

CNN을 이용한 주파수 도약 신호 기반 RF Fingerprinting 시스템

이창윤, 강주성, 최해웅, *이흥노

광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학부

lyun4703@gist.ac.kr, k92492@gist.ac.kr, haeung@gist.ac.kr, heungno@gist.ac.kr

RF Fingerprinting system based on hopping Signal
using convolution neural network

Changyun Lee, Jusung Kang, Haeung Choi, *Heung-No Lee
School of Electrical Engineering and Computer Science
Gwangju Institute of Science and Technology (GIST)

Abstract

Radio Frequency(RF) Fingerprinting 은 수신된 RF 신호 속 고유한 특성인자를 가지고 동종 모델의 통신기에 대한 분류를 하는 기술이다. 본 논문에서는 주파수 도약 신호에 대해 RF Fingerprinting 시스템의 적용해보았다. 주파수 도약 신호를 추출하고, Convolution Neural Network(CNN)을 통해 분류하였다. 동종의 서로 다른 무전기 7대를 분류하는 실험으로 최대 100%의 분류 정확도를 보여주었다.

I. 서론

전자전(Electronic Warfare)은 전자기 스펙트럼을 이용한 전쟁 방법으로써, 이 중 효율적인 전자 지원을 위해 적군 통신기에 대한 빠른 탐지 능력 및 정확한 분석 능력이 요구 되고 있다.

현대의 전자전에서는 보안을 목적으로 주파수 도약 기법을 사용한다. 주파수 도약(Frequency-hopping)은 정해진 패턴을 따라 변하는 주파수를 통해 신호를 송/수신 하는 기법이다.

RF Fingerprinting 이란 소자 특성, 제조과정에 의한 차이로 RF 신호에 존재하는 고유한 특성인자들을 이용하여 동종 단말기를 분류하는 기술을 지칭한다. RF Fingerprinting에 대한 선행

연구로는 CNN을 이용한 RF Fingerprinting 알고리즘 연구 [1]가 진행된 바 있다. 또한 [2]에서는 머신러닝 알고리즘을 이용하여 Zigbee device를 분류하는 RF Fingerprinting 시스템이 연구되었다.

본 논문에서는 기존 연구에서 다루어지지 않은 주파수 도약 신호에 대해 RF Fingerprinting 시스템을 적용하였다. 제안된 RF Fingerprinting 시스템은 CNN을 기반으로 주파수 도약 신호를 분류한다. 본 논문에서는 제안된 시스템을 통해 동종 무전기 7대를 분류하는 실험을 진행하였다

II. 본론

본 논문에서는 30~80MHz대역에서 무작위로 도약하는 무전기 7대에 대해 실험을 수행하였다. 하나의 무전기 당 34~36개의 홉(Hop)을 추출하였으며, 하나의 홉은 390만개의 샘플을 얻었다.

이렇게 추출된 홉 신호에 대해 본 논문에서는 CNN 분류 실험을 수행하였다. CNN은 Convolution 연산을 사용하는 인공신경망의 한 종류로서, 주로 2D 데이터, 이미지 계열 데이터 처리에 사용된다[3]. 이를 참고하여 1D convolution을 수행 하는 1D CNN과 2D convolution을 수행하는 2D CNN을 구현하였다.

1D CNN의 경우, 추출된 신호를 각 홉별로 window size 100의 Moving Average(MA)를 취하여 CNN의 입력으로 활용하였다. 1D CNN 구조는 1D

Convolution Layer(1DCONV) 3개와 Fully connected Layer(FC) 3개로 구성되어 있으며, activation function으로는 Rectified Linear Unit(RELU)을 사용하였고, 각 1DCONV 이후에는 2x1 Max Pooling을 사용하였다. 신경망의 자세한 구조는 표1과 같다.

표 1. 1D CNN 구조

레이어	크기 (C,L)	필터 (C,L)
입력	1x39000	-
1DCONV	25x38873	25x128
1DCONV	25x38841	25x32
1DCONV	25x38825	25x16
FC	128	-
FC	16	-
FC	7	-

C: 채널, L: 길이

2D CNN은 Time을 기준으로 추출된 신호의 한 홉 별로 non-overlap Short Time Fourier Transform(STFT)를 적용하여 1026x1904의 Spectrogram 이미지를 얻었고, 이를 1/4로 리사이즈하여 CNN의 입력으로 활용하였다. 2D CNN 구조는 2D Convolution Layer(2DCONV) 2개와 FC 3개로 구성되어 있으며, activation function으로는 RELU를 사용하였고, 각 2DCONV 이후에는 2x2 Max Pooling을 사용하였다. 신경망의 자세한 구조는 표 2와 같다.

표 2. 2D CNN 구조

레이어	크기 (C,H,L)	필터 (C,H,L)
입력	257x476	-
2DCONV	8x226x445	8x32x32
2DCONV	32x106x215	32x8x8
FC	128	-
FC	16	-
FC	7	-

C: 채널, H: 높이, L: 길이

III. 실험환경 및 결과

본 논문에서의 실험 환경은 Matlab R2018b를 기반으로 하였다. 7대의 무전기 별로 170개의 Data를 8:2의 비율을 가지고 Training data와 Test data를 무작위로 구성하였다.

그림1은 CNN 구조 별 학습 Epoch 당 Training Accuracy이다. 1D CNN의 경우 학습 시간에 비해 Training Accuracy가 상대적으로 가파르게 상승하는 것을 알 수 있다. Test Data에 대해 실험 결과 1D CNN의 경우 분류 정확도 80.25%을 보였으며, 2D

CNN은 100%의 분류 정확도를 보여주었다.

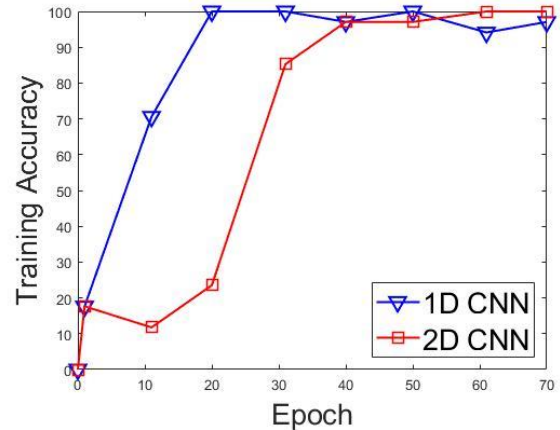


그림 1 실험결과

IV. 결론

본 논문에서는 CNN을 이용하여, 주파수 도약 신호에 대한 RF Fingerprinting 시스템의 적용 가능성에 대해 알아 보았다. 주파수 도약 기반 무전기에 대해 분류 실험을 수행했으며, 100%의 분류 성능을 보여주었다.

해당 실험 결과를 통해 주파수 도약 신호에 대해서도 RF Fingerprinting 시스템이 충분히 적용 가능함을 확인하였다.

Acknowledgement

This work was supported by the LIG Nex1 which was contracted with the Agency for Defense Development, South Korea, "Jamming Technology for Wireless Air Traffic Control Communication Network"

참고문헌

- [1] Kiwon Yang, Jusung Kang and Heung-No Lee, "합성곱 신경망을 이용한 디지털 통신기 분류 알고리즘", 2019년도 한국통신학회 동계종합학술발표회, Jan. 23-25th, 2019
- [2] K. Youssef, L. -. Bouchard, K. Z. Haigh, J. Silovsky, B. Thapa and C. P. V. Valk, "Machine Learning Approach to RF Transmitter Identification," in IEEE Journal of Radio Frequency Identification.
- [3] Y. LeCun, K. Kavukcuoglu and C. Farabet, "Convolutional networks and applications in vision," Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Paris, 2010, pp. 253-256.