카메라, 레이더, 오디오 센서를 사용한 딥러닝 기반 드론 탐지 및 분류

이헌제, 한수정, 변정일, 최지훈
한국항공대학교 항공전자정보공학부

{dlgjswp, paransea03, start2ji}@kau.kr, jihoon@kau.ac.kr

Detection and Classification of Drones Based on Deep Learning Using Camera, Radar, and Audio Sensors

Hun Je Lee, Sujeong Han, Jeong Il Byeon, and Jihoon Choi
School of Electronics and Information Engineering, Korea Aerospace University

요 약

본 논문에서는 드론을 이용한 실측 데이터 수집을 통해 광학 카메라, 레이더, 음향 센서에 기반한 드론 탐지 실험을 실시한다. 측정한 광학 이미지, 레이다 신호처리를 통해 얻어진 거리-도플러 영상, 음향 신호 스펙트로그램을 사용하여 CNN(Convolutional Neural Network) 기반 전이학습을 각각 수행한다. 이를 통해 광학 영상, 레이더, 음향 기반 탐지 기법의 드론 유무 검출 성능과 드론 기종 분류 정확도를 비교한다.

Ⅰ. 서론

최근 드론은 농업, 건설업, 안전진단, 군사용 등 다양한 분야에서 활용 범위가 증대되고 있다. 이에 따라 드론에 의한 비행금지 구역 침범, 보안 및 사생활 침해에 대한 우려가 커지고 있으며, 특히 군사적 목적으로 제작된 적군의 드론 위협에 대한 대처가 국가 안보 측면에서 중요한 문제로 부각되고 있다. 이에 따라 카메라로 촬영한 영상, 레이다 반사 신호, 드론 고유의 음향, 드론 제어를 위해 사용되는 RF(Radio Frequency) 신호 포착 등을 통해 드론을 검출하고 드론 기종을 분류하는 기법이 연구되고 있다 [1].

기존 드론 탐지 기법은 상호 보완적인 장점 및 단점을 가지고 있다. 광학 이미지를 사용한 탐지 기법은 카메라로 촬영한 다양한 드론 이미지를 이용하여 딥러닝 기반 학습을 진행하고, 이를 통해 얻어진 드론 이미지의 특징을 추출하여 촬영된 영상으로부터 드론 유무를 판별한다 [2]. 레이더 탐지 기법은 연속 파형 레이더 신호 혹은 FMCW(Frequency Modulated Continuous Wave) 레이더 신호의 반사파를 분석하여 드론의 존재 유무, 위치, 속도 등을 탐지한다 [3]. 음향 탐지 기법에서는 드론의 프로펠러와 모터에서 발생하는 소리의 특성을 추출하거나 스펙트럼을 분석하여 드론을 판별하고 [4], RF 검출 기법은 드론과 조종기 사이의 무선 주파수 대역 신호를 이용하여 드론을 찾아낸다. 광학 영상의 경우 높은 해상도로 표적을 직접 식별할 수 있지만 야간이나 악천후 시에는 관측이 불가능하고, 레이더의 경우 주야간 및 날씨에 상관없이 관측 가능하지만 드론의 낮은 RCS(Radar Cross Section)로 인해 해상도가 낮으며, 음향의 경우 설치 비용과 데이터 용량이 낮지만 탐지 거리가 짧고 주변 소음에 민감하다. 또한, RF 검출 기법은 드론이 조종기와 통신 없이 장시간 비행하는 경우 드론 탐지가 불가능하다.

본 논문에서는 광학 이미지, FMCW 레이더, 음향을 사용한 드론 탐지 센서를 구축하고, 실제 드론 비행 시험을 통해 다양한 환경에서 측정 데이터를 수집한다. 그리고 광학 이미지, FMCW 기반 거리-도플러 영상, 음향 스펙트로그램에 CNN(Convolutional Neural Network) 기반 전이학습을 적용하여 드론을 탐지한다. 이를 통해 드론 탐지 기법에 따른 드론 유무 검출 정확도와 드론 기종 분류 정확도를 비교한다.

Ⅱ. 실험 환경 설정 및 측정 데이터 분석

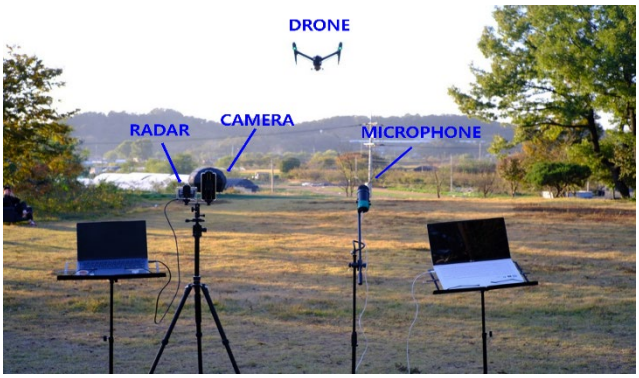
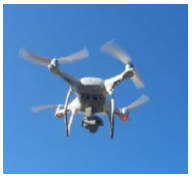


그림 1. 드론비행장 실측을 위한 실험 환경 구성



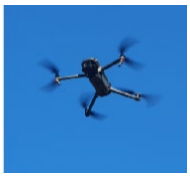


그림 2. 실험에 사용한 드론

그림 1 과 같이 한국항공대학교 드론비행장과 중앙대학교 풋살장에서 스마트폰을 거치한 광학 측정 장비, Tinyrad 24GHz FMCW 레이더 보드, 마이크로폰을 이용한 음향 측정 장비를 이용하여 드론 탐지 실험을 진행하였다. 광학, 레이다, 음향 센서를 같은 높이로 설정된 삼각대에 거치시키고 일직선상에 배치하여 각 센서가 비행하는 드론을 동시에 탐지하도록 하였다. 광학

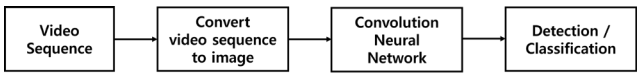


그림 3. 광학 이미지를 이용한 드론 검출 및 분류

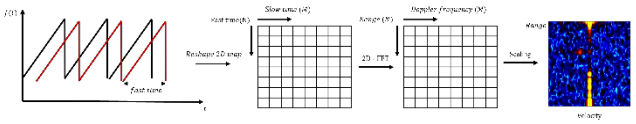


그림 4. 레이더 신호를 이용한 거리-도플러 영상 생성

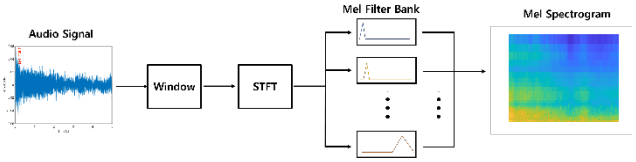


그림 5. 음향 측정 데이터를 이용한 스펙트로그램 생성

이미지는 무선 링크로 데이터 수집용 랩탑(laptop)에 전달되고, 레이더 및 음향 측정 신호는 USB 단자를 통해 랩탑의 신호처리 프로그램으로 전달된다. 그림 2 와 같이 세 가지 기종의 드론을 사용했고, 호버링/좌우이동/전후이동 등 비행 방식과 고도를 변경하면서 측정을 진행하였다. 드론 실측시 드론비행장 내부 다양한 위치에서 드론 주변 배경 환경을 변화시키면서 반복적으로 실험을 진행하였다. 드론 미포함 데이터는 각 센서 특성을 반영하여 개별적으로 수집하였다. 광학 센서의 경우 드론 없는 하늘, 나무, 건물, 헬리콥터, 여객기 등을 촬영하고, [5]의 온라인 공유 데이터에서 발사체, 군용기 등의 데이터를 추가하였다. 레이더 센서의 경우 빈 하늘, 사람, 자동차 등을 실측했고, 음향 센서의 경우 바람 소리, 대화 소리, 자동차 소리 등을 실측하고 [5]의 온라인 공유 데이터를 활용하여 에어컨 소음, 엔진 소리, 공사 소음 등을 추가하였다.

촬영한 광학 영상으로부터 드론 검출 및 분류를 진행하는 과정은 그림 3 과 같다. 상용 스마트폰에 장착된 카메라를 사용하여 연속 촬영을 통해 이미지를 생성한다. 원본 영상의 크기는 4032×3024×3, 화각은 77 도, 내장 손떨림 보정 및 HDR(High Dynamic Range) 기능을 사용하였다. 실측 이미지로 학습한 CCN 모델을 사용하여 드론 존재 유무를 검출하고, 드론이 존재하는 경우 드론 기종을 판별한다.

그림 4 는 FMCW 레이더 신호로부터 거리-도플러 영상을 생성하는 과정을 나타낸다. 실험에 사용한 레이더 장비는 주파수 24 GHz, 대역폭 250 MHz, 거리 해상도 0.6 m, 방위 및 고도방향 빔폭 77 도, 15 도를 갖는다. 샘플링한 신호를 Chirp 단위로 2 차원 행렬로 정렬한 후 행과 열 방향에 대하여 각각 FFT(Fast Fourier Transform)를 진행하여 거리-도플러 이미지를 얻는다. 이 이미지로 GoogLeNet 기반 전이학습을 수행하여 드론 검출 및 기종 판별이 가능하고, 드론과의 거리 및 속도를 알 수 있다.

그림 5 는 음향 측정 데이터를 사용한 스펙트로그램 생성 과정을 나타낸다. 음향 신호는 20~20,000 Hz 대역에서 48 kHz 주파수, 샘플당 16 비트로 양자화해서 저장된다. 녹음 시간은 5 초 이내이며, 시간 영역에서 가장 에너지가 큰 1 초 분량을 추출하고 32-포인트 STFT(Short-Time Fourier Transform)를 수행한 후 Mel scale 삼각 필터에 통과시켜서 스펙트로그램을 생성한다.

Ⅲ. 드론 검출 및 분류 성능 비교

광학 이미지, 거리-도플러 이미지, 음향 스펙트로그램을 각각 입력으로 사용하여 드론 존재 유무 검출을 위한 CNN 모델과 드론 기종 분류를 위한 CNN 모델을 학습하였다. 이때 일반적인 이미지 분류를 위해 학습된 GoogLeNet 의 일부 계층을 수정하여 전이학습을 적용했다. 그리고 데이터를 전이학습용 80%, 모델 검증용 20%로 분할하고, 전이학습 후 CNN 모델의 평가를 진행하여 검출 및 분류 정확도로 높아지도록 반복 학습을 수행하였다.

표 1. 탐지 방식에 따른 드론 검출 성능 비교

Sensor Type	Detection Prob. (%)	False Alarm Prob. (%)
Camera	80.11	1.4
Radar	92.0	7.0
Audio	98.6	15.0

표 2. 탐지 방식에 따른 드론 분류 정확도 비교

Sensor Type	Classification Accuracy (%)			
	Inspire2	Mavic3	Phantom4	Average
Camera	66.67	54	73.33	64.67
Radar	83.33	68.33	67.33	73
Audio	66.67	36.6	88.6	64

표 1 은 드론 검출 성능을 나타낸다. 광학 이미지의 경우 드론 검출 확률은 3 가지 방식 중 가장 나쁘지만, 오 경보 확률은 가장 낮게 나타난다. 반대로 음향 센서의 경우 드론 검출 성능은 우수하지만 오 경보 확률이 높게 나타난다. 레이더는 드론 검출, 오 경보 확률 모두 중간 정도의 성능을 보인다. 표 2 는 각 탐지 방식의 드론 분류 정확도를 보인다. Inspire2 와 Mavic3 의 경우 레이더의 분류 정확도가 가장 높고, Phantom4 의 경우 음향 센서의 정확도가 가장 높다. 전체적으로 레이더의 분류 정확도가 가장 높고, 광학 이미지 및 음향의 정확도는 유사하게 나타났다.

Ⅳ. 결론

광학 이미지, FMCW 레이더, 음향 센서를 사용한 실험을 통해 탐지 방식에 따른 드론 유무 검출 성능과 기종 분류 정확도를 도출하였다. 각 탐지 방식이 상호 보완적인 성능을 보임을 확인하였고, 향후 센서 결합을 통해 드론 탐지 성능을 개선할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2021R1 A4A2001316, 2022R1F1A1073999).

참 고 문 헌

[1] H. Kang, J. Joung, J. Kim, J. Kang, and Y. S. Cho, “Protect your sky: A survey of counter unmanned aerial vehicle systems,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 168671-168710, Sep. 2020.

[2] L. Wang, J. Ai, L. Zhang, and Z. Xing, “Design of airport obstacle-free zone monitoring UAV system based on computer vision,” *Sensors*, vol. 20, no. 2475, pp. 1-35, Apr. 2020.

[3] D.-H. Shin, D.-H. Jung, D.-C. Kim, J.-W. Ham, and S.-O. Park, “A distributed FMCW radar system based on fiber-optic links for small drone detection,” *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 66, no. 2, pp. 340-347, Feb. 2017.

[4] Y. Seo, B. Jang, and S. Im, “Drone detection using convolutional neural networks with acoustic STFT features,” *in Proc. IEEE Int. Conf. Adv. Video Signal Based Surveill. (AVSS)*, pp. 1-6, Nov. 2018.

[5] https://www.kaggle.com