

채널 상태 정보 기반 무자각 환자 행동 모니터링 시스템에 관한 연구

박혜진(*), 윤석현(*), 김의직(*), 강인혁(**), 이슬비(***), 권정혁(***)

(*) 한림대학교 소프트웨어학부, {20235177, woonsuck0916, ejkim32}@hallym.ac.kr

(**) 한림대학교 융합소프트웨어학과, M23522@hallym.ac.kr

(***) 한림대학교 스마트컴퓨팅연구소, {thfqla3535, jhkwon}@hallym.ac.kr

1. 서론

병실이나 재활시설에서 환자의 움직임을 지속적으로 모니터링하는 것은 안전사고를 예방하고 재활 치료의 효과를 높이는 데 매우 중요하다. 이를 위해 웨어러블 센서나 카메라를 활용한 기존의 인간 행동 인식(Human Activity Recognition, HAR) 기술이 널리 활용되고 있다. 그러나 이러한 물리적 센서 기반 접근 방식은 환자가 장비를 착용해야 하는 불편함이 있을 뿐만 아니라, 사생활 침해와 같은 프라이버시 문제를 초래할 수 있다.

이러한 문제를 해결하기 위해, 최근에는 웨어러블 센서나 카메라 없이도 환자의 행동을 감지할 수 있는 무선 신호 기반의 HAR 기술이 주목받고 있다. 이 기술은 사람의 움직임에 따라 변화하는 무선 신호의 패턴을 분석해 행동을 추정하는 방식이다. 특히, 보다 정밀한 행동 인식을 위해, 많은 연구에서 Orthogonal Frequency Division Multiplexing(OFDM) 환경에서 채널 상태 정보(Channel State Information, CSI)를 분석하는 접근법이 활용되고 있다 [1]. 이 접근법은 하나의 패킷 전송에서 여러 OFDM 부반송파에 대한 진폭과 위상 정보(즉, CSI 데이터)를 수집하여, 신체 움직임에 따른 미세한 채널 변화를 정밀하게 포착할 수 있다.

본 논문에서는 CSI 기반 무자각 환자 행동 모니터링 시스템을 제안한다. 본 시스템은 수집된 CSI 데이터의 변화 패턴을 머신러닝 모델로 분석하여 환자의 행동을 분류한다. 제안 시스템의 실효성을 검증하기 위해 오픈소스 소프트웨어와 하드웨어를 활용해 구현하고, 실험을 통해 행동 분류 정확도 성능을 평가했다.

2. 무자각 환자 행동 모니터링 시스템

본 장에서는 무자각 환자 행동 모니터링 시스템 구조에 대해 자세히 설명한다. 그림 1에서 보여주는 바와 같이, 제안 시스템은 신호발생기, CSI 캡처기, CSI 데이터 분석 서버, 사용자 인터페이스로 구성된다.

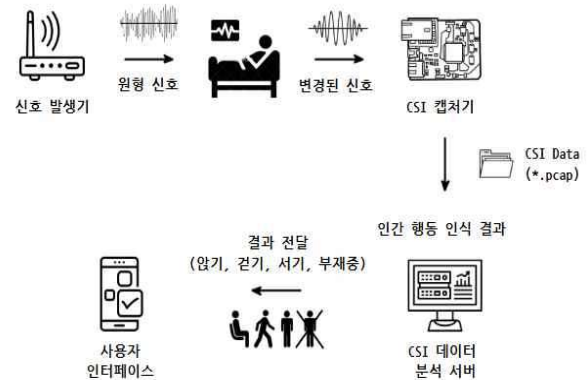


그림 1. 무자각 환자 행동 모니터링 시스템

신호발생기는 연속적으로 OFDM 신호를 생성해 브로드캐스트하고, CSI 캡처기는 신호발생기가 생성한 신호를 캡처해 CSI 데이터를 생성한다. 생성된 데이터는 CSI 데이터 분석 서버로 전달된다. CSI 데이터 분석 서버는 수신된 CSI 데이터를 전처리 과정을 통해 노이즈를 제거하고, 진폭 값을 추출한다. 이후, 전처리된 CSI 데이터를 그룹화하여 Heatmap 이미지로 변환하고, Convolutional Neural Network(CNN) 모델에 입력하여 Sitting, Walking, Standing, Empty와 같은 HAR 결과를 도출한다. 사용자 인터페이스는 CSI 데이터 분석 서버로부터 HAR 결과를 전송받아 화면에 표시한다.

3. 구현 및 실험

신호발생기는 오픈소스 펌웨어 OpenWrt를 상용 AP에 탑재하여 IEEE 802.11n 표준을 기반으로 20MHz 대역폭, 7번 채널에서 패킷을 지속적으로 송출하도록 설정하고, CSI 캡처기는 BCM43455C0 칩셋 기반의 Raspberry Pi 4 B에 Nexmon 오픈소스 SW를 탑재하여 CSI 데이터 수집 기능을 구현했다.

병실 환경과 유사한 환경을 구성하고, 해당 환경에서 사람의 Sitting, Walking, Standing, Empty 행동에 따른 실측 CSI 데이터를 수집했다. CSI 캡처기를 통해 수집한 데이터는 pcap 파일로 저장되며, 각 파일에는 20개의 CSI 데이터가 포함되었다. 실험을 위해 각 동작 별로 2,500개의 pcap 파일을 수집했다. 분석 서버는 데이터 전처리를 수행한다. 구체적으로, 64개의 부반송파 중 12개의 신호 성분(Null, DC, Pilot)을 제거하고, 남은 52개 부반송파에 대해 진폭 값을 계산한다. 이후, 연속된 20개의 CSI 진폭 데이터를 그룹화해 하나의 Heatmap 이미지로 변환한다.

CNN 모델은 TensorFlow와 Keras 오픈소스 프로젝트를 활용해 구현했으며, 그림 2와 같이 Feature Extractor와 Classifier로 구성되도록 개발했다. Feature Extractor는 5개의 합성곱-풀링 계층 쌍으로 구성하고, ReLU 활성화 함수를 적용했다. Classifier는 단일 Fully Connected 계층을 사용하며, Softmax를 통해 각 동작을 분류하도록 설계했다. 모델 학습은 수집된 CSI 데이터를 80% 학습용, 20% 검증용으로 나누었다.

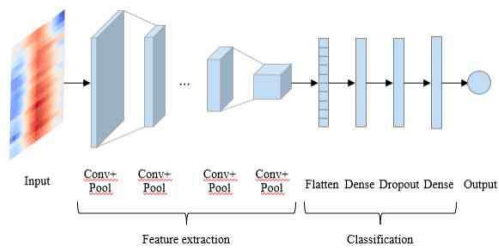


그림 2. CNN 모델

표 1. 동작 별 올바른 분류 및 오분류 결과

	Sitting	Walking	Standing	Empty
True	400	480	500	390
False	100	20	0	110

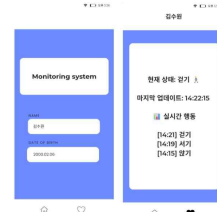


그림 3. 사용자 인터페이스

표 1은 동작 별 올바른 분류 및 오분류 결과를 나타낸다. 검증용 데이터를 활용해 예측한 결과는, 총 2,000개 이미지 중 1,770개를 올바르게 분류하여, 88.5%의 예측 성공률을 보였다.

사용자 인터페이스는 그림 3과 같이 환자의 현재 행동 상태를 실시간으로 표시하며, 마지막 업데이트 시간과 시간 순서대로 정리된 행동 기록을 나타낸다. 이를 통해 환자의 움직임 변화를 쉽게 확인할 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 CSI 기반 무자각 환자 행동 모니터링 시스템을 제안했으며, 구현 및 실험을 통해 실효성을 검증했다. 실측 데이터를 바탕으로 예측 정확도를 평가한 결과, 평균 88.5%의 정확도를 달성하였다. 이를 통해, 제안 시스템이 환자의 행동 변화를 정확하게 감지할 수 있음을 확인할 수 있었다.

감사의 글

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2024-00353365). 본 연구성과물은 2024년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(RS-2024-00345375). 본 연구는 2025년 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 SW중심대학사업 지원을 받아 수행되었음(2024-0-00064).

참고 문헌(참고자료)

- [1] H.-D. Kwon, J.-H. Kwon, S.-B. Lee, and E.-J. Kim, "LoS/NLoS Identification-based Human Activity Recognition System Using Channel State Information," *Journal of Internet of Things and Convergence*, vol. 10, no. 3, pp. 57-64, 2024.