이더로 수집한 1-D 시계열 신호를 2-D 그레이스케일 이미지로 변환하고 LeNet-5 계열 CNN으로 낙상을 분류하는 프레임워크를 제안하였다.

실험에서는 오픈소스로 공개된 낙상 샘플을 사용하였다[4]. 전체 4,047 개 낙상 샘플을 80% 학습, 20% 테스트로 분할하고, 낙상/비낙상 비율 불균형을 보정하기 위해 클래스 가중치를 적용하였다. 최대 60 epoch 동안 Adam($lr = 1 \times 10^{-3}$)으로 학습을 진행하였고, 학습 F1-score 개선이 10 epoch 이상 정체되면 조기 종료하였다. 그림 1은 테스트 세트에서 얻은 낙상 감지 결과를 Confusion Matrix로 나타낸 것이다. 테스트에 쓰인 낙상 샘플은 비낙상 샘플 349 개, 낙상 샘플 461 개로 총 810 개의 샘플이 사용되었다. 비낙상 349 개 샘플 중 347 개를 비낙상으로 판단, 2 개를 낙상으로 판단하였다. 낙상의 경우 461 개 샘플 중 449 개를 낙상으로 판단, 12 개를 비낙상으로 판단하였다. 표 1은 선행 연구와 본 연구의 결과 비교를 표로 나타낸 것이다. 선행 논문은 96.6%의 정확도를 나타내었고, 93.4%의 F1-score를 보였다. 본 연구에서는 98.2%의 정확도를 나타내었고, 98.3%의 F1-score를 보였다. 시간 영역과 주파수 영역의 핵심 특징을 추출함으로써, 낙상 동작의 급격한 진폭 변화와 주파수 성분 분포를 제공하여 기존 연구보다 정확도를 높일 수 있었다.

III. 결론

본 연구에서는 IR-UWB 레이더 센서를 활용하여 낙상 여부를 높은 정확도로 판단하는 CNN 기반 모델을 제안하였다. 먼저, 1 차원 시계열 데이터에서 시간 영역(ZCR, RMS, P2P 등) 및 주파수 영역(스펙트럼

중심·대역폭·엔트로피 등)의 주요 특징을 추출하고, 이를 16×13 크기의 2-D 형태의 특징 맵으로 변환함으로써 CNN이 효과적으로 학습할 수 있도록 하였다. 생성한 특징 맵은 CNN 모델에 학습하였다. 해당 모델은 낙상 판단 결과에서 98.2%의 정확도를 나타내었고, F1-score는 98.3%가 나타내었다. 본 연구는 수집한 1-D 시계열 신호를 2-D 그레이스케일 이미지로 변환하고 LeNet-5 계열 CNN으로 낙상을 분류하는 기존 논문[3]의 결과보다 1.6% 정도 정확도가 더 높게 나왔다. 현재 실험은 단일 실내 공간과 제한된 수의 피험자를 대상으로 수행되었다. 후속 연구로는 다중 거주 환경과 보다 다양한 나이·체형의 사용자 데이터를 수집·검증하여 모델의 일반화 성능을 평가할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2022R1A5A8026986). 본 연구는 2025년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(P0020536, 산업혁신인재 성장지원사업). 이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 지역지능화혁신인재 양성사업임(IITP-2025-RS-2020-II201462).

참고문헌

- [1] World Health Organization, "Falls," WHO Fact Sheet; Available online: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/falls>; Accessed: 8 May 2025.
- [2] Mohammad Cheraghinia, Adnan Shahid, Stijn Luchie, Gert-Jan Gordebeke, Olivier Caytan, Jaron Fontaine, Ben Van Herbruggen, Sam Lemey, Eli De Poorter, "A Comprehensive Overview on UWB Radar: Applications, Standards, Signal Processing Techniques, Datasets, Radio Chips, Trends and Future Research Directions," arXiv preprint arXiv:2402.05649; Published: 8 February 2024; Available online: <https://arxiv.org/abs/2402.05649>; Accessed: 8 May 2025
- [3] Taekjin Han, Wonho Kang, Gyunghyun Choi, "IR-UWB Sensor Based Fall Detection Method Using CNN Algorithm," Graduate School of Technology & Innovation Management, Hanyang University, Received: 15 Sep. 2020; Accepted: 19 Oct. 2020; Published: 21 Oct. 2020.
- [4] Anna Li, Eliane L. Bodanese, Stefan Poslad, Zhao Huang, Tianwei Hou, Kaishun Wu, Fei Luo, "An Integrated Sensing and Communication System for Fall Detection and Recognition Using Ultrawideband Signals," IEEE Internet of Things Journal, Vol. 11, No. 1, pp. 1509-1521, Jan. 2024