

# Radio Frequency Fingerprinting 을 위한 비 학습 데이터 검출 및 재학습 시스템

이창윤, 강주성, \*이흥노

광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학부

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

## Outlier detection and Retraining method for Radio Frequency Fingerprinting

Changyun Lee, Jusung Kang, \*Heung-No Lee

School of Electrical Engineering and Computer Science

Gwangju Institute of Science and Technology (GIST)

### Abstract

본 논문에서는 Radio Frequency Fingerprinting (RFF)을 위한 비 학습 데이터 검출 및 식별 방법을 제안한다. 주어진 RF 신호에 대해 Outlier detection 과정을 수행해 비 학습 데이터를 검출하였으며, Incremental learning을 적용해 이를 식별하였다. 실험 결과, 학습되지 않은 신호에 대한 검출 및 식별이 일부 가능성을 확인하였으며, 이를 통해 제안하는 시스템에 대한 성능 및 향후 연구 방향에 대해 알아보았다.

### I. 서론

RFF란 소자 특성, 제조과정에 의한 차이로 발생하는 RF 신호 속 고유 특성인자를 이용한 동종 단말기 분류 기술이다. 현대의 전자전에서는 효율적인 전자 지원을 위한 RFF 기술이 연구되고 있다. 본 연구팀에서는 선행 연구로써 주파수 도약 신호에 대한 딥러닝 기반 RFF 시스템[1]을 연구한 바 있다.

선행 연구를 바탕으로 본 연구팀은 실제 야전 환경을 고려 한다. 야전 환경에서는 무선 채널을 통해 많은 신호가 오고 가며, 그 중 원하는 적군의 신호만을 탐지 및 추적하는 능력이 요구 된다. 이러한

환경 속 RFF 기술을 위해서는 아군 신호에 대한 데이터베이스(DB)뿐만 아닌 적군 신호에 대한 DB 역시 필요하다. 하지만 실제 야전 환경에서는 이러한 적군 DB를 파악하는데 있어서 제한적일 수밖에 없다. 이와 같은 이유로 DB 속에 존재하지 않는 신호가 나타났을 때, 이를 검출하고 식별할 수 있는 시스템이 요구된다.

이를 위해 본 연구팀은 Incremental learning에 주목하고자 한다. Incremental learning이란 점진적 학습으로 학습된 모델에 대해 새로운 DB를 학습 시키면서 기존 학습된 DB에 대한 손실을 최소화하여 모델 확장을 이루는 방법이다[2][3]. 본 논문에서는 이러한 방법을 이용하여 RFF를 위한 비 학습 데이터 검출 및 재학습 시스템을 제안한다. 입력된 RF 신호에 대해 Convolution Neural Network(CNN)을 이용해 학습된 신호를 분류한다. 비 학습 신호가 들어왔을 때 이를 Outlier로서 분류 하고 Incremental learning을 기반으로 재학습을 수행한다. 제안된 시스템을 통해 2class에서 3class로의 모델 확장을 수행하였으며, Outlier에 대한 학습 가능성을 확인 하였다.

### II. 본론

본 논문에서 제안하는 RFF를 위한 비 학습 데이터 검출 및 재학습 시스템은 학습, 분류, 모델 확장 총 3가지 단계로 구성된다 (그림1).

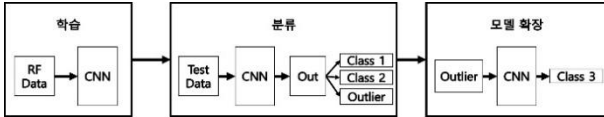


그림 1. RFF를 위한 비 학습 데이터 검출 및 재학습 시스템

학습 단계에서는 주어진 RF 신호를 Spectrogram화하여 2개의 Convolution Layer 및 2개의 Fully connected(FC) layer로 구성된 CNN 분류기를 통해 학습하였다.

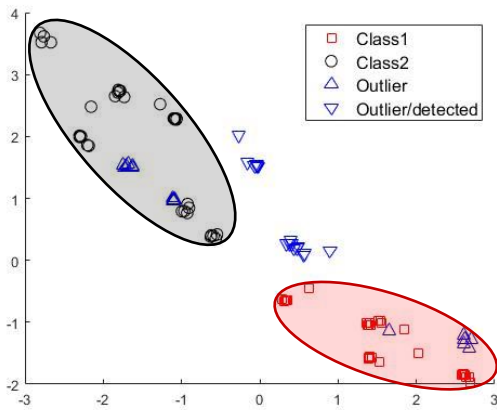


그림 2. 학습된 CNN에 대한 Output 분포도

학습된 CNN에 대한 Output 분석 결과, 학습된 Class 및 Outlier 데이터가 특정한 분포를 이루고 있음을 알 수 있다(그림 2). 본 연구팀은 분류 단계를 통해 위와 같은 분포도 속 Outlier들을 검출하여, 이를 재학습하고자 하였다. 중심 극한 정리를 근거로 학습된 Class 데이터에 대한 분포를 정규분포로 가정하였다. 이를 test data 와 비교하여 ( $\mu \pm \sigma$ )외의 값을 보였을 때 학습된 Class의 분포도를 따르지 않는다고 판단하고 Outlier으로 Re-labeling 하였다.

모델 확장 단계에서는 앞서 구축된 DB에 대해 Transfer learning을 수행함으로써 Incremental learning 과정을 수행하였다. CNN 구조의 마지막 FC layer를 초기화 및 확장하고 Re-labeling Data에 대해 재학습하였다.

### III. 실험 환경 및 결과

실험 환경은 Python 및 PyTorch를 기반으로 구축하였다. 동종 무전기 3대에 대해 각각 170개의 RF 신호를 추출하였으며, 8:2의 비율로 Training 및 Test set을 구성하였다. 이렇게 구성된 DB에 대한 비 학습 데이터 검출 및 식별 결과를 확인하였다(표1).

RF Data	0 epoch	200 epoch	500 epoch
Acc_C1	0.9558	0.8235	0.8235
Acc_C2	0.9411	0.7058	0.7058
Acc_Out	N/A	0.5882	0.6470

표 1. 실험 결과

0 epoch은 학습단계에서의 분류기 성능을 보여주며 C1, C2, Out은 각 Class 및 Outlier를 의미한다. 200과 500 epoch은 3 Class로 확장 된 모델에서의 성능을 의미한다. 실험 결과, Outlier에 대한 64.7%의 분류기 성능을 보여주었으며 기존 학습된 Class의 경우 성능이 일부 감소하는 것을 확인하였다.

### IV. 결론

본 논문에서는 선행 연구 바탕으로, 실제 야전 환경에서의 RFF를 위한 비 학습 데이터 검출 및 재학습 시스템에 대해 알아보았다.

실험 결과를 통해 RFF에서 이미 학습이 된 시스템을 기반으로 비 학습 데이터에 대한 검출 및 식별이 가능하다는 것을 확인하였으며, 기존 학습되어 있는 Class에 대한 성능은 일부 감소함을 확인하였다. 본 연구팀은 상기 결과 및 원인 분석을 통해 성능 개선을 위한 후속 연구를 진행하고자 한다.

### Acknowledgement

본 연구는 LIG Nex1의 "도약주파수 천이상태 신호기반 통신망 식별을 위한 RF Fingerprinting 시스템 연구"에 대한 연구용역으로 수행하였음.

### 참고문헌

- [1] Changyun Lee, Jusung Kang, Haeung Choi and Heung-No Lee, "CNN을 이용한 주파수 도약 신호 기반 RF 시스템", 2019년도 대한전자공학회 하계종합학술대회, Jun. 26-28th, 2019
- [2] Z. Li and D. Hoiem, "Learning without Forgetting," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 40, no. 12, pp. 2935-2947, 1 Dec. 2018.
- [3] H. Guo, S. Wang, J. Fan and S. Li, "Learning Automata Based Incremental Learning Method for Deep Neural Networks," in IEEE Access, vol. 7, pp. 41164-41171, 2019.