

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

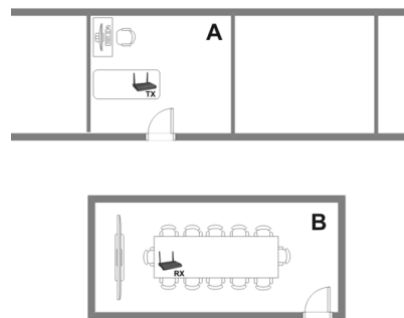
학교, 대형 쇼핑몰, 공항 등과 같은 큰 실내 공간에서는 군중의 동선과 밀도를 파악하고 관리하는 것은 안전사고와 연관되어 있어 매우 중요하다. CCTV를 이용한 군중 수 추정 기법은 이미 널리 사용되고 있지만, CCTV 설치 및 유지 비용이 많이 발생하며 카메라의 사각지대로 인한 한계점이 존재한다.

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.



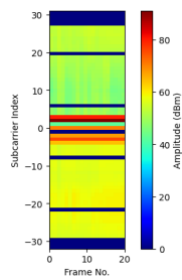
(그림 1) 실험 환경

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

가지는 UDP 패킷을 송신하며, RX 는 TX 가 송신하는 채널을 모니터링[2] 하여 UDP 패킷들을 캡처한다. 2.4GHz 에 20MHz 대역폭의 64 개의 서브 캐리어를 가지는 CSI(Channel State Information)를 데이터로 수집하며, 측정 유형별 5 만 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 64 개의 서브 캐리어 중 미할당 서브 캐리어 8 개, 파일럿용 서브 캐리어 4 개와 측정 중 이상치로 간주한 28 번 서브 캐리어를 제외한 51 개의 서브 캐리어를 사용한다. TX 는 10ms 마다 UDP 패킷을 전송하므로 RX 는 1 초에 100 개의 CSI 데이터를 수집하는데, 측정된 진폭에 포함되는 랜덤 오류의 영향을 완화하기 위해 1 초에 해당하는 100 개의 데이터를 하나의 그룹으로 설정하고 각 서브 캐리어의 중앙값을 입력으로 사용한다. CNN 모델 적용을 위해 100 개의 데이터로 구성된 그룹을 하나의 프레임임으로 설정하고 연속된 20 개의 프레임은 하나의 이미지로 구성하였다. 그림 2 는 CSIKit [3]을 활용하여 생성한 이미지이다. 이미지의 픽셀값은 각 서브 캐리어 중앙값의 상대적 크기를 나타낸다.

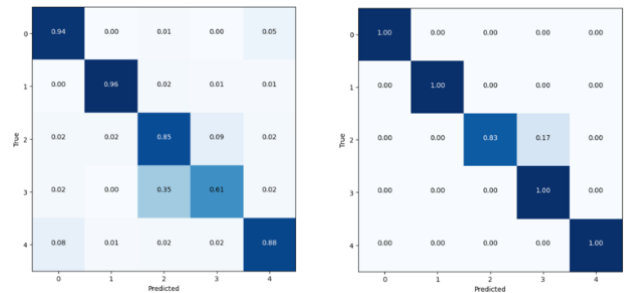
MLP 와 CNN 모델 모두 학습 및 테스트 데이터는 파레토 법칙에 의한 80:20 으로 나누어 진행한다. MLP 모델의 경우 2 개의 layer 로 구성되며 CNN 모델의 경우 4 개의 layer 로 구성된다.



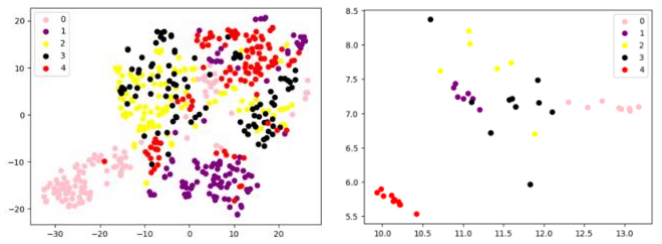
(그림 2) CNN 이미지 데이터

3. 실험 결과

그림 3 은 딥 러닝 모델을 이용해 군중 수 추정을 진행한 결과의 성능 평가 지표이다. 오차 행렬을 통한 정확도를 살펴본 결과 MLP 는 85%, CNN 은 98%의 성능을 가진다. 그림 4 는 테스트 데이터의 값들을 t-SNE 를 이용하여 시각화한 결과다. 그림에서 보는 바와 같이 단일 프레임을 이용하여 MLP 를 적용한 경우보다 다수의 연속적인 프레임을 이용하여 CNN 의 입력으로 사용하는 경우 클래스별 클러스터링이 더 명확하다. 이에 따라 CNN 의 군중 수 구분 성능이 MLP 에 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 TX 와 RX 가 다른 공간에 존재할 경우 측정된 데이터를 활용한 군중 수 추정 실험 연구를 진행하였다. 실험 결과 딥 러닝 모델을 사용한 정확도가 MLP 는 85%, CNN 은 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.