

사람 수 추정을 위한 오토인코더 기반 데이터 전처리 기법

김연주, 김승구*

충북대학교

jj27kk@cbnu.ac.kr, *kimsk@cbnu.ac.kr

An Autoencoder-based Data Preprocessing Technique for People Counting System

Kim Yeon Ju, Kim Seungku*

Chungbuk National Univ.

요약

본 논문은 딥러닝을 활용한 사람 수 추정 시스템의 데이터 전처리 방법에 관한 것이다. 사람 수 추정을 위해 많이 사용되는 WiFi CSI 데이터는 잡음이 많이 포함되기 때문에 정확한 사람 수 추정이 어렵다. 따라서 본 논문에서는 WiFi CSI 데이터를 오토인코더 전처리 과정을 통해 잡음을 제거하고 세 가지 딥러닝 모델에 학습하여 정확도를 높이는 방법을 제안한다. 성능 평가를 위해 지역통과필터와 오토인코더를 사용했고, 전처리 된 데이터를 DNN, CNN, LSTM에 학습한다. 오토인코더를 통해 데이터 전처리 과정을 거친 데이터를 LSTM에 학습한 결과 약 26%의 성능 향상을 보였다.

I. 서론

IoT 환경에서 사람 중심 서비스의 실현을 위해 사람 수 추정에 대한 연구가 이어지고 있다. 최근 COVID-19로 바이러스 확산을 막기 위해 사회적 거리두기 정책이 시행되면서 실내 사람 수 추정 시스템은 더욱 중요해지고 있다. WiFi CSI 데이터를 사용하여 추정하는 방법은 이미지 기반 시스템에서 발생할 수 있는 사생활 침해 우려가 없으며, 빛, 장애물 등 외부 환경 요인에 대한 방해가 적다는 장점이 있다.[1] 그러나 WiFi CSI 데이터 기반 기존 연구는 정확도 측면에서 상당히 낮은 성능을 보인다. 여러 연구에서 사람 수를 정확히 추정하지 않고 3, 4명과 5, 6명 등 비슷한 사람 수 단위를 클래스 단위로 묶어서 평가하는 방법을 채택하고 있다.

분류 모델에서 높은 정확도를 달성하기 위해서는 데이터 전처리 과정이 중요하다. 실내 사람 수 추정 시스템에서 신호 데이터는 사람의 영향이 아닌 다른 물체에 의한 잡음 등이 포함될 수 있다. 그런데 WiFi CSI 데이터에서 직관적으로 이러한 영향을 파악하기 어렵다. 신호 데이터에서 잡음 제거를 위한 방법으로 지역통과필터를 흔히 사용한다. 하지만 실험에서 지역통과필터를 사용한 전처리가 분류 정확도를 크게 상승시키지 않았다. 이미지 기반 시스템에서는 잡음 제거를 위해 오토인코더를 사용하여 이미지의 특징을 추출하는 다양한 선행 연구가 존재한다. 본 논문은 오토인코더를 사용한 WiFi CSI 데이터의 잡음 제거 기법을 제안한다.

II. 관련 연구

CSI(Channel State Information)는 다중경로 신호의 채널 주파수 응답 특성에 대한 정보이다. 다중 경로 성분의 진폭, 위상, 지연시간에 대한 정보가 포함된다. WiFi CSI 기반 사람 수 추정에 대한 기존 연구 [1], [2]는 사람 수를 2~3명 또는 3~4명, 4~6명 또는 5~7명으로 클래스 단위로 묶어 정확도를 평가하였다. 본 논문에서는 클래스 단위가 아닌 정확한 사람 수를 추정하여 최대 86% 이상의 높은 정확도를 달성한다.

오토인코더는 노드 수가 줄어든 은닉층을 통과하여 출력에서 원래 입력 신호를 재구성하도록 구성된 딥러닝 모델이다. 오토인코더는 입력신호로

부터 추상적인 특징을 학습하여 신호를 재현하게 된다.[3] 이러한 오토인코더는 이미지 기반 데이터의 특징 추출에 널리 사용된다. 본 논문은 오토인코더를 WiFi CSI 기반 데이터에 적용하여 전처리를 수행한다.

III. 본론

사람 수 추정 시스템은 크게 세 단계로 구성되었다. 데이터 전처리, 데이터증강, 분류 모델에 학습 및 평가를 마지막으로 단계가 구성된다. 데이터 전처리 단계에서는 오토인코더를 통한 WiFi CSI 원시 데이터의 잡음 제거 및 특징 추출이 진행된다. 본 논문에서 WiFi CSI 원시 데이터 전처리를 위해 설계한 오토인코더의 구조는 그림 1과 같다. 오토인코더는 인코더와 디코더 두 단계로 구성된다. 인코더에서는 원래 신호를 입력으로 받아 차원을 축소시키는 과정에서 특징을 추출한다. 디코더에서는 추출한 특징을 통해 인코더에서 입력받은 원래 신호를 재현하여 출력한다. 본 논문은 오토인코더의 은닉층을 Convolutional layer와 Max-Pooling layer, Up-Sampling layer의 조합으로 구성하였다. WiFi CSI 데이터가 입력으로 들어오면 차원이 축소되었다가 다시 재현되는 과정에서 잡음이 제거되는 효과를 얻을 수 있다. 또한 사람이 직접 관찰하기 어려운 특징을 자동으로 추출할 수 있다.

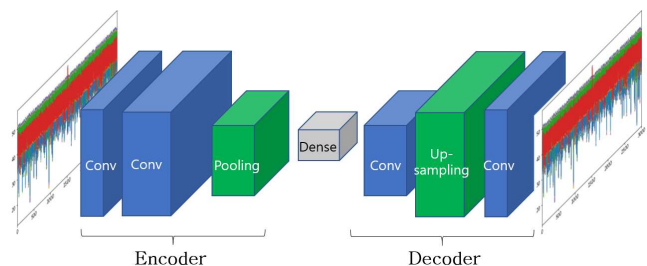


그림 1. 오토인코더 구조

데이터증강 단계는 오버피팅을 방지하기 위해 이루어졌으며, 타임워핑 등으로 기존 데이터에서 2배만큼 데이터 수를 늘렸다. 분류 모델은 LSTM으로 구성된 모델을 사용한다.

IV. 평가

평가를 위해 Atheros TL-WDR4300으로 수집한 WiFi CSI 데이터를 사용하였다. 잡음을 제거한 데이터와 원본 데이터를 비교 및 분석하였고, 잡음 제거 방식마다 성능을 평가하였다. 또한 여러 학습 모델에 적용하여 잡음 제거의 성능을 비교하였다. 오버피팅 방지 및 정확도의 상승을 위해 타 임워킹 기반 데이터 증강을 적용하였고 DNN, CNN, LSTM로 분류모델을 통해 사람 수를 추정하도록 설계하였다.

(1) 데이터 비교 및 분석

전처리를 하지 않은 경우와 저역통과필터를 사용한 경우, 오토인코더를 사용한 경우 각각에 데이터 정규화를 적용하여 그림 2에 표시하였다. 2(a)는 사람 수가 0~6명일 때 측정된 WiFi CSI 원시 데이터이다. [0, 2500]은 사람 수가 0명일 때, [2500, 5000]은 1명, ... [15000, 17500]은 6명일 때의 라벨이 해당된다. 각 그래프에서 전처리와 정규화가 적용된 출력을 표시하였다. 2(b), 2(c)는 다른 파라미터 값을 갖는 저역통과필터에 의한 출력이며 2(d)는 설계한 오토인코더의 출력이다. 저역통과필터는 데이터의 고주파 성분을 제거하는 역할을 하며 차단주파수가 낮을수록 육안 상의 데이터 변화가 크다. 원시 데이터와 비교했을 때 차단주파수가 낮은 2(c)에서 2(b)보다 데이터가 변형되었음을 확인할 수 있다. 오토인코더는 많은 경우에 데이터의 특징을 추출하는 용도로 사용된다. WiFi CSI 데이터로부터 사람이 직접 특징을 찾아내기 어렵지만 오토인코더를 사용하여 자동 특징 추출이 가능할 것이라고 예상하였고, 실제로 출력을 시각화한 결과 사람 수가 바뀔 때 따라 다른 양상으로 변화하는 그래프를 통해 오토인코더가 동작함을 확인하였다.

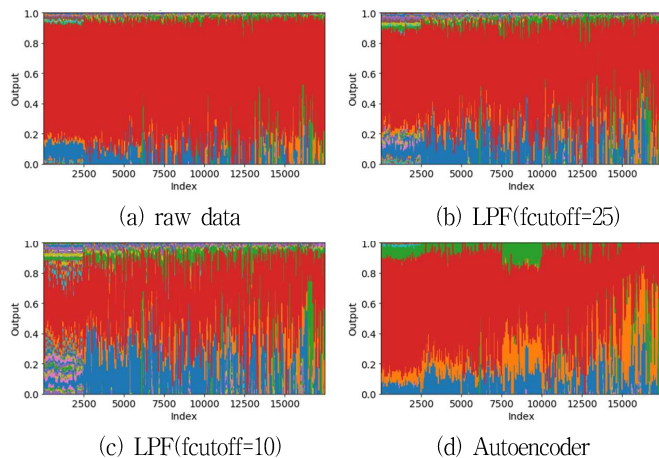


그림 2. 원시 데이터와 전처리된 데이터

(2) 여러 분류 모델 비교

데이터의 성능을 객관적으로 평가하기 위해 여러 모델로 학습하여 결과를 비교하였다. DNN, CNN, LSTM를 사용한 분류 모델로 사람 수를 추정한 결과를 표 1에 나타내었다. 원시 데이터, 차단주파수를 25, 10으로 설정한 저역통과필터 데이터, 설계한 오토인코더를 적용한 데이터로 총 네 가지 데이터를 분류 모델로 학습하였다. 저역통과필터를 통과한 데이터는 파라미터를 달리 한 두 경우 모두 학습결과 개선 폭이 크지 않았다. 이를 통해 그림 2에서 확인할 수 있는 저역통과필터에 의한 데이터 변형이 유의미하게 작용하지 않았다고 예상할 수 있다. 오토인코더로 처리한 데이터는 모든 분류모델에서 가장 높은 정확도를 보였다. 이러한 결과는 오토인코더를 통한 잡음 제거 및 특징 추출이 성능 개선 효과가 있고, 설계한 오토인코더를 WiFi CSI 데이터에 대한 전처리기로 활용할 수 있다고 해석할 수 있다.

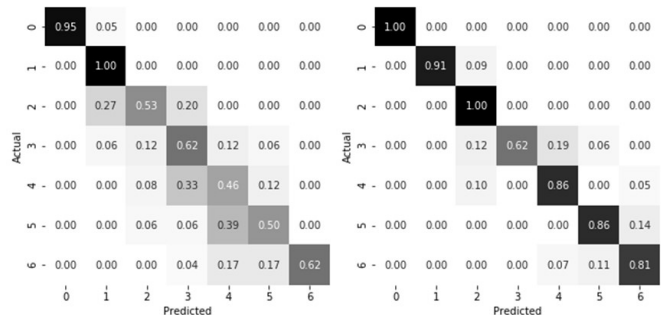
(3) 저역통과필터와 오토인코더 잡음 제거 성능 비교

저역통과필터와 오토인코더 각각을 통해 잡음 제거 처리한 데이터를

LSTM 모델로 학습한 결과를 비교하였다. 그림 3에 테스트 정확도를 혼동행렬로 나타내었다. 저역통과필터로 잡음 제거한 데이터를 학습에 사용한 경우 25인을 추정하는 정확도가 떨어지는 것이 확인된다. 오토인코더로 잡음을 제거한 데이터를 학습에 사용한 경우는 인원이 3명일 때를 제외한 모든 경우에서 80% 이상의 높은 분류 정확도를 보였다.

| 데이터 전처리 | 정확도(%) | | |
|-----------------|--------|-------|-------|
| | 모델 | | |
| | DNN | CNN | LSTM |
| W/O P.P | 56.43 | 59.29 | 60.71 |
| LPF(fcutoff=25) | 61.03 | 60.29 | 65.44 |
| LPF(fcutoff=10) | 62.41 | 61.65 | 66.17 |
| Autoencoder | 69.29 | 72.14 | 86.43 |

표 1. 전처리 후 데이터를 다양한 모델로 평가한 정확도



(a) LPF(fcutoff=10)

(b) Autoencoder

그림 3. 혼동행렬

V. 결론

WiFi CSI 데이터에 대해 오토인코더를 사용한 잡음 제거 기법에 대해 연구하였다. 평가 결과 LSTM 모델로 분류하는 경우 정확도는 86.43%로 단일모델로는 높은 성능을 달성하였고, 전처리 전보다 정확도가 크게 상승하였다. 기존 연구[1]에서는 높은 정확도를 달성하기 위해 3~4명의 사람이 있는 경우, 5~7명이 있는 경우 등을 클래스 단위로 묶어서 평가했지만 본 논문의 경우 0~6명의 사람이 있는 각각의 경우에 대해 고르게 높은 정확도를 달성하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 2019년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2019R1F1A1061970).

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 지능정보화혁신 인재양성(Grand ICT연구센터) 사업의 연구결과로 수행되었음 (IITP-2021-2020-0-01462).

참고 문헌

- [1] S. Di Domenico, M. De Sanctis, E. Cianca, and G. Bianchi, "A trained-once crowd counting method using differential WiFi channel state information," in Proc. 3rd Int. Workshop Phys. Analytics (WPA), Singapore, 2016, pp. 37 - 42.
- [2] 안현성 외, "CSI를 활용한 딥러닝 기반의 실내 사람 수 추정 기법" 한국정보통신학회논문지 Vol. 24, No. 7: 935-941, 2020.
- [3] J. Zabalza et al., "Novel segmented stacked autoencoder for effective dimensionality reduction and feature extraction in hyperspectral imaging," Neurocomputing, vol. 185, pp. 1 - 10, Apr. 2016.