

드론 통신 신호를 이용한 딥러닝 기반 드론 기종 분류

김규한, 남해운

한양대학교

kuhan10@hanyang.ac.kr, hnam@hanyang.ac.kr

Deep Learning-Based Drone Model Classification Using Drone Communication Signals

Kyu Han Kim, Hae Wun Nam

Hanyang Univ.

요약

본 논문은 기존의 드론의 이미지 데이터, 소리 데이터 이용해 기종 분류하는 연구에서 더 나아가, 통신신호를 이용하여 드론을 분류하는 방법을 제안하고 있다. ISM 대역에서 WiFi와 DX4e, DX6i, Multi Tx, Parrot Disco, Nine eagles, Q205, S500, Tello, Wltoys 드론 기종을 사용하였으며 STFT를 통한 이미지 변환 후 Resnet 네트워크를 사용하여 드론 기종을 분류한다. 연구 결과 62% 정확도로 드론 기종을 분류한 것으로 나타났다.

I. 서론

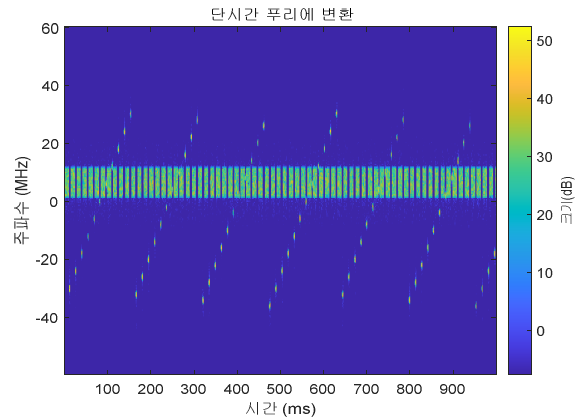
최근에는 드론 기술의 발전으로 드론에 대한 수요가 급증하고 있다. 동시에 드론을 이용한 테러, 도촬, 해킹 등의 범죄 위험도 높아지고 있어, 범죄 예방을 위한 다양한 드론을 탐지 및 식별을 위한 연구도 진행 중이다. 드론의 식별 방법으로 드론의 기종별 이미지나 기기에서 나오는 소리 등을 이용한 방법이 활용되고 있으며 특히, 드론의 통신 신호를 이용하여 분석하는 연구가 현재 활발히 진행 중이다.[1] 드론의 이미지 데이터를 이용하여 분석하는 방법은 주변 장애물로 인해 정확한 드론의 윤곽을 파악하기 어려우며, 소리 데이터 또한 바람이나 비 등의 환경에서 드론의 소리가 왜곡되어 감지가 어렵다. 하지만 통신 신호를 이용한 방법은 복잡한 환경에서도 활용 가능하며, 날씨나 기후의 영향을 크게 받지 않는다. 무엇보다도 통신 신호는 이미지나 소리 데이터보다 먼 거리에서도 효과적으로 수신 가능하여 탐지 범위가 확장될 수 있는 장점이 있다.

드론의 통신 신호는 주로 ISM(Industry, Science, Medical, 2.4GHz) 대역에서 송수신 된다. 이 대역은 다양한 무선 통신 시스템들이 사용하는 주파수 대역인데 대표적으로는 WiFi가 있다. 이러한 무선 시스템들이 드론 신호와 같이 수신되는 상황이 되면 드론 식별의 어려움이 있다. 따라서 본 논문에서는 Resnet 기반의 합성곱 신경망(Convolutional NeuralNetwork, CNN)을 사용하여 ISM 대역에서의 WiFi 및 드론 기종(DX4e, DX6i, Multi Tx, Parrot Disco, Nine eagles, Q205, S500, Tello, Wltoys)[3]을 분류하는 기법을 제안한다.

II. 본론

1. STFT를 이용한 드론 통신 신호 분석

드론은 기종, 제조사, 용도마다 자체적으로 고유한 통신 프로토콜과 주파수 사용 방식을 채택하고 있기 때문에 통신 프로토콜의 다양성을 고려하여 드론을 탐지하거나 식별하는데 적합한 방법을 선택해야 한다. 드론 통신 신호는 주파수 대역 도약 확산 및 OFDM 등 다양한 통신 기술 및 변

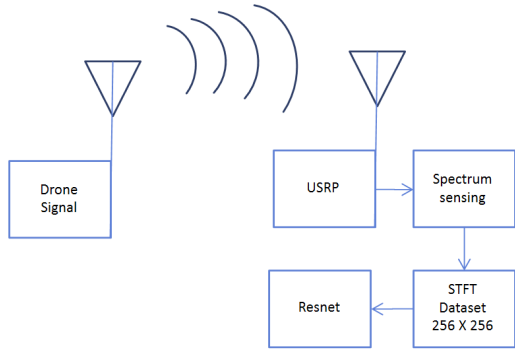


[그림1] 드론 신호 STFT 이미지

조 형태[3]로 이루어져 있기 때문에 딥러닝은 이러한 복잡한 신호 패턴을 스스로 학습하여 분류에 필요한 특징을 효과적으로 추출할 수 있다. 러닝 신호처리 분야에서 많은 연구들이 I/Q data를 그대로 쓰기보다는 시간-주파수 분석과 같이 2차원 이미지로 변환하여 사용할 경우 뛰어난 성능을 보였다[4]. 따라서 드론 신호를 STFT하여 2차원 입력값으로 변환 하였다.

$$STFT = \int_{-\infty}^{\infty} [x(t)\omega(t-\tau)]e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (1)$$

단시간 푸리에 변환(STFT)은 식(1)과 같이 시간에 따른 신호의 주파수 내용을 시간-주파수 영역에서 나타내어 주파수의 변화를 추적하는 데 유용한 방법이다. 여기서 $X(t, f)$ 는 시간 t 와 주파수 f 에 따른 STFT 결과를 나타내며, $x(t)$ 는 입력신호, $w(r-t)$ 는 윈도우 함수, 그리고 $e^{-2\pi f\tau}$ 는 복소 지수 함수이다. 분석한 결과 드론 신호는 2.42 GHz~2.44 GHz에는 영상전송을 위한 OFDM 기반의 채널이 있고, 드론의 제어를 위한 주파수 도약 신호가 주변을 이동하고 있는 것을 확인할 수 있다. 주파수 도약 신호의 경우 각 기종마다 주파수 도약의 주기와 도약 신호의



[그림2] 시뮬레이션 시스템 구조

Layer	Output Dimension
Input	256 X 256
Residual stack	256 X 256 X 32
Max pooling	128 X 128 X 32
Residual stack	128 X 128 X 32
Max pooling	64 X 64 X 32
Residual stack	64 X 64 X 32
Max pooling	32 X 32 X 32
Residual stack	32 X 32 X 32
Max pooling	16 X 16 X 32
Residual stack	16 X 16 X 32
Average pooling	32
Fully Connected layer	10
Softmax	10

[표1] Resnet 네트워크 구조

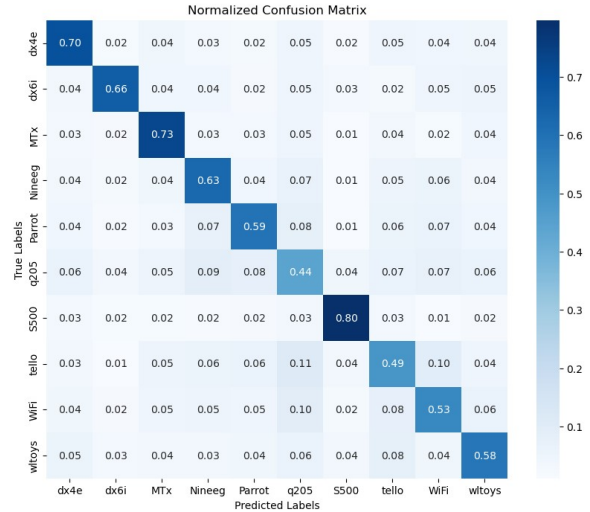
패턴의 차이를 확인할 수 있었다.

2. 시뮬레이션

드론 신호들은 통신 채널로 ISM 대역을 사용하고 있기 때문에 해당 대역에 대해 세부측정을 위한 2.3 GHz~2.5 GHz의 협대역 측정을 진행해야 한다. 이후 시간-주파수 분석을 위해 실시간 스펙트럼 분석기를 이용하여 측정된 결과를 I/Q 데이터로 저장한 후 단시간 푸리에 변환을 수행하였다. 단시간 푸리에 변환을 진행할 때에 푸리에 변환의 길이는 512로 진행하였다. 데이터 셋은 DX4e, DX6i, Multi Tx, Parrot Disco, Nine eagles, Q205, S500, Tello, Wltoys 및 Wifi 신호를 사용하여 각각 1050개씩 생성된 총 10500개의 드론 신호를 사용하였다. 훈련, 검증, 테스트 데이터셋은 8:1:1의 비율로 구성되었으며, ResNet 기반의 신경망 아키텍처를 사용하여 모델을 구축했다. 모델의 구조는 표 1에 자세히 설명되어 있다. 잔차 블록(Residual Block)을 사용하여 깊은 네트워크에서 발생하는 그래디언트 소실 문제를 해결하였으며, 블록 내에서는 두 개의 컨볼루션 레이어가 있고 잔차 연결을 통해 정보를 스킵하는 구조를 가지고 있다. 모델은 Categorical Cross-Entropy를 손실 함수로 사용하고, Adaptive Moment Estimation (Adam) 알고리즘을 사용하여 최적화를 수행한다. 배치 사이즈는 32, epoch은 200으로 설정되었다. 드론의 통신 신호 분석결과를 그림 3에 나타내었다. S500드론이 정확도가 0.8이상으로 나온 반면, Q205기종이 0.44으로 가장 낮은 정확도로 분석되었다.

III. 결론

본 논문에서는 단시간 푸리에 변환을 통한 시간-주파수 분석을 하였고 드론 신호 STFT 이미지를 통해 서로 다른 기종의 드론과 ISM 대역에서의 대표적인 무선 시스템인 WiFi를 분류한 결과를 제시하였다. 전체 정확



[그림3] 드론 신호 confusion matrix

도는 0.62로 나왔으며 이는 추후 암호화 된 통신 신호의 복호화 연구와 함께 활용된다면 드론의 탐지 및 무력화 등 다양한 분야에 활용될 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2022R1A2C1011862)

참고 문헌

- [1] H. M. Oh, H. Lee and M. Y. Kim, "Comparing Convolutional Neural Network(CNN) models for machine learning-based drone and bird classification of anti-drone system," 2019 19th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), Jeju, Korea (South), 2019, pp. 87-90, doi: 10.23919/ICCAS47443.2019.8971699.
- [2] S. Basak, S. Rajendran, S. Pollin and B. Scheers, "Combined RF-Based Drone Detection and Classification," in IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, vol. 8, no. 1, pp. 111-120, March 2022, doi: 10.1109/TCCN.2021.3099114.
- [3] 김성건, 노영훈, 홍익표, & 육종관. (2021). 드론의 통신 신호 분석을 위한 단계적 RF 측정 시나리오. THE JOURNAL OF KOREAN INSTITUTE OF ELECTROMAGNETIC ENGINEERING AND SCIENCE, 32(4), 370-376.
- [4] Lin, Y.; Yang, F. IQ-Data-Based WiFi Signal Classification Algorithm Using the Choi-Williams and Margenau-Hill-Spectrogram Features: A Case in Human Activity Recognition. Electronics 2021, 10, 2368.