

무선랜 신호를 이용한 군중 수 추정기법

손재성¹, 박재성²

¹ 광운대학교 정보융합학부 학부생

² 광운대학교 정보융합학부 교수

son99@kw.ac.kr, jaesungpark@kw.ac.kr

A Study on Crowd Counting by Using Commodity WLAN Devices

Jae-Seong Son¹, Jae-Sung Park²

^{1,2}School of Information Convergence, Kwangwoon University

요 약

학교, 대형 쇼핑몰, 공항 등과 같은 큰 실내 공간에서는 군중의 동선과 밀도를 파악하고 관리하는 것은 안전사고와 연관되어 있어 매우 중요하다. 와이파이 센싱은 기존에 존재하던 CCTV 카메라나 센서를 활용한 혼잡도 관리보다 효율적이고 정확한 방식으로 추정하는 데 도움이 되며, 설치 및 유지보수 측면에서도 효율적이다. 본 논문에서는 실내 환경에서 군중 수를 추정하기 위해 딥 러닝을 이용한 무선랜 신호 분석 기법을 제안한다. 송수신기가 같은 공간에 위치했던 기존 연구들과는 달리 본 논문에서는 송신기와 수신기가 서로 다른 공간에 배치된 환경에서도 무선랜 수신 신호를 통해 다른 공간의 군중 수를 정확히 예측할 수 있다는 것을 실험으로 검증하였다.

1. 서론

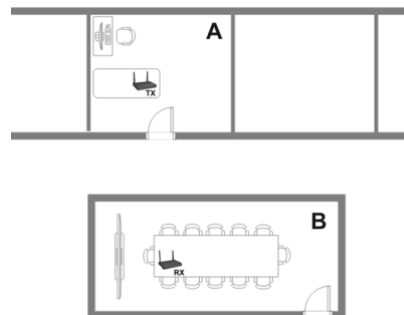
학교, 대형 쇼핑몰, 공항 등과 같은 큰 실내 공간에서는 군중의 동선과 밀도를 파악하고 관리하는 것은 안전사고와 연관되어 있어 매우 중요하다. CCTV를 이용한 군중 수 추정 기법은 이미 널리 사용되고 있지만, CCTV 설치 및 유지 비용이 많이 발생하며 카메라의 사각지대로 인한 한계점이 존재한다.

와이파이 센싱은 기존의 존재하던 CCTV 카메라나 센서를 활용한 혼잡도 관리보다 효율적이고 정확한 방식으로 추정하는 데 도움이 된다. 본 논문에서는 와이파이 센싱을 활용한 다양한 상황에서 특정 공간 내 여러 명의 사람을 추정하는 연구를 진행하였다. 기존 논문에서 진행돼 왔던 실험 환경은 송신기(TX)와 수신기(RX)가 같은 공간 안에서 위치하는 실내 위치 추정 시스템[1]이다. 본 논문에서는 기존의 실험 환경과는 다르게 TX와 RX가 같은 공간이 아닌 TX와 RX가 각각 다른 공간에 위치하여 진행되는 실내 위치 추정 시스템을 제안한다.

2. 실험

본 장에서는 무선랜 신호 분석 기법 연구의 실험 환경 및 실험 방법에 대해 기술한다. 그림 1은 본 논

문에서 진행하는 실내 위치 추정 시스템의 실험 환경을 나타낸다. A, B는 거리가 5m 떨어져 있는 벽으로 분리된 공간이며, TX는 A 공간에 RX는 B 공간에 각각 존재한다. TX는 IEEE 802.11b/g/a 네트워크 기반의 2.4GHz에서 20MHz 대역폭을 지원하는 ESP8266을 사용하며, RX는 2.4/5GHz IEEE 802.11ac을 지원하는 Raspberry Pi 4를 사용한다.



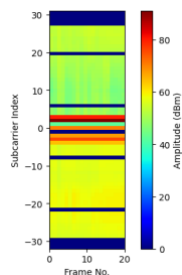
(그림 1) 실험 환경

실험 방법은 다음과 같은 방식으로 진행된다. B 공간에 사람이 존재하지 않는 경우부터 사람의 수가 점차 증가하여 4 명까지 존재할 경우의 데이터를 수집한다. TX는 10ms 마다 연속적으로 1 바이트의 크기를

가지는 UDP 패킷을 송신하며, RX는 TX가 송신하는 채널을 모니터링[2] 하여 UDP 패킷들을 캡처한다. 2.4GHz에 20MHz 대역폭의 64개의 서브 캐리어를 가지는 CSI(Channel State Information)를 데이터로 수집하며, 측정 유형별 5만 개의 데이터를 수집하였다. 수집한 CSI 데이터 중 진폭을 독립변수로 사용한다.

데이터 처리 모델은 MLP(Multi-Layer Perceptron), CNN(Convolutional Neural Network)을 이용한다. MLP 모델 적용을 위해 진폭은 64개의 서브 캐리어 중 미할당 서브 캐리어 8개, 파일럿용 서브 캐리어 4개와 측정 중 이상치로 간주한 28번 서브 캐리어를 제외한 51개의 서브 캐리어를 사용한다. TX는 10ms마다 UDP 패킷을 전송하므로 RX는 1초에 100개의 CSI 데이터를 수집하는데, 측정된 진폭에 포함되는 랜덤 오류의 영향을 완화하기 위해 1초에 해당하는 100개의 데이터를 하나의 그룹으로 설정하고 각 서브 캐리어의 중앙값을 입력으로 사용한다. CNN 모델 적용을 위해 100개의 데이터로 구성된 그룹을 하나의 프레임으로 설정하고 연속된 20개의 프레임을 하나의 이미지로 구성하였다. 그림 2는 CSKit [3]을 활용하여 생성한 이미지이다. 이미지의 픽셀값은 각 서브 캐리어 중앙값의 상대적 크기를 나타낸다.

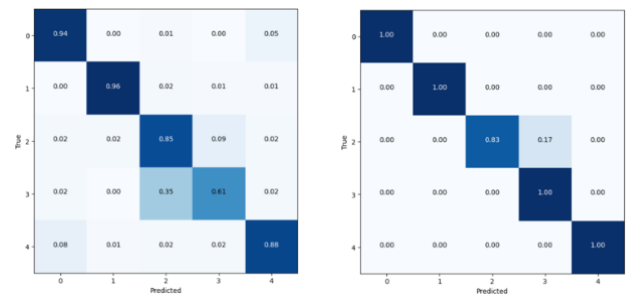
MLP와 CNN 모델 모두 학습 및 테스트 데이터는 파레토 법칙에 의한 80:20으로 나누어 진행한다. MLP 모델의 경우 2개의 layer로 구성되며 CNN 모델의 경우 4개의 layer로 구성된다.



(그림 2) CNN 이미지 데이터

3. 실험 결과

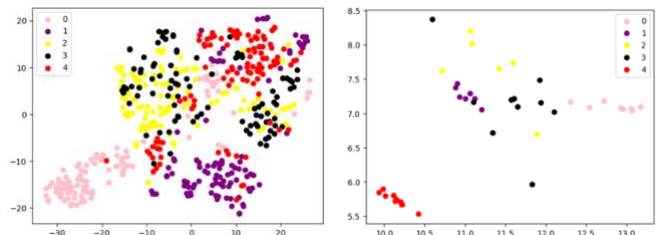
그림 3은 딥 러닝 모델을 이용해 군중 수 추정을 진행한 결과의 성능 평가 지표이다. 오차 행렬을 통한 정확도를 살펴본 결과 MLP는 85%, CNN은 98%의 성능을 가진다. 그림 4는 테스트 데이터의 값들을 t-SNE를 이용하여 시각화한 결과다. 그림에서 보는 바와 같이 단일 프레임을 이용하여 MLP를 적용한 경우보다 다수의 연속적인 프레임을 이용하여 CNN의 입력으로 사용하는 경우 클래스별 클러스터링이 더 명확하다. 이에 따라 CNN의 군중 수 구분 성능이 MLP에 비해 높아진 것을 알 수 있다.



(a) MLP

(b) CNN

(그림 3) 딥 러닝을 이용한 군중 수 추정의 오차 행렬



(a) MLP

(b) CNN

(그림 4) 테스트 데이터 t-SNE 시각화

4. 결론

본 논문에서는 와이파이 센싱을 이용하여 TX와 RX가 다른 공간에 존재할 경우 측정된 데이터를 활용한 군중 수 추정 실험 연구를 진행하였다. 실험 결과 딥 러닝 모델을 사용한 정확도가 MLP는 85%, CNN은 98%의 성능이 나온 것을 알 수 있다. 향후 본 연구를 통해 실내 공간에서의 안전사고 관리 예방 및 실내 범죄 예방에 활용 가능성이 있을 것으로 보인다.

참고문헌

- [1] Han Zou, Yuxun Zhou, Jianfei Yang, Costas J. Spanos, "Device-free occupancy detection and crowd counting in smart buildings with WiFi-enabled IoT", Energy and Buildings, Volume 174, 2018, Pages 309-322.
- [2] Francesco G., Matthias S., Jakob L., and Matthias H. "Free Your CSI: A Channel State Information Extraction Platform For Modern Wi-Fi Chipsets". Proceedings of the 13th International Workshop on Wireless Network Testbeds, Experimental Evaluation & Characterization (WiNTECH '19). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, p.21-28.
- [3] Forbes, G., Massie, S. and Craw, S., "WiFi-based Human Activity Recognition using Raspberry Pi". 2020 IEEE 32nd International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), MD, USA, 2020, pp. 722-730.