

미세 도플러 영상을 이용한 메타 학습 기반의 표적 분류 성능 분석

김지현, 권순영, 김형남[©]

부산대학교

hnkim@pusan.ac.kr[©]

Performance Analysis of Meta-Learning based Target Classifications using Micro-Doppler Images

Ji-Hyeon Kim, Soon-Young Kwon, Hyoung-Nam Kim[©]

Pusan National University

요 약

미세 도플러 (micro-Doppler) 정보는 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 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 하여 메타 학습 기법 MatchNet과 MAML 알고리즘을 적용한다. 모의실험을 통해 각 표적의 레이더 실측 데이터 입력 세트에 따른 2가지 메타 학습 알고리즘의 분류 성능을 분석한다.

I. 서 론

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 분석하여 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 영상을 분류할 효과적인 기법이 적용될 필요성이 있다.

본 논문에서는 서로 다른 미세 운동을 하는 표적을 분별하기 위해 드론 블레이드의 회전운동, 조류의 날갯짓 행동에 따른 미세 도플러 영상을 구하고, 인공 신경망의 최적화 과정을 학습을 통해 효과적으로 진행하는 메타 학습 기법 MatchNet[3]과 Model-Agnostic Meta learning (MAML)[4]을 적용한다. 모의실험을 통해 두 알고리즘을 이용한 각 표적의 분류 성능을 분석한다.

II. 미세 도플러 영상을 이용한 메타 학습 기반 표적 분류 기법

1. 표적에 따른 미세 도플러 특징

미세 도플러 영상은 수집된 반사 신호를 바탕으로 식 (1)과 같이

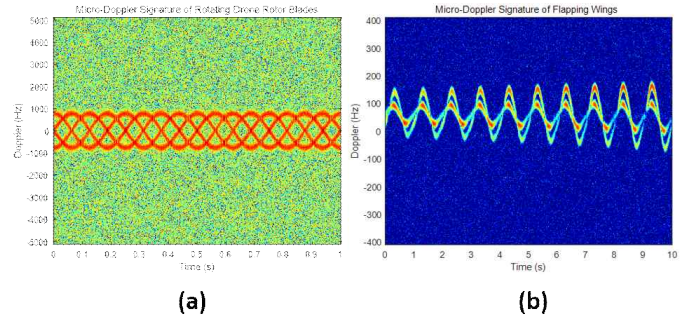


그림 1. 각 표적의 미세 도플러 영상 - (a) 드론, (b) 조류.

short-time Fourier transform (STFT)을 적용하여 얻을 수 있다.

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

여기서 x 는 수집된 반사 신호이며 $h^*(u-t)$ 는 시간 축에서 신호를 분할하기 위한 윈도우 함수이다[5].

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.

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

2. 메타 학습 기법[3-4]

메타 학습 기법은 인공 신경망의 최적화 과정을 학습을 통해 효과적으로 진행하는 방법을 연구하는 방법이다. 메타 학습은 대표적으로 메트릭 기반 방식과 최적화 기반 방식으로 나눌 수 있다.

메트릭 기반 방식은 임베딩 함수를 학습함으로써 같은 클래스의 이미지는 거리가 가깝도록, 다른 클래스의 이미지는 거리가 멀도록 모델을 학습한다[3]. 메트릭 기반 알고리즘의 종류로는 MatchNet, RelationNet, ProtoNet 등이 있다.

최적화 기반 방식은 Gradient를 이용하여 역전파를 통해 학습하는 방법이며, 적은 수의 데이터만으로도 모델을 잘 학습할 수 있다는 장점이 있다. 최적화 기반 알고리즘 중에서 주로 사용되는 Model-Agnostic Meta learning (MAML)은 내부 루프에서 새로운 task에 대해 학습을 진행한 후, 이 결과를 바탕으로 외부 루프에서 인공 신경망 모델의 매개 변수의 초기값이 최적화되도록 학습을 진행한다[4].

본 논문에서는 서로 다른 미세 운동을 하는 표적을 분류하기 위해 그림 1의 결과와 같은 미세 도플러 영상을 입력으로 하여 메타 학습 기법을 적용한다. 메타 학습 알고리즘으로는 MatchNet과 MAML을 사용한다.

III. 모의실험

모의실험에서는 메타 학습 알고리즘을 이용하여 드론 블레이드, 조류 날개의 미세 도플러 표적 탐지 성능을 확인한다. 모의실험에 사용한 드론, 조류의 데이터 세트[6-7]는 표적의 감지, 식별 및 추적에 사용하기 위해 수집된 신호이며, 사용한 드론과 조류 표적의 종류와 세부 사항은 표 1, 2와 같다. 이 데이터 세트 중에서 70%를 훈련 데이터, 30%는 시험 단계 데이터로 분리하여 사용하였다. 학습 및 시험은 PyTorch를 사용하였고, 각 알고리즘은 5-way 10-shot 환경에서 성능을 확인하였다. 그림 2는 두 알고리즘의 분류 정확도 결과를 나타낸 것이다.

메타 학습 알고리즘 MatchNet과 MAML 두 기법 모두 드론과 조류 표적을 분류하는 정확도가 87 % 이상의 성능을 가진다. 두 기법의 분류 성능을 비교하였을 때, 메트릭 기반 방식인 MatchNet 알고리즘보다 최적화 기반 방식인 MAML 알고리즘이 성능이 우수한 것을 확인할 수 있다.

각 표적의 서로 다른 미세 운동을 통해 미세 도플러 영상을 얻고, 이를 메타 학습 입력 이미지 데이터로 적용하면 메타 학습 기법을 통해 각 표적을 효과적으로 분류할 수 있다.

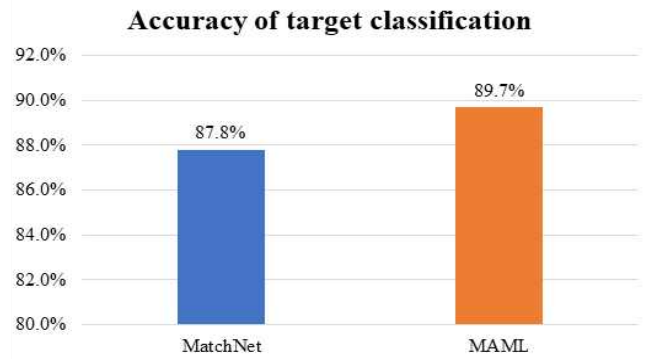


그림 2. 메타 학습 기법을 이용한 표적 분류 성능 그래프.

IV. 결론

본 논문에서는 서로 다른 미세 운동을 하는 드론, 조류 표적을 분류하기 위해 미세 도플러 영상을 입력 데이터로 하여 메타 학습 기법을 적용하였다. 모의실험을 통해 메타 학습 알고리즘을 이용한 각 표적의 분류 성능을 분석하였고, 2가지 알고리즘 모두 87% 이상의 정확도를 얻을 수 있었다. 그 중 MAML은 약 90%의 분류 정확도를 가지며, MatchNet 알고리즘보다 우수한 성능을 가짐을 확인하였다. 향후 메타 학습에 사용되는 학습물, 환경 파라미터 등을 변화시켜 표적의 분별 정확도를 높이기 위한 연구를 수행할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 중소기업기술정보진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(NTIS 고유번호 : 1425165400).

참 고 문 헌

- [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] O. Vinyals, C. lundell, T. Lillicrap, K. Kavukcuoglu, D. Wierstra, "Matching Networks for One Shot Learning," In *Advances in neural information processing systems*, 2016.
- [4] Finn, C., Abbeel, P., & Levine, S. "Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks," In *International Conference on Machine Learning*, pp. 1126-1135. Jul. 2017.
- [5] 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.
- [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.
- [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.