

# 저피탐 레이더 식별 기술의 연구 동향

김연웅, 정해준, 조성환\*  
경희대학교, 육군 사관 학교\*

{rladusdnd135, haejoonjung}@khu.ac.kr, scho@kma.ac.kr\*

## Trend of Low Probability of Intercept Radar Recognition Technology

Yeon Woong Kim, Hae Joon Jung, Sunghwan Cho\*  
Kyunghee Univ. Korea military academy. \*

### 요약

본 논문은 탐지를 피할 수 있는 저피탐 레이더 신호를 다양한 분류 기법으로 저피탐 레이더 신호 식별에 대한 연구 동향을 검토한다. 12 가지의 저피탐 레이더 신호를 시간-주파수 분석을 통해 이미지를 생성하여 전처리과정이나 후처리과정을 통해 분류를 진행한다. 본 논문은 LPI 신호 분류 방법 중 전처리과정과 후처리과정을 중점으로 연구 동향을 파악한다. 전처리과정은 LPI 신호 이미지 특징을 추출하여 딥러닝 모델과 함께 저피탐 레이더 신호를 분류한다. 후처리과정은 임의로 탐지된 LPI 신호 이미지를 다양한 딥러닝 모델의 입력으로 사용하여 신호 분류를 진행한다. 다양한 연구 개발들을 통해 현재 저피탐 레이더 식별 기술의 강점을 제공하며 저피탐 레이더 신호 식별 연구에 대한 기반을 제공한다.

### I. 서론

저피탐(LPI, Low Probability of Intercept) 레이더 신호는 현재 레이더 탐지 기술에서 탐지를 피하는 기술로써 다양하게 사용되고 있다. LPI 레이더는 낮은 펄스 신호와 다양한 빔패턴을 이용한 전략으로 사용되고 있다. 이 LPI 레이더 신호는 다른 사용자가 레이더 신호 탐지를 피하는 목적으로 주로 사용되며 특히 군사 목적에 다방면으로 사용되고 있다[1][2].

현재 LPI 레이더 신호를 사용한 연구들은 빠르고 정확한 레이더 신호를 탐지를 위한 기술이 개발되고 있다. 현재의 LPI 레이더 신호의 분류 기술은 딥러닝을 사용하여 LPI 신호를 분류하고 있다. 이 중에서도 크게 전처리와 후처리 방법으로 나눌 수 있다. 전처리과정은 LPI 레이더 이미지의 HOG (Histogram of Oriented Gradients) 등의 기법을 이용하여 특성 이미지를 추출한 뒤 딥러닝으로 LPI 신호를 분류한다[3-5]. 반면에 후처리과정은 CNN (Convolution Neural Network)이나 ViT (Vision Transformer) 등의 딥러닝 모델을 사용하여 LPI 신호를 분류한다[6][7].

본 논문은 LPI 레이더 신호를 분석하기 위해 CWD (Choi-Williams distribution)을 사용하여 시간-주파수 분석(TFA, Time-Frequency analysis)을 통해 TFI (Time-Frequency Image)를 생성한 뒤, 전처리 혹은 후처리를 통해 LPI 레이더 신호를 분류하는 다양한 기법의 연구 동향들을 파악하고자 한다.

### II. 본론

본 장에서는 LPI 신호를 TFI 로 변환한 뒤 분류를 위해 사용되는 기법들에 대해서 살펴본다. 기본적으로 CWD-TFI 에는 12 개의 이미지들이 있다. 그림 1 과 같이 LPI 신호의 CWD-TFI 각 그림들은 Binary Phase Shift Keying (BPSK), Costas, Frank, LFM, P1, P2, P3, P4, T1, T2, T3 그리고 T4 가 있다. 각 이미지들은 주파수와 Phase 그리고 대역폭 등의 분포를 다르게 한 LPI 신호를 이미지화 한 것이다. 이 이미지들을 전처리과정 혹은 후처리과정을 통해서 분류를 진행한다.

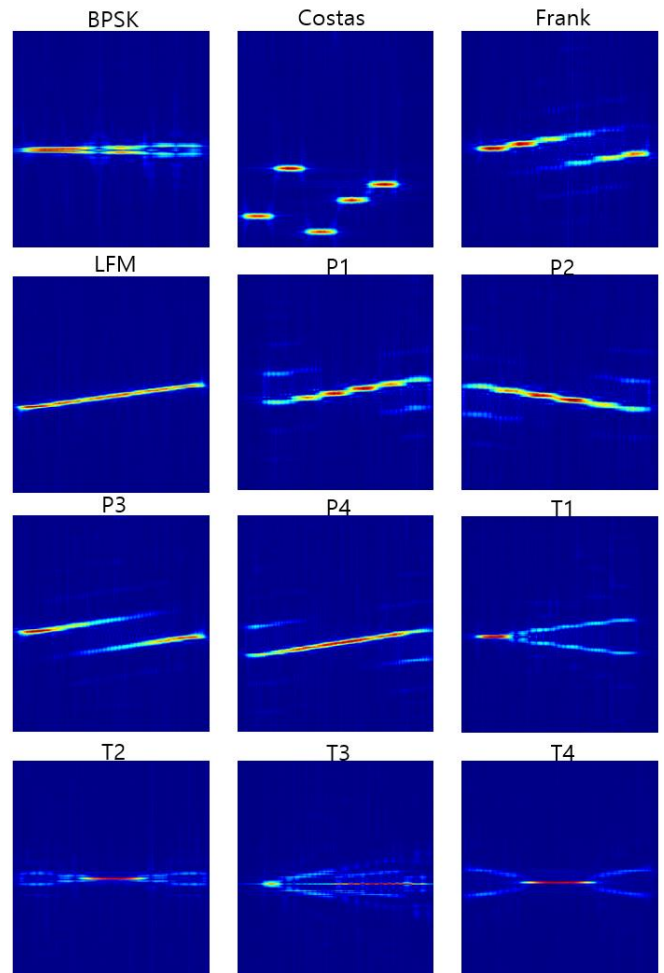


그림 1. LPI 신호의 CWD-TFIs

### II-1. LPI 신호 전처리과정

전처리과정을 이용한 LPI 신호 분류는 하나의 CWD-TFI 에서 여러 특징들을 뽑아내어 분류의 정확도를 높이는 장점이 있다. [3]에서는 이미지의 gradient 값을 사용하는 HOG 를 이용하여 1 차원의 특징 값과 원본 이미지인 2D 값이 병렬적으로 CNN 모델을 통과하는 듀얼 채널 모델을 이용하여 LPI 신호를 분류한다. 해당 논문을 통해서 듀얼 채널 모델은 low-level 과 high-level 의 특징을 모두 추출할 수 있는 이점이 있다는 것을 알 수 있다. 또한 새로운 LPI 레이더 신호 인식 방법과 낮은 SNR (Signal Noise Ratio) 조건에서 이점을 얻을 수 있다. [4]의 논문은 CWD-TFI 를 cutting 및 resizing 함으로써 특징을 추출하는 기법을 사용했다. 우선 주파수 변조 유형이 다른 LPI 신호 사이의 차이를 강조하기 위해 MFD (Marginal Frequency Distribution)을 사용한다. 이후 resizing 을 통해 특징 이미지를 뽑아내고, CNN 을 통해 분류를 진행한다. 해당 기법은 전처리과정에서 특징 이미지만 사용하기 때문에 다른 LPI 신호로 잘못 판단하는 것을 방지한다. 또한 낮은 SNR 에 대해 정확도가 높다는 이점이 있다. 마지막으로 [5]은 LPI 신호의 CWD-TFI 원본 이미지, short time autocorrelation 한 이미지 그리고 IF (Intermediate Frequency) 신호를 short time autocorrelation 진행한 3 가지 특징 이미지들을 이용하여 분류를 진행한다. 해당 논문은 여러 특징 이미지들을 사용함으로써 LPI 신호에 대해서 더 많은 정보를 제공하고, non-stationary 신호에 범용성이 높다. 이에 따라 LPI 신호 분석에 전처리과정을 대입시키는 것은 특징 이미지를 다양한 기법을 통해 도출하고, 특징 이미지만을 이용하여 다른 LPI 신호로 혼동되지 않을 장점을 보였다.

## II-2. LPI 신호 후처리과정

LPI 신호의 후처리과정은 특징 이미지를 추출하지 않고 다양한 딥러닝 모델을 사용하여 분류를 진행한다. [6] 논문은 LPI 신호의 CWD-TFI 이미지를 CNN 모델을 사용하여 LPI 신호 분류 방법을 제시했다. LPI 신호의 후처리과정에서 [6] 논문은 입력 값을 Conv-ReLU-Pooling-Conv-ReLU-Pooling-FC-Dropout-FC 의 기본적인 구조 순서로 LPI 신호 이미지 분류를 진행한다. 위 구조에서 Conv 는 Convolution 레이어이고, ReLU 는 rectified linear unit, Pooling 은 pooling 레이어, FC 는 full-connected 레이어 그리고 Dropout 은 dropout 레이어이다. [6]에서는 CWD-TFI 의 하이퍼 파라미터를 조정함으로써 SNR 이 낮은 상황에서도 높은 성능을 발휘할 수 있는 구조를 조율했다. [7] 논문은 입력된 CWD-TFI 를 이미지 Patch 들로 나눈 뒤 ViT 에 입력하는 방식을 제안했다. ViT 는 CNN 에 비해서 TFI 의 과형이 이미지 중앙에 집중된 LPI 신호 분류 성능이 뛰어난 것으로 보였다. 따라서 향후 Self-attention 메커니즘을 활용한 데이터 학습 기술을 활용한다면 노이즈가 심한 환경에서도 분류 정확도를 높일 수 있는 장점이 있다. LPI 신호는 펄스 신호가 약하기 때문에 노이즈에 민감하다는 단점을 가지고 있다. 따라서 이 노이즈를 줄이기 위한 방법으로 [8] 논문에서는 Patch-based 노이즈 감소를 이용한 LPI 신호 분류 기법을 제안한다. 입력으로 받은 LPI 신호의 CWD-TFI 이미지를 N 개의 Patch 로 나눈 뒤 병렬적으로 Convolution autoencoder 에 입력으로 넣은 뒤, 해당 인코더의 출력을 CNN 시스템을 지나면서 신호를 분류한다. 해당 기법은 노이즈가 있는 LPI 신호 이미지에서 노이즈 제거와 신호 복원 기능에 탁월한 성능을 보였다. 또한 CNN 모델을 사용하여 LPI 신호 분류를 진행한다. LPI 신호 후처리과정은 임의로 탐지된 LPI 신호를 탐지하기 큰 이점이 있는 것을 다양한 논문을 통해 검증했다. 이는 LPI 신호의 정확한 시작 및

종료 시점을 알지 못하는 상황에서 뛰어난 성능을 발휘할 수 있음을 알 수 있다 [9].

## III. 결론

본 논문은 레이더 탐지 기술에서 펄스 신호가 낮고 다른 사용자가 레이더 탐지를 피하기 위한 목적의 LPI 레이더 신호의 분류 방법을 파악했다. 12 개의 LPI 신호에 대해서 전처리과정과 후처리과정을 통해서 LPI 신호를 파악하고 분류한다. 전처리과정은 HOG 나 MFD 등의 기법들을 사용하여 LPI 신호 이미지의 특징 이미지를 추출하여 분류 성능이 높아짐을 보였다. 반면에 LPI 신호 후처리과정은 CNN 과 ViT 등의 딥러닝 모델을 통해 직접적인 신호 분류 기법으로 LPI 신호를 분류 방법을 고안했다. 후처리과정은 노이즈가 높은 환경이나 임의로 탐지된 LPI 신호 분류에서 높은 성능을 보인다. LPI 레이더 신호 탐지 및 분류는 추후에 더 많은 연구와 발전이 기대된다.

## ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the MSIT, Korea, in part under the National Research Foundation of Korea grants (RS-2023-00303757, NRF-2022R1F1A1065367 and NRF-2022R1A4A3033401) and in part under the Institute of Information & communications Technology Planning & Evaluation (IITP) grants (RS-2024-00397480, IITP-2024-2021-0-02046, IITP-2023-RS-2023-00266615).

## 참고 문헌

- [1] PACE, Phillip E. Detecting and classifying low probability of intercept radar. Artech house, 2009.
- [2] SCHEER, Jim; HOLM, William A. Principles of modern radar. 2010.
- [3] QUAN, Daying, et al. LPI radar signal recognition based on dual-channel CNN and feature fusion. Symmetry, 2022, 14.3: 570.
- [4] WANG, Xudong, et al. Lpi radar signals modulation recognition based on acdca-resnext. IEEE Access, 2023.
- [5] MA, Zhiyuan, et al. LPI radar waveform recognition based on features from multiple images. Sensors, 2020, 20.2: 526.
- [6] KONG, Seung-Hyun, et al. Automatic LPI radar waveform recognition using CNN. Ieee Access, 2018, 6: 4207-4219.
- [7] KIM, Junseob, et al. Automatic LPI Radar Waveform Recognition Using Vision Transformer. In: 2023 IEEE International Radar Conference (RADAR). IEEE, 2023, p. 1-6.
- [8] KIM, Junseob, et al. Enhancing LPI Radar Signal Classification Through Patch-Based Noise Reduction. IEEE Signal Processing Letters, 2024, 31: 716-720.
- [9] KIM, Junseob, et al. Analysis of Deep Learning Model for Arbitrary Intercepted LPI Signal Classification. The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science, 2024, 35.3: 232-238.