

Wi-Fi CSI 기반의 Device-Free 기법에서 다양한 각도별 자세 및 동작 데이터 분석 연구

장경석, 서용빈, 최세영*, 김영억^o

광운대학교, *원광대학교

wkdrudtjr95@gmail.com, tjdydqlse@naver.com, *sychoi@wku.ac.kr, kimyoungok@kw.ac.kr

(^o공동교신저자)

Study on Amplitude Data Analysis for Wi-Fi CSI based Device-Free Pose and Activity Estimation Scheme under Various Angles Condition

Kyongseok Jang, Yongbin Seo, Seyeong Choi^{*o}, Youngok Kim^o

Kwangwoon Univ. *Wonkwang Univ.

(^oCo-corresponding Authors)

요약

본 연구에서는 device-free 인간의 5가지 자세 및 행동을 구분하기 위한 특징을 파악하기 위해 WiFi-CSI(Channel State Information) 진폭 데이터의 시각화를 수행하였다. WiFi-CSI 신호 데이터는 Intel 5300 Network Interface Card(NIC)를 장착한 송수신기와 인간의 상대적 위치에 따라 0도, 30도, 60도, 90도의 다양한 각도에서의 실험을 통해 연속적인 5가지 자세 및 동작 데이터를 수집하였다. 동일한 자세 및 동작에 대해 다양한 각도별로 수집된 데이터를 시각화하였고, 원시 진폭데이터와 전처리를 한 데이터 비교를 통해 각도별 데이터의 특징을 확인하고 이러한 특징을 가진 CSI 데이터를 통해 AI 기법에 적용할 가능성을 확인하였다.

I. 서 론

인간 활동 인식(Human Activity Recognition, HAR)은 스마트 홈, 건강 모니터링, 보안 등 다양한 분야에서 사용된다. 기존의 HAR 기법들은 주로 카메라 기반의 영상 분석이나 가속도계 및 자이로스코프와 같이 몸에 부착하는 센서들을 활용하지만 이러한 방법들은 사생활 침해 문제, 장치 작용으로 인한 사용자 불편, 높은 비용 등의 한계를 가지고 있다. 따라서 사람의 움직임과 같은 채널 상태 변화에 따라 수신 신호의 특성이 달라지는 WiFi-CSI(Channel State Information)기법을 활용한 HAR이 최근 주목을 받고 있다 [1]-[3].

II. CSI 원칙 및 원시 CSI 데이터의 특징

OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing)기반의 Wi-Fi 시스템에서는 여러 부 반송파가 사용되며, 이때 CSI는 전송 차원의 효율적인 할당에 중요한 역할을 한다. 일반적인 WiFi 통신 시스템의 수신 신호 Y_i 는 다음과 같은 수식으로 나타낼 수 있다.

$$Y_i = H_i x_i + N_i \quad (1)$$

식(1)에서 H_i 는 각 부 반송파 i 에 대한 채널 상태 행렬, X_i 는 전송 신호, N_i 는 잡음을 나타낸다. CSI 행렬에는 인간의 자세 및 행동에 따른 특징 정보를 반영하는 채널의 진폭 정보가 포함되어 있으므로, 동일한 자세 및 동작을 가정하였을 때, 송수신기와 인간의 상대적 위치에 따른 다양한 각도에서 수집된 데이터를 비교하여 자세 및 동작 추정

성능의 연관성을 확인하고자 한다. 이를 기반으로 각도별 자세 특징 데이터를 AI 기법에 적용하여 사람 행동 인식 성능을 향상시키고자 한다.

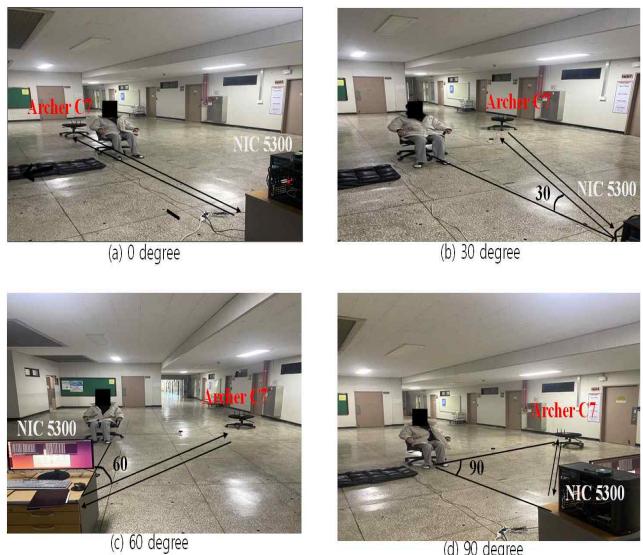


Figure 1. Experimental Environment

Figure 1은 다양한 각도를 고려하여 Wi-Fi CSI 데이터를 수집한 실제

실험 환경을 나타내고 있다. 대상과 NIC 사이의 수직선을 기준으로 AP를 0도, 30도, 60도, 90도의 각도로 위치시켜 CSI 진폭 데이터 수집하였고, Tx와 Rx가 3x3 배열로 구성되어 있어 각 CSI 진폭데이터는 총 9개의 채널 데이터로 수집하였다.

III. 실험 결과

실험은 광운대학교 학도관 6층 복도(6m x 6m)에서 수행하였으며 20MHz 대역폭의 2.4GHz 주파수에서 동작하는 3개의 안테나를 가진 AP를 설치 후 NIC에서의 CSI-Tool을 통해 연속되는 동작을 수집하였다. 수집한 사람의 행동 동작 순서는 시작을 Sit 10초, Stand up 2초, Stand 10초, Fall down 3초, Lie 10초를 각각 수행하였으며, 1초에 5페킷씩 35초간 총 175페킷의 Wi-Fi CSI 진폭 데이터를 수집하였다. Figure 2는 각도별로 원시 진폭데이터를 비교한 결과이며, 수집한 채널 중 가장 특징이 잘 드러난 채널을 선정하여 각도별로 비교 및 시각화하였다. 그림에서 X축은 시간(페킷)에 해당하고 Y축은 30개의 부 반송파, Z축은 CSI 진폭을 나타낸다. Figure 3은 각도별 특징이 좀 더 명확히 드러나게 하기 위해 미디안 필터링을 통한 데이터 전처리를 수행한 결과를 나타내고 있으며, 그림에서 보여진 바와 같이 Stand up이나 Fall down과 같은 동적인 동작의 특징을 시각화를 통해 확인할 수 있었고, 각도 별로 동적인 동작과 자세의 진폭의 특징이 다름을 확인할 수 있었다.

V. 결론

본 연구는 일정 시간 동안 사람의 5가지 동작 및 자세에 대한 CSI 진폭데이터를 수집 및 분석하여 인간 활동을 인식하는데 필요한 특징을 파악하고자 하였다. 이를 위해 원시 데이터와 전처리된 데이터를 비교 및 노이즈를 줄인 진폭데이터를 3차원으로 시각화하였다. 그리고 대상자와 송수신기 간의 각도에 따라 자세 및 동작 고유의 특징이 달라질 수 있음을 확인하였으며 AI 모델에 학습 시 다양한 각도에서 데이터를 수집하여 학습 데이터 구축의 가능성을 확인하였다.

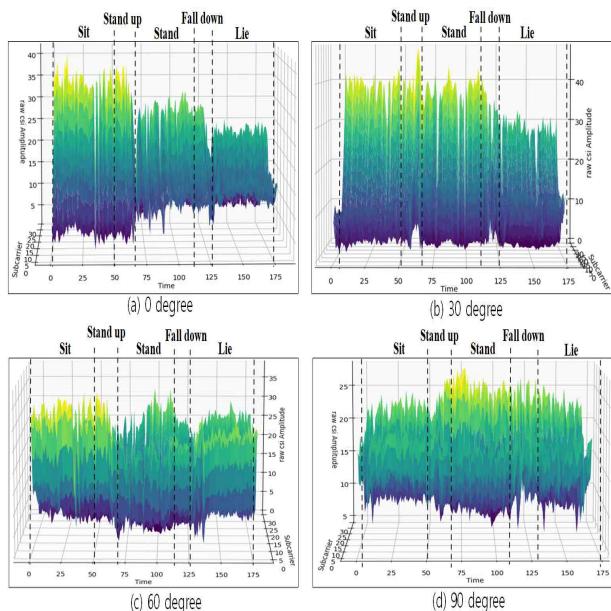


Figure 2. Raw CSI Amplitude

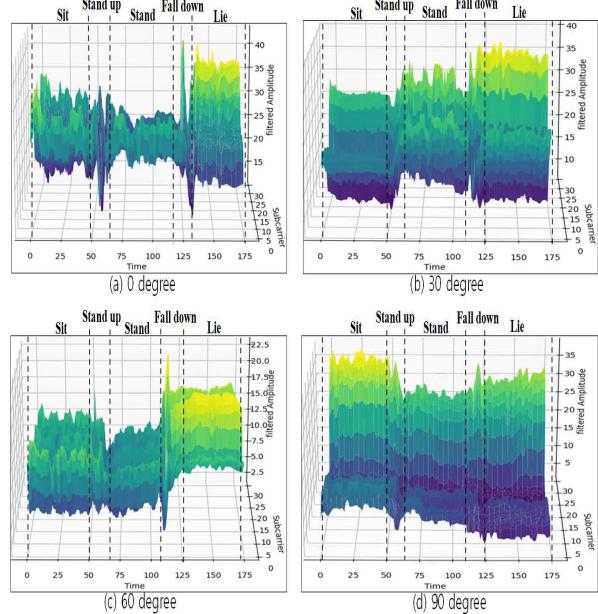


Figure 3. Filtered Amplitude

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) and Institute of Information & communications Technology Planning & Evaluation (IITP) grant funded by the Korea government (MSIT) (RS-2023-00241488 and RS-2024-00461079, Development of Adaptive On-Device Software Technology for Environmental Adaptation in Unmanned Vehicle Surveillance Equipment).

참 고 문 헌

- [1] Shahverdi, H.; Nabati, M.; Fard Moshiri, P.; Asvadi, R.; Ghorashi, S.A. Enhancing CSI-Based Human Activity Recognition by Edge Detection Techniques. *Information* 2023, 14, 404. <https://doi.org/10.3390/info14070404>
- [2] J. Ding and Y. Wang, "WiFi CSI-Based Human Activity Recognition Using Deep Recurrent Neural Network," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 174257-174269, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2956952.
- [3] Z. Chen, L. Zhang, C. Jiang, Z. Cao and W. Cui, "WiFi CSI Based Passive Human Activity Recognition Using Attention Based BLSTM," in *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 18, no. 11, pp. 2714-2724, 1 Nov. 2019, doi: 10.1109/TMC.2018.2878233.