

의미론적 분할 기반 드론 통신 신호 분리 기법

박도현*, 권순영*, 정진우**,
심이삭**, 윤상범**, 서정현**,
김형남^o

Semantic Segmentation-Based Drone Communication Signal Separation Method

Do-Hyun Park*, Soon-Young Kwon*,
Jinwoo Jeong**, Isaac Sim**, Sangbom Yun**,
Junghyun Seo**, Hyoung-Nam Kim^o

요 약

최근 전술적 목적으로 운용되는 드론의 식별을 위해 드론이 사용하는 통신 신호의 제원을 추정하는 기술의 중요성이 커지고 있다. 그러나, 드론 통신에는 동일한 주파수 대역에서 서로 다른 신호들이 전송되기 때문에 정확한 제원 추정을 위해서는 신호 분리 과정이 필수적이다. 본 논문에서는 정확한 신호 제원 추정을 위해 딥러닝 기법을 활용한 드론 통신 신호 분리 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 수신된 신호를 스펙트로그램으로 변환한 후, 딥러닝 기반 의미론적 분할 모델을 적용하여 효과적으로 신호성분을 분리한다. 모의실험을 통해 제안하는 기법이 신호 분리를 정확히 수행하여 우수한 신호 제원 추정 성능을 지님을 확인하였다.

키워드 : 전자전, 딥러닝, 신호 분리

Key Words : Electronic Warfare, Deep Learning,
Signal Separation

ABSTRACT

Recently, the importance of accurately estimating communication signal parameters used by drones has increased for identifying drones operating for tactical purposes. However, drone communication signals often contain multiple signals transmitted concurrently within the same frequency band, making it challenging to accurately estimate the parameters of individual signals. In this paper, we propose a deep learning-based method to separate drone communication signals. The proposed approach converts the received signal into spectrogram and separates them by employing a semantic segmentation model. Simulation results show that the proposed method accurately performs signal separation, achieving excellent performance in estimating signal parameters.

I. 서 론

최근에 무인 항공기인 드론은 정찰 및 목표 타격과 같은 다양한 군사적 목적으로 활발히 활용되고 있다. 이러한 드론을 효과적으로 무력화하기 위해서는 드론의 정확한 탐지 및 식별이 필수적이며^[1], 이를 위해 드론이 사용하는 통신 신호의 제원을 정밀하게 추정하고 분석하는 과정이 요구된다.

현재 드론 시장에서 가장 높은 점유율을 차지하고 있는 DJI사의 드론은 OcuSync 프로토콜 기반의 통신 시스템을 채택하고 있다^[2]. OcuSync 프로토콜은 업링크(uplink), 다운링크(downlink), 드론 ID 등 서로 다른 목적의 신호들을 동일한 주파수 대역에서 시간 분할 방식으로 송수신하기 때문에, 이들의 제원을 정확히 추정하는 데 어려움이 존재한다. 이에 따라 각 신호의 정밀한 분리를 통해 신호 제원을 효과적으로 추정하는 기술의 개발이 필요하다.

기존의 연구에서는 DSW (dual sliding window)를 이용하여 활성 신호 구간을 탐지하고, 탐지된 구간의

※ 이 논문은 2025년 정부(방위사업청)의 재원으로 국방기술진흥연구소의 지원을 받아 수행된 연구임(KRIT-CT-22-074)

• First Author : (ORCID:0000-0001-9885-1564) Pusan National University, Department of Electrical and Electronics Engineering, dohpark@pusan.ac.kr, 정희원

° Corresponding Author : (ORCID:0000-0003-3841-448X) Pusan National University, School of Electrical and Electronics Engineering, hnkim@pusan.ac.kr, 종신희원

* (ORCID:0000-0002-7280-8549) Pusan National University, Department of Electrical and Electronics Engineering, ysk1680@pusan.ac.kr, 학생희원

** LIG Nex1, {jinwoo.jeong, isaac.sim, sangbom.yun, junghyun.seo}@lignex1.com

논문번호 : 202506-126-A-LU, Received June 2, 2025; Revised June 13, 2025; Accepted June 13, 2025

길이를 기준으로 신호를 분리시키는 방법을 제안하였다³⁾. 하지만 이러한 기법은 신호 길이와 같은 사전 정보가 필수적으로 요구되고, 낮은 SNR (signal-to-noise ratio) 환경에서 분리 성능이 저하된다는 단점을 지닌다.

본 논문에서는 기존 기법의 한계를 극복하기 위해 딥러닝 기반의 의미론적 분할 (semantic segmentation) 기법을 이용한 드론 통신 신호 분리 방법을 제안한다. 제안하는 기법은 수신된 신호를 스펙트로그램으로 변환하고, 딥러닝 기반 의미론적 분할 모델을 활용하여 신호 성분들을 정확히 분리한다. 이를 통해 복잡한 신호 송수신 환경에서도 효과적으로 드론 신호를 분리할 수 있다.

II. 의미론적 분할을 이용한 신호 분리 기법

본 논문에서 제안하는 드론 통신 신호 분리 기법은 딥러닝 기반의 의미론적 분할 모델을 이용하여 OcuSync 프로토콜의 업링크, 다운링크, 드론 ID, 그리고 잡음 성분을 정확하게 분리하는 것을 목적으로 한다. 제안하는 분리 기법은 크게 세 가지 과정으로 구성된다. 1) 스펙트로그램 생성, 2) 분할 맵 (segmentation map) 생성, 그리고 3) 분할 맵을 이용한 신호 분리. 본 장에서는 각각의 과정에 대한 세부 사항들을 설명한다.

2.1 스펙트로그램 생성

수신된 드론 통신 신호를 효과적으로 분리하기 위해 먼저 시간-주파수 분석 기법인 STFT (short-time Fourier transform)를 사용하여 수신 신호를 스펙트로그램으로 변환한다. 이렇게 생성된 스펙트로그램을 통해 수신 신호의 시간 및 주파수 특성을 동시에 분석할 수 있으며, 변환된 스펙트로그램은 의미론적 분할 모델의 입력 데이터로 활용된다.

2.2 분할 맵 생성

의미론적 분할이란 입력 데이터를 픽셀 단위로 구분하여 각 부분이 어떤 클래스에 속하는지를 예측하는 기법이다. 본 논문에서 제안하는 분리 기법은 DeepLabV3+를 신호 분리를 위한 의미론적 분할 모델로 사용한다. 그림 1은 제안하는 기법에서 사용된 DeepLabV3+ 모델의 구조를 나타낸다. DeepLabV3+는 인코더-디코더 구조를 기반으로 하며, 확장 합성곱 (atrous convolution)을 통해 다양한 스케일에서의 특징을 효과적으로 추출한다. 또한, 확장 공간 피라미드 풀링 (atrous spatial pyramid pooling) 구조를 활용하여 분할 성능을 향상시킨다⁴⁾. 이를 통해 신호 성분의 경계와 영역을 보다 정밀하게 분석하여 신호 성분을 분리할

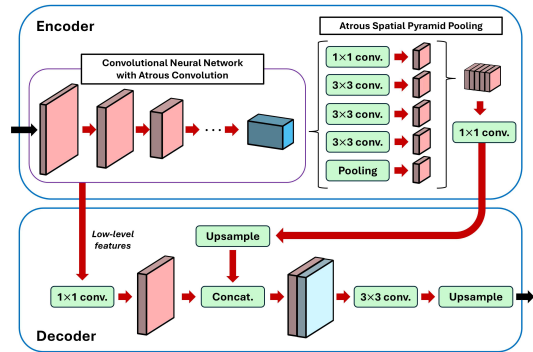


그림 1. DeepLabV3+ 모델의 구조도

Fig. 1. Structure of the DeepLabV3+ model.

수 있다.

제안하는 기법은 ResNet18 신경망을 DeepLabV3+ 모델의 백본 (backbone) 신경망으로 활용한다. ResNet18은 잔차 학습 (residual learning) 기법을 활용하여 신경망의 깊이가 깊어짐에 따라 발생할 수 있는 문제를 효과적으로 완화시킨다⁵⁾. 또한, ResNet18은 경량 모델로서 연산량이 적고 처리 속도가 빠르기 때문에 실시간 처리가 요구되는 환경에서 효과적으로 활용될 수 있으므로, 제안하는 신호 분리 기법의 백본 신경망으로 사용하였다.

분할 모델은 입력된 스펙트로그램을 픽셀 단위로 분석하여 업링크, 다운링크, 드론 ID, 잡음에 각각 대응되는 4개의 분할 맵을 생성하며, 각 분할 맵의 픽셀에 대한 값은 0 또는 1로 표현된다.

2.3 분할 맵을 이용한 신호 분리

생성된 분할 맵은 각 픽셀의 특정 신호 클래스에 대한 소속 여부를 나타낸다. 제안하는 기법은 원본 스펙트로그램과 분할 맵 간의 아다마르 곱 (Hadamard product)을 수행하여 각 클래스에 해당하는 성분만을 추출하고 나머지 성분은 제거한다. 이 과정을 통해 복잡한 신호 환경에서도 효과적으로 신호를 분리할 수 있다.

그림 2와 3은 각각 모의 수신 신호의 SNR이 0 dB와 -5 dB 일 때의 제안하는 기법을 이용한 신호 분리 결과 예시이다. 이를 통해 제안하는 기법은 낮은 SNR 환경에서도 각 신호 성분들을 정밀하게 분리할 수 있음을 볼 수 있다.

III. 모의실험

본 장에서는 모의실험을 통해 제안된 기법의 성능을 분석한 결과를 보인다. 모의실험에 사용된 드론 통신

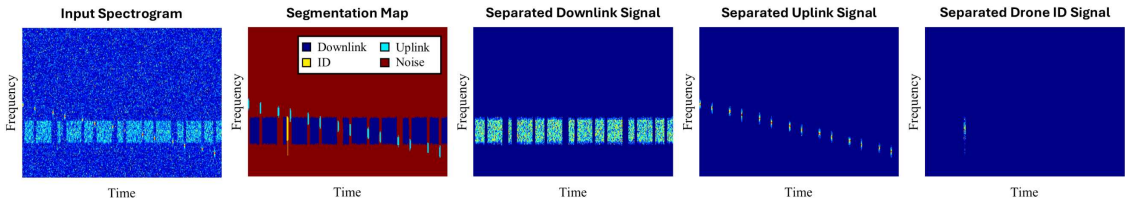


그림 2. SNR이 0 dB인 모의환경에서의 드론 통신 신호 분리 예시
Fig. 2. Example of drone communication signal separation in a simulated environment at 0 dB SNR.

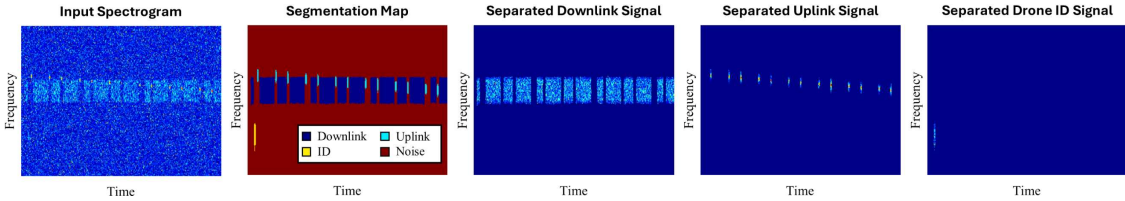


그림 3. SNR이 -5 dB인 모의환경에서의 드론 통신 신호 분리 예시
Fig. 3. Example of drone communication signal separation in a simulated environment at -5 dB SNR.

신호는 122.88 MHz의 샘플링 주파수로 DJI의 OcuSync 1.0 프로토콜^[11]을 기반으로 생성되었다. 분할 모델 학습을 위해 SNR이 -10에서 20 dB 범위에서 균등 분포를 따르는 모의신호 50,000개를 생성하였다.

본 논문에서는 제안된 기법과 기존의 DSW 기반 기법 간의 신호 분리 성능 비교를 위해, 각 기법으로 분리한 업링크 신호의 호핑 주파수와 다운링크 신호의 중심 주파수를 추정한 결과를 보인다. 제안하는 분리 기법을 이용한 추정 방법은 업링크 및 다운링크에 대한 분할 맵을 주파수 축으로 투영하고, 투영된 영역의 중간 값을

호핑 주파수 및 중심 주파수로 추정한다. DSW 기반 추정 기법은 분리된 신호의 전력 스펙트럼 밀도를 구한 후, 각 신호 대역폭 크기의 슬라이딩 윈도우를 주파수 축 방향으로 이동시키며 호핑 및 중심 주파수를 추정한다^[3].

그림 4는 추정 성능 비교를 위해 추정 값과 실제 값 간의 RMSE (root mean square error)를 SNR 별로 계산한 결과들을 나타낸다. RMSE 계산 시 사용된 테스트 신호는 SNR 별로 10,000개씩 생성하였다. 실험 결과에서 볼 수 있듯이, 제안된 기법을 활용한 추정 기법은 전체 SNR 구간에 걸쳐 기존 기법 대비 일관되게 낮은 RMSE 값을 나타냈다. 특히 호핑 주파수 추정 결과에서 RMSE의 차이가 중심 주파수 추정 결과에 비해 더욱 두드러지는데, 이는 제안하는 기법이 짧은 신호 길이를 가지는 업링크 신호를 더 정확히 분리할 수 있기 때문이다. 이러한 결과는 제안된 기법이 딥러닝 모델을 활용해 낮은 SNR 환경에서도 각 신호가 가지는 미세한 특징을 효과적으로 학습할 수 있음을 보여주는 것이다.

IV. 결 론

본 논문에서는 정확한 드론 식별을 위한 딥러닝 기반 드론 신호 분리 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 수신된 신호를 스펙트로그램으로 변환한 후, 이에 의미론적 분할 모델을 적용하여 신호를 분리한다. 모의실험 결과, 제안된 기법은 기존의 신호 분리 기법 대비 우수한 신호 제원 추정 성능을 나타냈다. 따라서 제안된 기법은 국가 주요시설과 같은 민감한 보안 지역에서 미식별 드론을

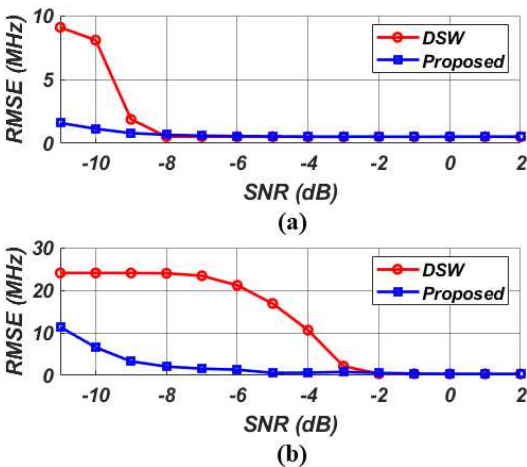


그림 4. RMSE 비교 결과: (a) 다운링크 중심 주파수 추정, (b) 업링크 호핑 주파수 추정
Fig. 4. RMSE comparison result: (a) downlink center frequency estimation, (b) uplink hopping frequency estimation.

신속히 탐지하고 식별해야 하는 환경에 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 기대된다.

References

- [1] J.-H. Park, D.-H. Park, J.-H. Bang, and H.-N. Kim, "Drone target detection method using U-net for DTV-based passive radar," *J. KICS*, vol. 47, no. 10, pp. 1620-1628, Oct. 2022.
(<https://doi.org/10.7840/kics.2022.47.10.1620>)
- [2] N. Schiller, et al., "Drone security and the mysterious case of DJI's drone ID," *Network and Distrib. Syst. Secur. Symp.*, San Diego, USA, Feb. 2023.
(<https://doi.org/10.14722/ndss.2023.24217>)
- [3] R. Shi, X. Yu, S. Wang, Y. Zhang, L. Xu, P. Pan, and C. Ma, "RFUAV: A benchmark dataset for unmanned aerial vehicle detection and identification," *arXiv preprint arXiv:2503.09033*, Mar. 2025.
(<https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.09033>)
- [4] L.-C. Chen, Y. Zhu, G. Papandreou, F. Schroff, and H. Adam, "Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation," *ECCV*, pp. 833-851, Munich, Germany, Sep. 2018.
(https://doi.org/10.1007/978-3-030-01234-2_49)
- [5] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern. Recognit.*, pp. 770-778, Las Vegas, NV, USA, Jun. 2016.
(<https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.90>)