

저복잡도 CNN을 이용한 무선 신호 식별 기법

한노엘, 소재우*

서강대학교

shdpf0034@sogang.ac.kr, *jwso@sogang.ac.kr

Wireless Signal Identification using a Low-Complexity CNN

Noel Han, Jaewoo So*

Sogang Univ.

요약

무선 통신 표준이 다양해지고 진화함에 따라 무선 신호를 식별하는 것이 중요해지고 있다. 무선 신호 식별은 효율적인 자원 할당과 공정한 주파수 공유를 가능하게 하고, 시스템 수율을 향상시킬 수 있다. 본 논문은 다양한 무선 통신 표준의 무선 신호를 식별하기 위해 낮은 복잡도를 갖는 convolutional neural network (CNN)을 제안한다. 식별하고자 하는 무선 신호의 종류는 long-term evolution (LTE), Wi-Fi, digital video broadcasting-terrestrial (DVB-T) 신호와 잡음 신호이다. LTE, Wi-Fi, DVB-T 무선 신호 데이터는 벨기에의 6개의 지역에서 실측된 in-phase and quadrature (IQ) 데이터이며, 잡음 신호는 레일리 분포에 따라 생성하였다. 제안한 CNN 모델은 LTE, Wi-Fi, 잡음 신호를 정확히 식별하였고, DVB-T 신호는 98.25%의 정확도로 식별하였다.

I. 서론

면허 대역의 주파수의 유한함과 무선 장치가 증가에 따른 트래픽 증가 때문에, 이동통신 산업은 면허 대역 주파수에서 비면허 대역 주파수로 넘어가고 있다. 3GPP는 long-term evolution (LTE)가 면허/비면허 대역에서 동작하는 LTE를 제안하였다[1]. Wi-Fi는 IEEE 802.11ac와 IEEE 802.11ax 표준을 비면허 대역을 사용한다[2]. 최근 비면허 대역의 사용이 늘어가면서, 무선 신호를 식별하는 기술이 중요해진다. 정확한 무선 신호 식별은 효율적인 자원 할당과 공정한 주파수 공유를 가능하게 하고, 시스템 수율을 향상시킨다. 머신러닝을 이용한 많은 무선 신호 식별 연구가 진행되고 있다[3]-[4]. 본 논문에서 convolutional neural network (CNN)을 기반으로 무선 신호를 식별 기법을 제안한다.

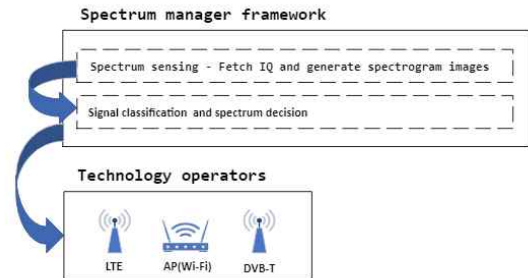


그림 1. 스펙트럼 관리자 체계

II. 본론

무선 신호는 서로 동시에 발생하지 않고, 그림 1과 같은 스펙트럼 관리자 체계를 고려한다. 스펙트럼 관리자 체계는 감지된 무선 신호로부터 in-phase and quadrature (IQ) 데이터를 가져오고, spectrogram 이미지를 생성한다. 학습된 CNN 모델을 사용해 무선 신호를 식별한다. 무선 신호는 Wi-Fi 신호, LTE 신호, digital video broadcasting - terrestrial (DVB-T) 신호와 잡음 신호를 사용한다. Wi-Fi, LTE, DVB-T 신호는 벨기에의 6개의 지역에서 수집된 실측 IQ 형태의 데이터이다. 잡음 신호는 레일리 분포에 따라 생성하였다. IQ 데이터와 고속 푸리에 변환으로 spectrogram 이미지를 생성할 수 있다. 그림 2는 IQ 데이터로 생성한 무선 신호의 spectrogram 이미지를 나타낸다.

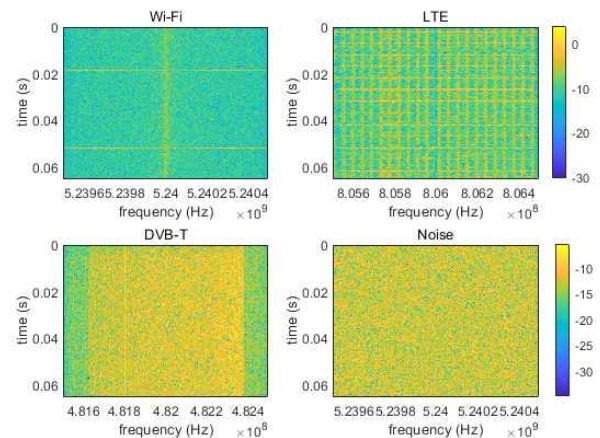


그림 2. 무선 신호의 Spectrogram

CNN은 인간의 시신경 구조를 모방해 만든 알고리즘으로, 특징을 추출하는 convolutional, pooling 층과 특징을 식별하는 fully connected (FC) 층으로 나뉜다. 그림 3은 본 논문에서 제안하는 CNN의 구조이다. 입력은 생성한 spectrogram 이미지를 사용하고, 세 개의 convolutional, pooling 층을 거쳐 입력의 특징을 추출한다. 추출된 특징을 두 개의 FC 층을 사용하여 무선 신호를 식별한다.

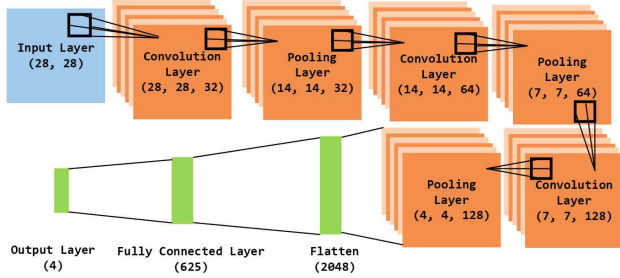


그림 3. 제안하는 무선 신호 식별 CNN 구조

III. 모의 실험 파라미터 및 결과

제안하는 CNN 구조의 입력 크기는 28×28로 설정하여, 기존 논문 [3]의 CNN 보다 낮은 복잡도를 갖는다. 데이터셋의 70%는 모델 학습을 위한 데이터로 사용하였고, 나머지 30%는 모델을 평가하기 위해 사용하였다. 학습을 위해 Adam optimizer를 사용하였고, 다음과 같은 cross-entropy 손실 함수를 사용하였다.

$$Loss(y, target) = \log\left(\sum_j \exp(y[j])\right) - y[target] \quad (1)$$

배치 크기는 10개를 사용했고, 학습률은 0.01으로 총 80번의 학습을 진행하였다. 그림 5는 학습된 손실 함수의 값을 보여준다.



그림 4. CNN 모델 훈련 손실 값

학습을 통한 예측 성능을 측정하기 위해 실제 값과 예측값을 비교하기 위해 실험 결과를 오차 행렬로 표현하였다. 실험 결과, 무선 신호가 Wi-Fi, LTE와 잡음일 경우 모두 정확히 식별하였다. 무선 신호가 DVB-T인 경우, 98%의 정확도를 보였다.

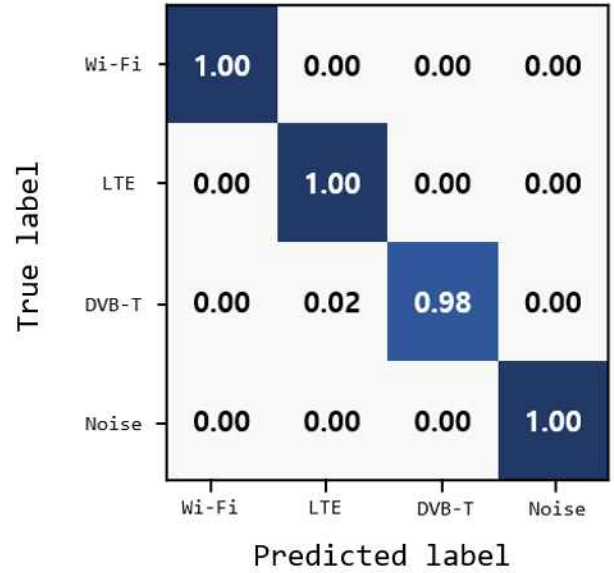


그림 5. Confusion matrix

IV. 결론

본 논문은 무선 신호 식별을 위한 저복잡도 CNN 구조를 제안하고 성능을 평가하였다. 제안하는 CNN 기반 무선 신호 식별 기법은 99.5%의 정확도를 보였다. 그러나 실제 환경에서는 무선 신호의 종류가 더 다양하고, 신호가 중첩되는 경우가 존재한다. 추후 IEEE 802.11ac, IEEE 802.11ax, LTE-U와 5G NR 등 다양한 무선 신호를 식별하고, 중첩 신호를 구분하는 기법을 연구할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2020R1F1A1065109, No. 2022R1F1A1062696). 본 논문의 교신저자는 소재우 임(이메일: jwso@sogang.ac.kr)

참고 문헌

- [1] 3GPP, "LTE; Evolved universal terrestrial radio access (E-UTRA) and evolved universal terrestrial radio access network (E-UTRAN)," TR 36.300, V14.3.0, Jul. 2017.
- [2] R. Zhang, M. Wang, L.X. Cai, Z. Zheng, X. Shen, and L.L. Xie, "LTE-unlicensed: The future of spectrum, aggregation for cellular networks," *IEEE Wirel. Commun.* vol. 22, no. 3, pp. 150-159, Jun. 2015.
- [3] J. Fontaine, E. Fonseca, A. Shahid, M. Kist, L. A. DaSilva, I. Moerman, and E. De Poorter, "Towards low-complexity wireless technology classification across multiple environments," *Ad Hoc Netw.* Article no. 101881, vol. 91, pp. 1-12, Aug. 2019.
- [4] S. Subray, S. Tschimben, and K. Gifford, "Towards enhancing spectrum sensing: Signal classification using autoencoders," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 82288-82299, 2021.