

합성곱 신경망을 이용한 디지털 통신기 분류 알고리즘

양기원, 강주성, *이흥노
광주과학기술원

kiwon107@gist.ac.kr, k92492@gist.ac.kr, *heungno@gist.ac.kr

Digital Walkie-Talkie Identification scheme based on Convolutional Neural Network

Kiwon Yang, Jusung Kang, *Heung-No Lee
Gwangju Institute of Science and Technology (GIST)

요약

본 논문은 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN)을 활용한 디지털 통신기 분류 알고리즘을 제안한다. CNN은 2차원 데이터의 원형을 그대로 이용할 수 있다는 점에서, 이미지 분류에 널리 쓰이는 알고리즘이다. 이러한 분류 알고리즘을 RF 핑거프린팅 (Radio frequency fingerprinting, RF fingerprinting)에 활용하여, 4가지 동종 디지털 무전기를 분류하는 문제에 대한 결과를 확인하고자 하였다. 특징 벡터로는 RF 핑거프린팅 분야에서 가장 많이 쓰이는 프리앰블신호 (Preamble signal)를 이용하였다. 실험 결과, 제안하는 방법이 90%의 분류 정확도를 달성하였음을 확인하였다.

I. 서론

송신 신호에 기반한 통신기 분류 영역은 전자전 (Electronic warfare)에 필수적이다. 송신 신호를 통해 적군의 통신기에 대한 위치를 파악함으로써, 전쟁의 판세를 바꾸는데 커다란 기여를 할 수 있다. 기존에는 Mac 주소 (Media access control address)나 IP 주소 (Internet protocol address)와 같은 식별자에 기반하여 송신 신호에 해당하는 통신기를 구별하였다. 하지만 전자전 환경에서는 통신기 정보에 대한 접근이 매우 제한적이라, 식별자에 기반한 통신기 분류에 어려움이 따른다. RF 핑거프린팅 (Radio frequency fingerprinting, RF fingerprinting) 연구는 이러한 문제를 해결하는데 커다란 역할을 한다. RF 핑거프린팅이란 하드웨어의 비선형적 특성으로 인해 발생하는 각 통신기의 고유한 특징 [1]을 이용하여, 송신 신호만으로 해당 신호가 어느 통신기에서 송신된 건지 구분하는 기술을 말한다. 이산형태로 나타나는 송신 신호 속, 통신기 고유의 특징을 나타내는 값의 집합을 특징 벡터라고 부른다.

본 논문에서는 프리앰블신호 (Preamble signal)와 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN)을 활용하여 4대의 디지털 무전기에 대한 RF 핑거프린팅 성능을 확인한다. 프리앰블신호는 송신기와 수신기간의 동기화를 위해 존재하는 부분을 말한다. 채널 주파수 영역으로 프리앰블신호의 주파수가 변형될 때, 발진기의 비선형적 특성에 의한 통신기 고유의 채널 주파수 오프셋이 발생하게 된다 [2]. 이러한 통신기 고유의 주파수 오프셋을 활용하여, RF 핑거프린팅을 수행할 수 있다. CNN은 각 레이어 (Layer)마다 훈련 데이터 (Training data)로부터 최적의 필터를 설계하여, 시험 데이터 (Test data)를 분류하는 알고리즘을 의미한다. CNN은 2차원 데이터의 원형을 그대로 이용할 수 있다는 점에서, 이미지 분류에 널리 쓰인다. 본 연구팀은

CNN 레이어를 구현하기 위해, K. Merchant의 논문 [3]을 참고하였다. 이를 활용하여 디지털 통신기에 대한 RF 핑거프린팅 실험을 수행하였다.

II. 본론

2.1 DMR 표준

DMR 표준은 유럽 전기통신 표준협회 (European Telecommunications Standard, ETSI)에서 개발되어 상용화된 국제 표준이다. 본 연구팀은 프리앰블신호를 추출하기 위해, DMR 표준 문서 [2]를 참고하였다. DMR 표준 문서 [2]에 따르면, DMR 표준은 크게 3가지의 특징을 갖는다. 첫 번째 특징은 전송 방식으로 2 슬롯 시분할 다중 접속 (2 slot time division multiple access, 2 slot TDMA) 방식을 사용한다는 것이다. 이러한 전송 방식에 의해 30ms 간격으로 신호 버스트가 생성되고 사라지는 패턴이 반복되어 나타나게 된다. 두 번째 특징은 4 단계 주파수 편이 방식 (4 level frequency shift keying, 4 level FSK)에 의해 데이터가 변조된다는 것이다. 마지막 특징은 프리앰블신호가 48bit로 구성되며, 신호 버스트의 가운데에 존재한다는 것이다. 그림 1은 DMR 표준을 따라 전송된 신호의 파형을 보여준다.

2.2 특징 벡터 추출

본 실험을 수행하기 위해, 4대의 'BD-358'이라는 명칭의 디지털 무전기를 이용하였다. 해당 무전기는 DMR 표준에 따라 데이터를 변조하고 신호를 전송한다. 송신된 신호를 컴퓨터에 저장하기 위해, 먼저 해당 통신기에서 송신된 신호를 안테나를 통해 수신하였다. 그 다음, 원활한 샘플링을 위해, 423.1875 MHz의 송신 신호 주파수를 믹서와 신호 발생기를 이용하여 10MHz로 낮추었다. 마지막으로, 저대역 필터와 샘플링

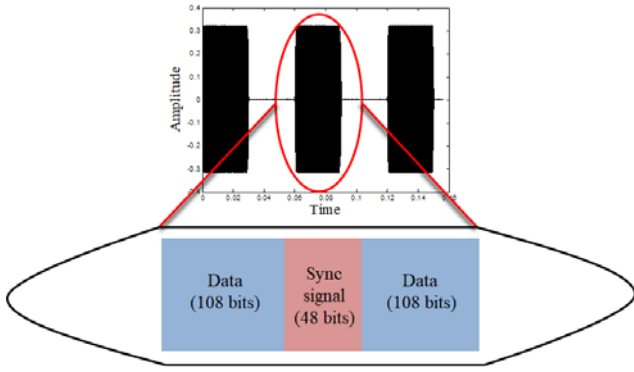


그림 1. 프리엠블신호에 대한 특징벡터

기능을 갖는 신호 저장 장비를 이용하여, 송신된 신호를 이산 신호로 변환 후, 컴퓨터에 저장하였다.

프리엠블신호를 추출하기 위해, 수신 신호 속, 첫 번째 신호 버스트만을 고려하였다. DMR 표준 문서 [2]에 따르면, 프리엠블신호는 신호 버스트의 중앙에 존재한다. 해당 신호를 추출하기 위해, 문턱치에 기반한 방법을 이용하였다. 신호 버스트 최대값의 90% 이상의 값에 가장 빨리 도달한 값과, 가장 늦게 도달한 값의 샘플을 정한 후, 두 샘플의 중앙에 놓인 샘플을 추출하였다. 샘플링 레이트는 96MHz로 설정하였고 DMR 표준의 비트 레이트는 9,600 bit/s 이므로, 1 bit 당 10,000 개의 샘플이 존재하게 된다. 프리엠블신호는 48 비트로 구성되기 때문에, 중앙 값을 기준으로 480,000 개의 샘플을 추출하여 프리엠블신호를 획득하였다. CNN의 연산을 줄이기 위해, 프리엠블신호의 메인 로브를 추출하여, 특징 벡터의 길이를 더욱 줄였다. 먼저 고속 푸리에 변환 (Fast Fourier transformation, FFT)을 수행하여, 시간 신호를 주파수 신호로 변환하였다. 그 다음, 주파수에 대한 신호의 에너지를 가지적으로 확인하기 위해, 절대값 연산을 수행하였다. 주파수 신호의 최대값을 기준으로, 전체 스펙트럼의 0.4% 대역만을 뽑아, 프리엠블신호에 대한 최종 특징 벡터를 추출하였다. 그림 2는 프리엠블신호에 대한 특징 벡터를 보여준다.

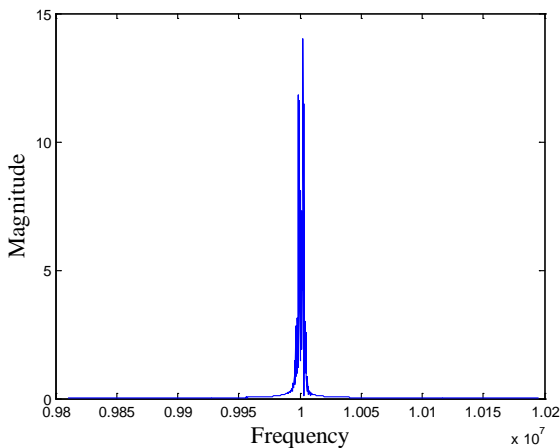


그림 2. 프리엠블신호에 대한 특징벡터

2.3 CNN 분류 실험

CNN 실행을 위해, [3]을 참고하여 9 개의 레이어를 구현하였다. 표 1은 각 구현된 레이어의 크기 및 활성화 함수를 보여준다. 본 실험을 위해, 각 디지털 무전기마다 50 개의 송신 신호를 저장하였다. 이 중

표 1. 구현된 레이어의 구성

레이어	크기	활성화 함수
입력	5,920×1	-
Convolution 1D	128×19	Exponential linear unit
Max Pooling	2×1	-
Convolution 1D	32×15	Exponential linear unit
Max Pooling	2×1	-
Convolution 1D	16×11	Exponential linear unit
Max Pooling	2×1	-
Fully connected	128	Exponential linear unit
Fully connected	16	Exponential linear unit
Fully connected	4	Softmax

70%는 훈련 데이터로 활용되었으며, 20%는 검증 데이터 (Validation data)로 활용되었다. 나머지 10%는 시험 데이터로 활용되었다. 최적화 알고리즘으로 아담 최적화 (Adam optimizer)를 이용하였으며, 에폭 (Epoch)과 배치 사이즈를 각각 50과 10으로 설정하였다. 위와 같은 조건으로 CNN을 수행한 결과, 90%의 분류 정확도가 나타남을 확인하였다. 해당 결과는 적절한 특징 벡터를 활용하면 적은 개수의 트레이닝 데이터로도 높은 분류 정확도를 달성할 수 있다는 것을 보여준다.

III. 결론

본 논문에서는 프리엠블신호를 이용하여, CNN에 기반한 RF 핑거프린팅 성능을 확인하였다. 실험 수행 결과, CNN이 4대의 디지털 무전기에 대해 90%의 분류 성능을 보여줌을 확인하였다. 이는 임의로 분류하여 성공할 확률 (25%)보다 상당히 높은 수치이다. 본 실험은 CNN으로도 디지털 통신기에 대한 RF 핑거프린팅이 가능하다는 것을 보여주었다는 점에서 의미가 크다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the National Research Foundation of Korea (NRF) grant funded by the Korean government (MSIP) [NRF-2018R1A2A1A19018665].

참고 문헌

- [1] Y. Jia, S. Zhu, and L. Gan, "Specific emitter identification based on the natural measure," *Entropy*, vol. 19, pp. 117, 2017.
- [2] ETSI TS 102 361-1 v2.4.1. "Electromagnetic compatibility and Radio spectrum Matters (ERM); Digital Mobile Radio (DMR) Systems; Part 1: DMR Air Interface (AI) protocol," European Telecommunications Standards Institute, 2016.
- [3] K. Merchant, S. Revay, G. Stantchev, and B. Nousain, "Deep learning for Rf device fingerprinting in cognitive communication network," *IEEE, J.Sel.Topics Signal Process.*, vol. 12, no. 1, pp. 160-167, Feb. 2018.