

실내 환경에서 통신 단말이 없는 인간 활동 인식: SVM(Support Vector Machine)을 이용한 WiFi CSI 데이터 분석

장경석, 손초, 주준호, 서용빈, 최세영*, 김영익^o

광운대학교, *원광대학교

wkdrudtjr95@gmail.com, sunchao2601@gmail.com, zhoujunhao0817@gmail.com,
tjdydqlse@naver.com, *sychoi@wku.ac.kr, kimyongok@kw.ac.kr

(^o공동교신저자)

Device-Free Human Activity Recognition in Indoor Environments: An Analysis of WiFi CSI Data Using Support Vector Machine Classification

Kyongseok Jang, Chao Sun, Junhao Zhou, Yongbin Seo, Seyeong Choi*^o, Youngok Kim^o

Kwangwoon Univ. *Wonkwang Univ.

(^oCo-corresponding Authors)

요약

본 연구에서는 WiFi Channel State Information(CSI) 데이터와 Support Vector Machine(SVM)을 활용하여 실내에서 통신 단말이 없는 인간의 활동을 분류하였다. WiFi CSI 신호 데이터는 Inter 5300 Network Interface Card를 사용하여 실험을 통해 1인과 2인의 각각 정적 및 동적 상태에 대해 수집하여 데이터를 전처리 하였고, 기계학습 기술인 SVM을 사용하여 활동을 분류하였다. 그 결과 평균 인식 정확도가 90%가 넘는 정확도를 달성하였고 이를 통해 WiFi CSI 데이터와 기계학습을 통해 CSI 신호를 이용하여 실내에서 통신 단말이 없는 인간의 활동 인식이 가능함을 알 수 있었다.

I. 서론

WiFi CSI 기법은 기존의 WiFi 인프라가 구축된 실내에서 통신 단말을 휴대하고 있는 사용자의 위치를 추정하는 방법과는 다르게 통신 단말이 없는, 즉 device-free인 사람의 위치 추적이 가능하게 하는 기술로 주목을 받았다. 네트워크 인터페이스 카드(Intel WiFi Link 5300과 같은 NIC)는 채널 상태 측정 수행 프로세스를 크게 단순화하였고 이러한 NIC는 물리 계층 데이터를 기록하기 위해 특수 하드웨어가 필요한 이전 방법에 비해 더 많은 기능을 제공한다. 무선 신호는 소스 방출 시 여러 가지 환경적 요인에 의해 왜곡에 취약하지만, CSI는 신호 전파 중 채널 변동에 대한 포괄적인 기록을 한다. 이러한 CSI의 특징을 이용하는 본 연구에서는 5가지 상황에 대한 활동 식별을 위해 WiFi CSI 데이터 수집하고 노이즈를 줄이기 위해 필터 및 정규화를 통해 전처리한 5가지 상황 데이터에 대한 모델 훈련을 통해 통계적 머신러닝 도구인 SVM(Support Vector Machine)을 기반으로 한 인간 활동 분류 알고리즘을 제안한다.

II. CSI 원칙 및 제안하는 머신러닝 기법

무선 통신의 중추적인 기술인 OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing)은 정확한 부 반송파 수준 채널 측정을 가능하게 하여 적응형 전송 시스템을 향상시킨다. 이러한 시스템은 전송 리소스의 지속적인 할당을 위해 CSI를 활용하여 처리량을 동적으로 최적화한다. CSI가 제공하는 주파수 다양성은 데이터 전송을 위해 여러 부 반송파를 사용하는 OFDM 기반 WLAN 시스템에서 최적적으로 활용된다. WiFi 신호 전파의 맥락에서 이 채널은 OFDM 기술과 결합된 MIMO(Multiple Input Multiple Output)시스템으로 MIMO를 통해 데이터 처리량과 채널 용량을 늘림으로써 효과적으로 모델링이 가능하다. 특정

주파수 영역 내 $x_i \in R^{N_{Tx}}$ 를 송신된 신호로 간주하고, $y_i \in R^{N_{Rx}}$ 를 특정 부 반송파 예 대한 수신 신호로 간주하며, 여기서 N_{Tx} 와 N_{Rx} 는 각각 송신 및 수신 안테나의 수를 나타낼 때 이 통신 시스템은 부 반송파 예 대해 $y_i = H_i x_i + v$ 라고 표현될 수 있으며 여기서 H_i 는 각 부 반송파 채널 상태를 나타내고 v 는 잡음 항을 나타낸다. H_i 는 송신 안테나 개수, 패킷 전송 주파수, CSI 행렬 등을 포함하고 있는데 $N_{Tx} \times N_{Rx}$ 로 표현되는 CSI 행렬 데이터는 여기에 해당된다. CSI 행렬 데이터는 원시 데이터로써 복소수의 값을 가지고 있기 때문에 전처리를 통해 실재 값으로 변환이 필요하다. 실재 값으로 변환한 데이터의 각 채널은 $Tx-Rx$ 쌍으로 여러 개의 부 반송파를 가지는데 이 부 반송파들에는 많은 노이즈를 가진다. 이를 완화하기 위해 Median Filter를 사용하여 평균화 방법에 의존하지 않고 가장자리를 포함한 데이터의 정보를 보존하면서 노이즈를 제거한다. 이와 같은 전처리 후 분류, 회귀 및 이상치 감지와 같은 작업에 적합한 통계적 기계학습 도구인 SVM을 제안한다. SVM은 두 가지 유형으로 분류되는데, 고차원 공간에 초평면을 구성하여 데이터 포인트를 명확하게 분류하는 선형 SVM과 원래의 특징 공간에서 데이터를 선형적으로 분리할 수 없는 시나리오에서 활용되는 비선형 SVM이다. 참조하려는 모델은 선형 SVM 특히 SVC(Support Vector Classification)으로 단순성, 해석 가능성 및 과적합에 대한 내성으로 선호된다. 제안하는 SVC 모델은 CSI 측정값을 특징 벡터 x_i 로 변환하고 i 를 ($i=1, 2, \dots, n$)로 하는 표본 개수라고 할 때 y_i 에 레이블을 할당하고 최적화 문제를 해결하는 가중치 w , 편향 b 를 찾는다. 이렇게 $f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b)$ 로 정의되는 결정 함수를 통해 새 데이터 포인트를 분류한다. 이러한 과정을 통해서 CSI 데이터를 상황별 분류한다. SVC는 본질적으로 2진 분류 작업만 처리하지만 OvR(one-vs-rest) 전략을 통해서라면 다중 분류가 가능하다.

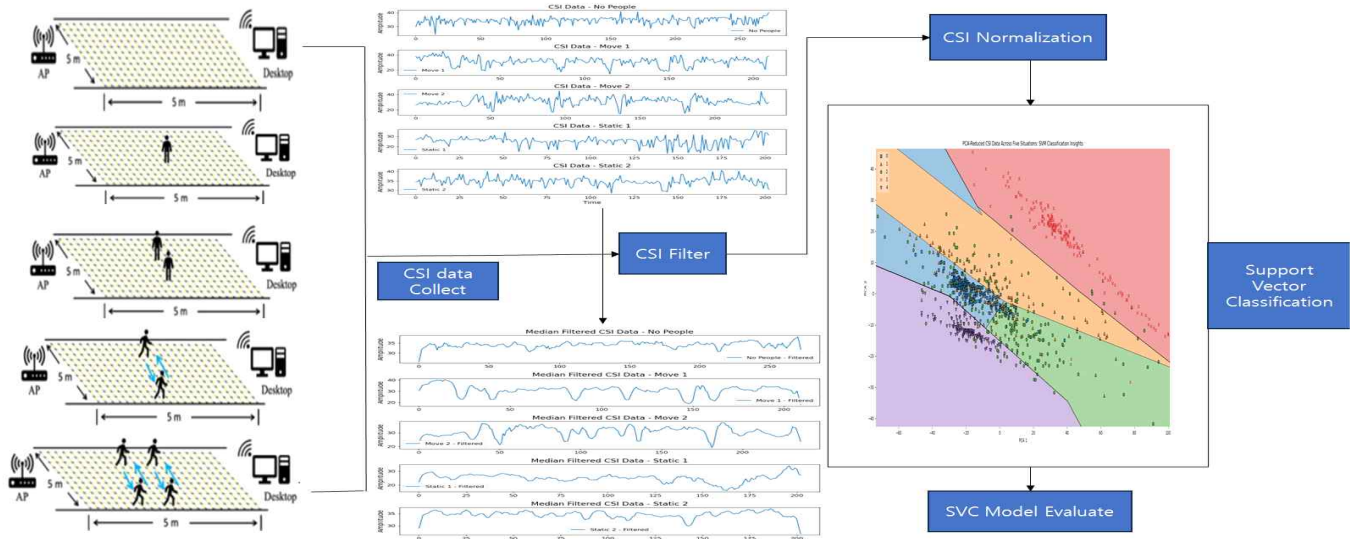


Figure 1. Overall System Overview

III. 실험 결과

실험은 광운대학교 화도관 6층 복도(5m x 5m)에서 수행하였으며 20MHz 대역폭의 2.4GHz 주파수에서 동작하는 3개의 안테나를 가진 AP를 설치 후 CSI-Tool을 통해 상황에 따른 WiFi CSI 데이터를 수집 하였다. 수집 및 전처리 후 데이터를 가지고 적절한 커널을 선택한 SVM을 통해서 5가지 인간 활동 상황의 분류를 하였으며 데이터를 Train Set가 70% Test Set를 30%로 나눈 다음 모델의 성능을 보았다. Figure 1은 전체 시스템의 전반적인 개요를 보여준다. Figure 2는 5가지 상황 분류에 대한 SVM 모델의 각 상황 별 성능을 보여주며 Figure 3는 SVM 모델의 Precision, Recall, F1 Score를 보여준다.

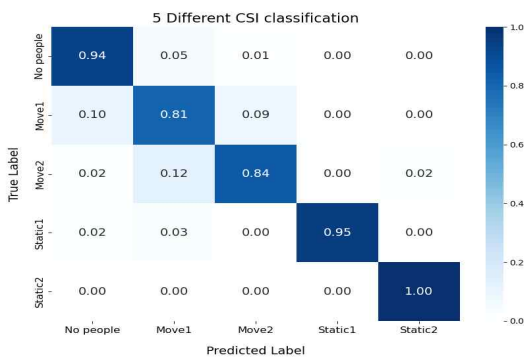


Figure 2. SVC Confusion Matrix for Five Types of CSI Data-Based Human Activity Recognition

Class	Precision	Recall	F1 Score
No people	0.88	0.94	0.91
Move1	0.82	0.81	0.82
Move2	0.87	0.84	0.86
Static1	1.00	0.95	0.97
Static2	0.98	1.00	0.99

Figure 3. Detailed Performance Metrics of SVC for Activity Classification Using CSI Data

IV. 결론

본 연구는 5가지 상황의 CSI 데이터를 통해 인간 활동을 인식하는데 평균 90% 이상의 정확도를 달성하였다. 다양한 인간 활동을 포착하고 구별하는데 있어 WIFI-CSI 데이터가 효율적이라는 것을 알 수 있었다. 향후 연구에서는 위치 및 자세 데이터와 딥러닝 기술을 통합하여 인간 활동 인식의 정확성과 다양성을 향상시키는 연구를 하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korea government (MSIT) (NRF-2021R1F1A1049509 and RS-2023-00241488)

참고 문헌

- [1] R. Zhou, J. Chen, X. Lu and J. Wu, "CSI fingerprinting with SVM regression to achieve device-free passive localization," 2017 IEEE 18th International Symposium on A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM), Macau, China, 2017, pp. 1-9, doi: 10.1109/WoWMoM.2017.7974313.
- [2] K. Wu, M. Yang, C. Ma and J. Yan, "CSI-Based Wireless Localization and Activity Recognition Using Support Vector Machine," 2019 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), Dalian, China, 2019, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICSPCC46631.2019.8960908.
- [3] A. Sharma, J. Li, D. Mishra, G. Batista and A. Seneviratne, "Passive WIFI-CSI Sensing Based Machine Learning Framework for COVID-Safe Occupancy Monitoring," 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops), Montreal, QC, Canada, 2021, pp. 1-6, doi: 10.1109/ICCWorkshops50388.2021.9473673.