

스펙트럼 침도를 이용한 ResNet 기반의 표적 분류 성능 분석

*김지현, 박도현, 김형남[©]

부산대학교 전기전자공학과

e-mail : *kjihyeon@pusan.ac.kr, hnkim@pusan.ac.kr*

Performance Analysis of ResNet-based Target Classifications using Spectral Kurtosis

*Ji-Hyeon Kim, Do-Hyun Park, Hyoung-Nam Kim[©]

Electrical and Electronics Engineering

Pusan National University

Abstract

Micro-Doppler modulation is a target signature that represents micro-motion state for each individual movement, it is used in the technology of recognizing and classifying targets. The micro-Doppler frequency appears in the form of transition of the Doppler frequency by basic movement characteristics such as rotation and vibration of an object, and thus it can make it possible to track a target and classify it with high recognition accuracy. In this paper, we extract the micro-Doppler feature vector of the target by calculating the spectral kurtosis of micro-Doppler images according to drone, bird, and human targets. To classify targets performing micro-movement, we apply ResNet deep neural network to spectral kurtosis input. Through simulation, we analyze the classification performance of ResNet algorithm according to the radar measurement data input set of each target.

I. 서론

다양한 표적에 대해 수집된 레이더 반사 신호를 short-time Fourier transform (STFT)을 하여 시간-주파수 축의 미세 도플러 (micro-Doppler) 값을 얻을 수 있으며, 이를 영상으로 나타낼 수 있다[1]. 이렇게 만들어진 미세 도플러 영상은 표적의 미세 운동 주파수, 초기 위상을 가진 정현파의 조합으로 표현되며, 시간에 따른 표적 각 부분의 즉각적인 운동변화와 표적의 운동주기와 같은 고유 특징을 발견할 수 있다. 레이더 반사 신호의 경우에는 레이더의 LOS(line of sight) 방향에 대한 표적 각 부분의 속도 변화를 2차원 이미지로 추출할 수 있다[2]. 기존의 미세 도플러 신호 처리 기법들은 미세 도플러 특징을 2차원의 시간-주파수 영역에서 분석하고, 얻어낸 주파수를 이용한 식별에 중점을 두었다. 그러나 표적의 미세 운동 종류가 다양하거나, 속도가 비슷한 서로 다른 표적을 분류할 경우, 각 표적의 종류를 구분하기 어려운 단점이 있다. 따라서 높은 분류 성능을 얻기 위해서는 각 표적의 미세 도플러 신호를 바탕으로 특징벡터를 효과적으로 추출하고 심층학습 (deep learning)을 적용하여 분류할 필요성이 있다.

본 논문에서는 서로 다른 미세 운동을 하는 표적을 분별하기 위해 드론 블레이드의 회전운동, 조류의 날

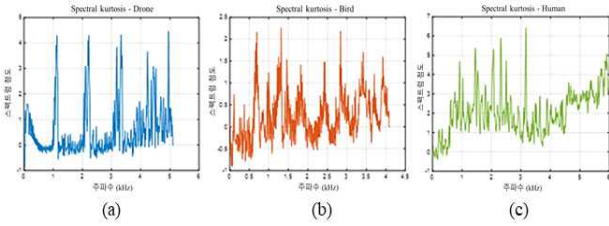


그림 1. 각 표적의 미세 도플러 스펙트럼 침도
- (a) 드론, (b) 조류, (c) 보행자.

갯짓, 보행자의 걷는 행동에 따른 미세 도플러 영상의 스펙트럼 침도를 구하고, ResNet 심층학습 알고리즘을 적용한다. 모의실험을 통해 스펙트럼 침도를 이용한 각 표적의 분류 성능을 분석한다.

II. 스펙트럼 침도를 이용한 ResNet 기반 표적 분류 기법

드론, 조류, 보행자와 같은 표적들은 서로 다른 미세 운동을 하므로 표적의 종류에 따라 미세 도플러 특징이 다를 것이라 예상할 수 있다. 스펙트럼 침도 (spectral kurtosis)는 기존 전력 스펙트럼 밀도 (power spectral density)에서 드러나지 않는 비 가우시안 신호의 추가 정보를 추출할 수 있으며, 식 (1)과 같이 수신 신호 $s(n)$ 에 대하여 short-time Fourier transform (STFT) 크기의 정규화된 4차 모멘트를 사용한다[3].

$$STFT(\nu, k) = \sum_{n=0}^{N-1} s(n)w^*(n-k)e^{-j2\pi\nu n/N}, \quad (1)$$

$$k = 0, \dots, K-1,$$

여기서 $w(\cdot)$ 은 STFT에서 사용되는 윈도우 함수이고, $\nu \in [-1/2, 1/2]$ 는 정규화된 주파수를 나타낸다. 스펙트럼 침도 $\Psi(\nu)$ 는 식 (2)와 같이 구할 수 있고, STFT 4차 모멘트와 2차 모멘트의 제곱 계수 사이의 비율에 비례한다[4].

$$\Psi(\nu) = \frac{\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} |STFT(\nu, k)|^4}{\left(\frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} |STFT(\nu, k)|^2\right)^2} - 2, \quad (2)$$

그림 1은 드론 블레이드의 회전, 조류의 날갯짓, 보행자의 걷는 행동에 따른 미세 도플러 영상의 스펙트럼 침도를 나타낸다. 세 표적의 스펙트럼 침도 결과 그래프가 모두 다른 형태를 가지며, 스펙트럼 침도가

표 1. 드론 실측 데이터베이스 세부 사항

Drone Type	Dimension (cm)	Range (m)
Bepop	38×33×3.6	50
AR	61×61×12.7	50
Phantom	52×49×29	50

표 2. 조류 실측 데이터베이스 세부 사항

Bird Type	Flap angle (rad)	Velocity (m/s)
Chukar	2.5	1.2
Pigeon	1.57	1.5

높은 값을 가지는 주파수도 다른 것을 확인할 수 있다.

본 논문에서는 서로 다른 미세 운동을 하는 표적을 분류하기 위해 그림 1의 결과와 같은 스펙트럼 침도 그래프와 주파수-피크값 쌍을 입력으로 하는 ResNet34 심층학습 알고리즘을 적용한다. ResNet 모델은 2 개의 합성곱 층의 예상 출력에서 입력을 뺀 값이 0이 되는 방향으로 학습한다[5]. ResNet 알고리즘은 심층 네트워크의 복잡성을 줄이면서 인식 정확도를 향상시킬 수 있다는 장점을 가지고 있다.

III. 모의실험

모의실험에서는 ResNet 심층학습 알고리즘을 이용하여 드론 블레이드, 조류, 보행자의 미세 도플러 표적 탐지 성능을 확인한다. 모의실험에 사용한 드론, 조류, 사람의 데이터 세트[6-8]는 표적의 감지, 식별 및 추적에 사용하기 위해 수집된 신호이며, 사용한 드론과 조류 표적의 종류와 세부 사항은 표 1, 2와 같다. 보행자 표적은 나이, 성별, 신장 등의 다양한 특징을 가진 피실험자의 데이터를 이용하였다. 이 데이터 세트 중에서 70%를 훈련 데이터, 30%는 시험 단계 데이터로 분리하여 사용하였다.

알고리즘의 성능 평가는 정확도, 정밀도, 재현도의 3 가지 척도로 평가한다. 정확도(accuracy)는 전체 데이터 중에서 올바르게 분류된 데이터의 비율로서 모델이 얼마나 정확하게 분류를 하는지를 나타낸다. 정밀도(precision)는 올바르게 예측된 사례 중에서 실제로 관심 범주를 정확하게 분류한 수를 알려준다. 이 척도를 통해 모델이 신뢰할 수 있는지의 여부를 결정할 수 있다. 재현도(recall)는 정밀도와 비교되는 척도로서, 실제 관심 범주 데이터 수에서 모델을 사용하여 관심 범주

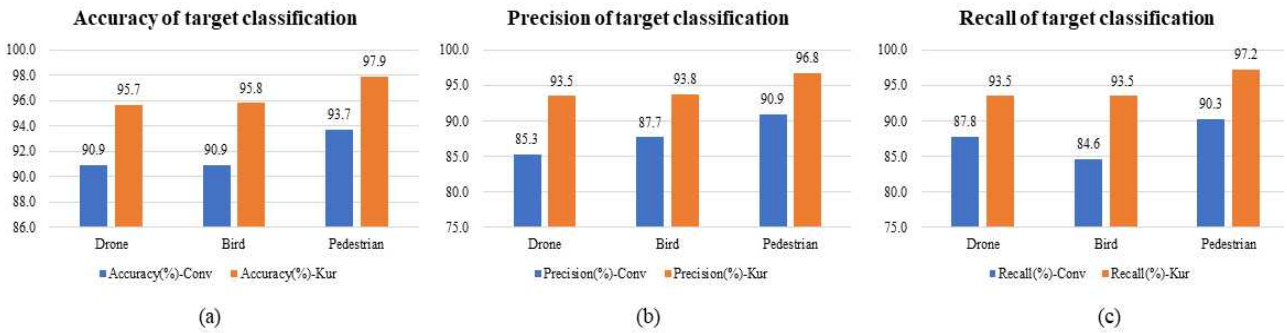


그림 2. ResNet 알고리즘을 이용한 표적 분류 성능 비교 그래프
 - (a) 정확도(accuracy), (b) 정밀도(precision), (c) 재현도(recall).

로 예측된 데이터의 수를 말한다.

드론, 조류, 보행자 표적에 대하여 미세 도플러 영상을 이용하는 기존 분류 기법과 스펙트럼 침도를 이용하는 제안하는 기법의 3가지 성능 척도를 비교하여 그림 2에 나타내었다. 파란색 그래프는 기존 기법의 성능을 나타내며, 주황색 그래프는 스펙트럼 침도를 이용한 성능을 의미한다. 제안하는 기법의 ResNet 모델이 세 표적을 각각 분류할 수 있는 정확도가 모두 95% 이상이며, 정밀도는 93% 이상의 값을 가짐으로서 심층학습 알고리즘이 신뢰할 수 있다고 판단할 수 있다. 재현도 측면에서도 평균 94.7%의 성능으로 우수한 것을 알 수 있다. 미세 도플러 영상을 이용하는 기존의 기법과 비교하였을 때, 스펙트럼 침도를 이용하는 제안하는 기법이 3가지 척도에서 모두 성능이 향상됨을 확인할 수 있다. 특히, 기존의 기법은 보행자 표적 분류 성능에 비해 드론과 조류의 분류 성능이 85% 정도로 낮은 것을 알 수 있는데, 스펙트럼 침도를 이용하는 기법은 평균 94%로 드론과 조류의 구별 성능 또한 우수한 결과를 얻을 수 있다.

IV. 결론

본 논문에서는 서로 다른 미세 운동을 하는 드론, 조류, 보행자 표적을 분류하기 위해 미세 도플러 특징 벡터의 스펙트럼 침도를 추출하여 이를 입력 데이터로 하는 심층학습 알고리즘을 적용하였다. 모의실험을 통해 ResNet 심층학습 알고리즘을 이용한 각 표적의 분류 성능을 분석하였을 때, 정확도, 정밀도, 재현도 측면에서 평균 95% 이상의 성능으로 기존 분류 기법보다 우수한 성능을 가짐을 확인하였다. 향후 표적 분류 기법의 연산량을 고려하여 파라미터의 설정에 대한 연구를 수행할 예정이며, 표적 탐지 분야에 응용함으로써 관심 표적의 위치 및 속도 추정에서 더 높은 정확도를 얻을 수 있을 것으로 기대한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2017년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No.2017R1D1A1B04035230)

참고문헌

- [1] V. Chen, "The Micro-Doppler Effect in Radar", Artech House, Norwood, MA, 2011.
- [2] V. Chen, D. Tahmoush, W. Miceli, "Radar Micro-Doppler Signatures - Processing and Applications", *IET Radar, Sonar and Navigation Series* 34, 2014.
- [3] R. Dwyer, "Detection of Non-Gaussian Signals by Frequency Domain Kurtosis Estimation," in *ICASSP'83. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. IEEE, 1983, vol. 8, pp. 607 - 610.
- [4] C. Ottonello and S. Pagnan, "Modified Frequency Domain Kurtosis for Signal Processing," *Electronics Letters*, vol. 30, no. 14, pp. 1117 - 1118, 1994.
- [5] K. He, X. Zhang, S. Ren. J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, pp. 770 - 778, June 2016.
- [6] Mohammad F. Al-Sa'd, Abdulla Al-Ali, Amr Mohamed, Tamer Khattab, Aiman Erbad "RF-based drone detection and identification using deep learning approaches: An initiative towards a large open source drone database", *Future Generation Computer Systems*, vol. 100, pp. 86-97, Nov. 2019.

- [7] Dececchi, T. Alexander; Larsson, Hans C.E.; Habib, Michael B., "Data from: The wings before the bird: an evaluation of flapping-based locomotory hypotheses in bird antecedents," Dryad, Dataset, June 2017.
- [8] E. Gambi, G. Ciattaglia, A. D. Santis, L. Senigagliesi, "Millimeter wave radar data of people walking," *Data in Brief* vol. 31, Aug. 2020. (<http://www.nist.gov/aes>).
- [9] L. Pallotta, C. Clemente, "A Feature-Based Approach for Loaded/Unloaded Drones Classification Exploiting micro-Doppler Signatures," *2020 IEEE Radar Conference (RadarConf20)*, Florence, Italy, Dec. 2020.