

# 미세 도플러 영상을 이용한 ResNet 기반의 표적 분류 성능 분석

김지현, 박도현, 김형남<sup>©</sup>

부산대학교

hnkim@pusan.ac.kr<sup>©</sup>

## Performance Analysis of ResNet-based Target Classifications using Micro-Doppler Images

Ji-Hyeon Kim, Do-Hyun Park, Hyoung-Nam Kim

Pusan National University

### 요약

미세 도플러 (micro-Doppler) 변조는 각 개체의 구분 및 각각의 움직임에 대한 미세한 운동 상태를 나타내는 표적 특징으로서, 표적을 인식하고 분류하는 기술에 활용되고 있다. 미세 도플러 주파수는 물체의 회전과 진동 등의 기본적인 운동 특징에 의한 도플러 주파수의 변조 형태로 나타나며, 이를 이용하면 높은 표적 인식 정확도로 표적을 추적하고 분류할 수 있다. 본 논문에서는 드론, 조류, 사람 표적에 따른 미세 운동 신호를 모델링하고, 미세 도플러 영상을 통해 시간-주파수 영역에서 분석하여 표적의 미세 도플러 특징을 확인한다. 그리고 서로 다른 미세 운동을 하는 표적을 분류하기 위해 미세 도플러 영상을 입력으로 하는 ResNet 심층학습 알고리즘을 적용한다. 모의실험을 통해 각 표적의 레이더 실측 데이터 입력 세트에 따른 ResNet 알고리즘의 분류 성능을 분석한다.

### I. 서론

미세 도플러 (micro-Doppler)는 수집된 레이더 반사 신호를 바탕으로 short-time Fourier transform (STFT)을 이용하여 시간-주파수 축의 미세 도플러 영상으로 나타낼 수 있다[1]. 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 신호처리 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 구해진 미세 도플러 영상에 심층학습 (deep learning)을 적용하여 특징을 효과적으로 추출하고 분류할 필요성이 있다.

본 논문에서는 서로 다른 미세 운동을 하는 표적을 분별하기 위해 드론 블레이드의 회전운동, 조류의 날갯짓, 보행자의 걷는 행동에 따른 미세 도플러 영상을 구하고, ResNet 심층학습 알고리즘을 적용한다. 모의실험을 통해 미세 도플러 영상을 이용한 각 표적의 분류 성능을 분석한다.

### II. 미세 도플러 영상을 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. 미세 도플러 영상은 수집된 반사 신호를 바탕으로 식 (1)과 같이 short-time Fourier transform (STFT)을 적용하여 얻을 수 있다.

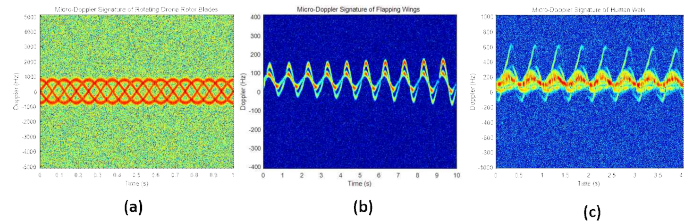


그림 1. 각 표적의 미세 도플러 영상 - (a) 드론, (b) 조류, (c) 보행자.

$$STFT(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(u)h^*(u-t)e^{-j2\pi fu} du. \quad (1)$$

여기서  $x$ 는 수집된 반사 신호이며  $h^*(u-t)$ 는 시간 축에서 신호를 분할하기 위한 윈도우 함수이다[3].

그림 1은 드론 블레이드의 회전, 조류의 날갯짓, 보행자의 걷는 행동에 따른 미세 도플러 영상을 나타낸다. 그림 1(a)는 블레이드의 회전으로 인해 레이더 방향에서 멀어지고 가까워지는 운동을 반복하므로 도플러 주파수 축에서 4개의 정현파 곡선이 서로 교차하는 특징을 확인할 수 있다. 그림 1(b)는 조류의 날갯짓 운동에 따른 미세 도플러 영상을 나타내며, 날개의 상완과 하완의 미세 도플러 특성이 혼합된 것을 확인할 수 있다. 또한, 시간이 흐를수록 표적이 수신 레이더에 가까이 근접함에 따라 상대 속도와 입사되는 신호의 방향이 변화하게 되어 도플러 특징 파형의 진폭이 커지는 현상이 나타난다. 그림 1(c)는 보행자의 미세 도플러 영상이며, 보행하는 사람의 몸통 및 하체 움직임 신호에 대한 미세 도플러 특징을 확인할 수 있다. 가장 큰 피크는 앞으로 걷는 다리의 움직임을 나타내며, 한 번의 보행 사이클은 왼쪽과 오른쪽 다리의 움직임으로 완성된다. 그 외에 경골, 몸통 등의 미세 운동 신호가 혼합되어 있다.

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

본 논문에서는 서로 다른 미세 운동을 하는 표적을 분류하기 위해 그림 1의 결과와 같은 미세 도플러 영상을 입력으로 하는 ResNet34 심층학습 알고리즘을 적용한다. ResNet 모델은 2 개의 합성곱 층의 예상 출력에서 입력을 뺀 값이 0이 되는 방향으로 학습한다[4]. 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[5-7]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 3가지 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 범주로 예측된 데이터의 수를 말한다.

ResNet 알고리즘을 적용한 표적 분류 성능은 그림 2에 나타내었다. 드론, 조류, 보행자 표적에 대한 3가지 성능 척도를 그래프로 확인할 수 있다. ResNet 모델이 세 표적을 각각 분류할 수 있는 정확도가 모두 90%이며, 정밀도는 85% 이상의 값을 가지므로서 이 심층학습 알고리즘이 신뢰할 수 있다고 판단할 수 있다. 재현도 측면에서도 평균 88%의 성능으로 우수한 것을 알 수 있다. 특히, 드론, 조류, 보행자 세 표적 중에서 보행자 표적이 다른 두 표적보다 3가지 척도에 대하여 90% 이상의 성능으로 가장 분류가 잘 되는 것을 확인할 수 있다. 이는 다른 두 표적에 비해 여러 신체 부위에 대한 미세 운동 신호가 혼합되어 있으며, 구별된 특징을 가지기 때문에 심층학습을 통해 우수한 분류 성능을 얻을 수 있다.

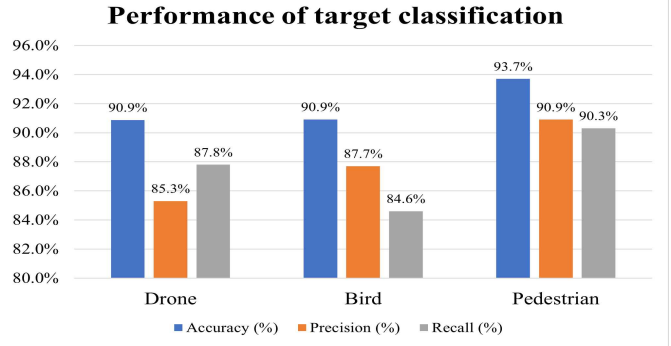


그림 2. ResNet 알고리즘을 이용한 표적 분류 성능 그래프.

### IV. 결론

본 논문에서는 서로 다른 미세 운동을 하는 드론, 조류, 보행자 표적을 분류하기 위해 미세 도플러 영상을 입력 데이터로 하여 심층학습 알고리즘을 적용하였다. 모의실험을 통해 ResNet 심층학습 알고리즘을 이용한 각 표적의 분류 성능을 분석하였을 때, 정확도, 정밀도, 재현도 측면에서 평균 89% 이상의 우수한 성능을 가짐을 확인하였다. 향후 표적의 분별 정확도를 높이기 위해 표적 미세 도플러 특성벡터를 추출하는 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)

### 참고 문헌

- [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] S. A. Musa, "Low-Slow-Small (LSS) Target Detection Based on Micro Doppler Analysis in Forward Scattering Radar Geometry," *Sensors*, vol.19, no. 15, July 2019.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] Decechi, 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.
- [7] E. Gambi, G. Ciattaglia, A. D. Santis, L. Senigaglia, "Millimeter wave radar data of people walking," *Data in Brief* vol. 31, Aug. 2020.