

# DTV 기반 수동형 레이더에서 U-Net을 이용한 드론 표적 탐지 기법

박지훈\*, 박도현\*, 방종현\*, 김형남<sup>o</sup>

## Drone Target Detection Method Using U-Net for DTV-Based Passive Radar

Ji-Hun Park\*, Do-Hyun Park\*, Jong-Hyeon Bang\*, Hyoung-Nam Kim<sup>o</sup>

### 요약

수동형 바이스테틱 레이더는 상용 방송 또는 통신 신호 등을 이용하여 표적의 위치와 속도를 추정하는 레이더 시스템이다. DTV (digital television) 신호는 다른 신호에 비해 신호 세기가 강하고 대역폭이 넓기 때문에 드론과 같은 저속의 소형 비행물체를 탐지하기 위한 수동형 레이더의 신호원으로 적합하다. 일반적으로 탐지 과정에서 나타나는 거리-도플러 맵에서 표적을 찾아내기 위해 레이더 시스템에서는 일정 오경보 확률 탐지기를 사용한다. 하지만, 잡음 및 클러터 신호들로 인하여 거리-도플러 맵 상에 표적 이외의 다양한 오탐지가 생성되기 때문에, 일정 오경보 확률 탐지기의 오경보 확률이 올라가는 문제점이 존재한다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 의미론적 분할 기법에 사용되는 인공 신경망 모델인 U-Net을 활용한 표적 탐지기를 제시한다. 제안하는 표적 탐지기는 기존의 표적 탐지기에서 오경보 확률이 높아지는 문제점을 해결하고 표적 탐지 확률을 높인다는 장점이 있다. 모의실험 및 드론 실측 데이터를 통해 탐지 확률, 오경보 확률, 그리고 F1 score의 측면에서 제안하는 알고리즘과 일정 오경보 확률 탐지기의 성능을 비교 및 분석함으로써, 인공 신경망을 기반으로 하는 표적 탐지기의 우수함을 보인다.

**Key Words** : Passive bistatic radar, Drone, Constant false alarm rate detector, Semantic segmentation

### ABSTRACT

A passive bistatic radar estimates the position and the speed of a target using commercial broadcasting or communication signals. Since DTV (digital television) signal has a stronger signal power and broader bandwidth than other signals, it can be useful for a passive radar when detecting small objects with low-speed such as drones. A radar system generally exploits a CFAR (constant false alarm rate) detector to find a target in the range-Doppler map. However, because of various false detections caused by noise and clutter signals, the false alarm probability of the CFAR detector increases. This paper proposes a target detector based on U-Net, a neural network model used in semantic segmentation, to solve the problem. The proposed target detector can achieve a lower false alarm probability and have a higher target detection probability than the

\* 이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2021R1F1A1060025)

\* 본 논문은 BK21플러스, 4차산업혁명ICT창의융합미래인재 교육연구단에 의하여 지원되었음

• First Author : Department of Electrical and Electronics Engineering, Pusan National University, pos02112@pusan.ac.kr, 학생회원

o Corresponding Author : Department of Electronics Engineering, Pusan National University, hnkim@pusan.ac.kr, 종신회원

\* Department of Electrical and Electronics Engineering, Pusan National University, (dohpark, bjh4138)@pusan.ac.kr, 학생회원

논문번호 : 202205-096-RN, Received May 9, 2022; Revised June 9, 2022; Accepted June 9, 2022

CFAR detector. We present the outstanding results of the artificial-neural-network-based target detector by comparing the CFAR detector's performances in terms of detection probability, false alarm probability, and F1 score through simulation and real drone data.

## 1. 서론

드론은 일상생활에서 개인이나 특정 단체 또는 군 기관에서 다양한 목적으로 이용되고 있고, 사회 전반적으로 많은 영향을 주고 있다. 드론의 사용 방법에 따라 산업적으로 긍정적인 영향을 줄 수 있지만, 드론을 이용한 국가 시설 침입이나 기밀 정보 갈취 등의 악영향 또한 무시할 수 없다. 특히 국가의 보안을 책임지는 군 시설에서 적군의 드론에 의해 피해를 입는다면 그 영향은 막대할 수 있기 때문에 드론을 탐지하는 기술 또한 필수적이다<sup>1)</sup>. 이러한 드론 탐지 기술 중, 수동형 바이스테틱 레이더는 송신기를 따로 설치하지 않아 비용이 절감되는 등의 다양한 장점에 의해 조명 받고 있는 추세이다<sup>2)</sup>.

수동형 바이스테틱 레이더는 자체적으로 송신신호를 발생시키지 않고 FM (frequency modulation)<sup>3,4)</sup>, DTV (digital television)<sup>5-7)</sup>, LTE (long-term evolution)<sup>8,9)</sup>, Wi-Fi<sup>10,11)</sup> 등의 방송 및 통신신호를 신호원으로 사용할 수 있다. 이 중, DTV 신호는 높은 전력을 가지고 있고, 모든 방향에 낮은 고도로 방사하기 때문에 다른 비행체들보다 훨씬 낮은 고도에서 비행하는 드론을 탐지하는 데 용이하다. 또한, 넓은 대

역폭을 가지고 있어서 상대적으로 속도가 느리고 크기가 작은 드론의 경로를 연속적으로 탐지할 수 있다<sup>15)</sup>. 이러한 DTV 신호의 특성을 활용하여 드론을 탐지하기 위해, 본 논문에서는 DTV 신호를 기반으로 하는 수동형 바이스테틱 레이더 시스템에 대하여 다룬다.

수동형 바이스테틱 레이더의 신호처리 과정은 그림 1과 같이 구성된다. 수동형 레이더가 수신하는 신호는 총 2 개로, 기준 신호와 감시 신호가 있다. 기준 신호는 DTV 송신소로부터 직접 경로로 수신한 신호이고, 감시 신호는 송신소에서 방사된 신호원이 표적으로부터 반사되는 신호를 수신한 것이다. 수신된 기준 신호와 감시 신호의 상호 상관을 계산하기 위해 교차 모호 함수 (cross-ambiguity function)를 유도하고, 그 결과를 거리-도플러 맵 상에 나타낼 수 있다. 거리-도플러 맵에는 표적 반사 신호의 바이스테틱 거리 및 도플러 주파수 정보에 해당하는 축에 침점이 형성되고, 이러한 침점을 통해 표적의 거리 및 속도 정보를 추정할 수 있다. 하지만, 감시 신호 내에는 표적 반사 신호 외에도 잡음 및 클러스터 신호들이 존재한다. 또한 DTV 신호는 표적 탐지가 아닌 방송을 목적으로 만들어졌기 때문에, DTV 신호 내에 보호 구간 및 파일럿 신호들이 존재하고 이러한 요소들은 거리-도플러 맵 상에서 또 다른 침점들을 형성하여 표적 탐지 성능을 저하시킬 수 있다<sup>12)</sup>. 따라서 수동형 레이더의 탐지 성능 향상을 위해서는 거리-도플러 맵 상에서 표적과 표적 외의 성분들을 구분하는 과정이 필수적이다.

일반적으로, 잡음의 분포를 알지 못하는 상황이 대다수인 레이더 시스템에서는 일정 오경보 확률 탐지기를 사용하여 표적 탐지를 수행한다. 일정 오경보 확률 탐지기는 거리-도플러 맵에서 각 셀마다 문턱값을 설정하여, 이를 기준으로 표적의 존재 여부를 판단하는 기법이다<sup>13)</sup>. 이때, 셀 주변의 성분들을 이용하여 문턱값을 계산하기 위해 일정한 범위를 지정하여 성분들을 수집하게 된다. 하지만, 거리-도플러 맵 상에 나타나는 클러스터 및 잡음에 의한 침점들이 표적 침점을 가리거나, 표적 침점보다 큰 값을 가지는 침점들이 생기는 상황에서는 탐지 성능이 저하될 수 있다. 또 다른 문제점으로는 거리-도플러 맵 가장자리에 위치하는 셀들을 판단할 때, 한정적인 거리-도플러 맵의 크기로 인해 데이터 손실이 일어날 수 있다는 점이다.

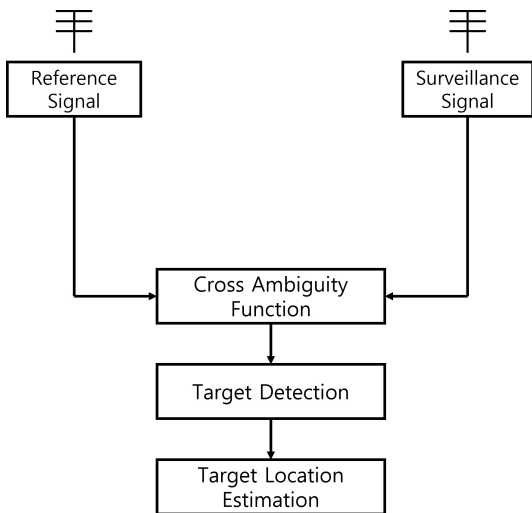


그림 1. 수동형 바이스테틱 레이더 신호처리 블록도  
Fig. 1. Block diagram of passive bistatic radar signal processing

데이터 손실을 막기 위해 패딩 (padding) 기법을 적용해도 적절한 값을 사용하지 못하면 오히려 더 큰 성능의 저하를 일으킬 수 있다.

최근 레이더 시스템에서 표적 탐지 성능을 향상시키기 위한 합성곱 신경망 기반 표적 탐지 방법에 대한 연구들이 진행되고 있다<sup>[14,15]</sup>. 본 논문에서는 일정 오경보 확률 탐지기가 가지는 문제점을 해결하기 위해 U-Net을 활용한 표적 탐지 기법을 제안한다. U-Net은 의미론적 분할에 사용되는 대표적인 합성곱 신경망 모델로서, 입력 이미지의 각 픽셀들을 해당하는 클래스로 분류한다<sup>[16]</sup>. 제안하는 탐지기는 U-Net을 활용하여 거리-도플러 맵 이미지 내의 모든 픽셀을 표적과 표적 외 성분으로 분류하여 표적 탐지를 수행한다. 기존의 일정 오경보 확률 탐지기와는 달리 제안하는 탐지기는 거리-도플러 맵의 잡음 및 클러터 분포를 학습하기 때문에, 표적 외의 성분에 의한 오경보 확률과 탐지 확률의 측면에서 성능이 향상된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 일정 오경보 확률 탐지기의 구조와 탐지 방법에 대해 간략하게 설명하고, III 장에서는 U-Net 기반 표적 탐지기의 탐지 방법을 제시한 후 훈련 데이터 생성 및 학습 과정을 자세히 기술한다. IV 장에서는 일정 오경보 확률 탐지기와 제안하는 표적 탐지기의 성능을 분석한 뒤, V 장에서 결론을 맺는다.

## II. 일정 오경보 확률 탐지기

일정 오경보 확률 탐지기는 일반적으로 레이더 표적 탐지 시스템에서 널리 사용되는 표적 탐지기로서, 사용자가 설정한 오경보 확률을 유지하면서 표적 탐지를 수행한다<sup>[13]</sup>. 그림 2에서 볼 수 있듯이, 일정 오경보 확률 탐지기는 기준 셀 (reference cell), 보호 셀 (guard cell), 그리고 테스트 셀 (test cell)로 이루어져 있다. 이러한 일정 오경보 확률 탐지기는 거리-도플러 맵 상에 표적의 유무를 알고자 하는 셀을 테스트 셀로 두고, 테스트 셀을 기준으로 나열된 기준 셀 내의 성분을 이용하여 문턱값을 계산한다. 하지만, 테스트 셀이 표적의 침점에 위치하였다면, 테스트 셀 바로 주변의 표적 신호 성분이 문턱값을 계산하는 데 영향을 줄 수 있기 때문에, 보호 셀을 두어 표적 신호 성분이 기준 셀 내에 포함되는 것을 방지할 수 있다. 문턱값을 계산하는 방법에 따라 다양한 종류의 일정 오경보 확률 탐지기가 존재하지만, 본 논문에서는 기준 셀 내의 평균값을 이용하는 셀 평균 (cell averaging) 일정 오경보 확률 탐지기를 고려하였다. 셀 평균 오경보 확률 탐

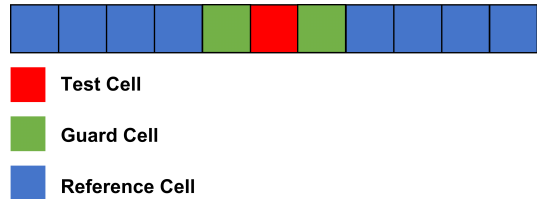


그림 2. 일정 오경보 확률 탐지기의 셀 구조  
Fig. 2. Cell structure of false alarm rate detector structure

지기에서의 문턱값은 다음 식으로부터 얻을 수 있다.

$$Threshold = G[(P_{fa})^{-1/N} - 1] \quad (1)$$

위의 식에서  $G$ 는 기준 셀 내의 성분들의 합,  $P_{fa}$ 는 일정 오경보 확률, 그리고  $N$ 은 기준 셀의 개수를 의미한다. 수식 (1)로부터 계산된 문턱값은 테스트 셀 내의 값과 비교하여 표적의 유무를 판단하는 데 사용된다. 셀 평균 오경보 확률 탐지기는 계산된 문턱값으로부터 테스트 셀 내의 값이 이를 넘으면 표적이 존재한다고 보고, 넘지 않으면 존재하지 않는다고 판단한다. 최종적으로 나타나는 결과는 거리-도플러 맵과 동일한 크기의 맵에서 각 셀마다 표적이 존재하면 1, 그렇지 않으면 0으로 출력된다.

일정 오경보 확률 탐지기의 성능을 향상시키기 위해서는 셀의 배열을 수신 환경에 따라 적절히 설정하여야 하고, 표적의 특성에 따라 기준 셀과 보호 셀을 어떻게 배열하느냐가 탐지 성능을 좌우할 수 있다. 탐지하고자 하는 표적이 바이스태틱 거리 축으로 낮은 값, 즉 거리-도플러 맵의 가장자리에 주로 존재하는 경우, 2 차원 배열의 일정 오경보 확률 탐지기는 기준 셀에 데이터 손실이 일어나 낮은 탐지 성능을 보일 수 있다. 본 논문에서 탐지하고자 하는 드론의 경우, 낮은 고도에서 비행하기 때문에 수신기와 근접할 확률이 높다. 따라서 본 논문에서는 2 차원의 배열이 아닌 도플러 축으로 셀을 나열한 1 차원의 일정 오경보 확률 탐지기를 사용하였다. 하지만, 탐지 대상에 대한 적절한 구조와 셀의 개수에도 불구하고 클러터 신호 및 잡음에 의해 생겨난 오탐지를 제거하지 못하는 문제는 존재하기 때문에, 이로 인한 오경보 확률을 줄이는 방법 또한 필요하다.

## III. 제안하는 U-Net 기반 표적 탐지기

### 3.1 제안하는 표적 탐지기의 탐지 방법

의미론적 분할은 컴퓨터 비전의 핵심적인 분야 중

하나이다. 이미지 내에 있는 각각의 픽셀들을 해당하는 클래스로 분류하는 것을 목적으로 하고, 그 성능은 딥러닝이 도입된 이후로 급속도로 향상되었다. 본 장에서는 딥러닝을 기반으로 하는 의미론적 분할의 대표적인 모델인 U-Net을 활용한 수동형 레이더에서의 표적 탐지기를 제시한다<sup>16)</sup>.

U-Net을 활용한 표적 탐지기는 의미론적 분할 기법의 픽셀단위 분류를 이용한 탐지기로서, 영상화된 거리-도플러 맵을 학습하여 다른 거리-도플러 맵이 입력으로 주어지면 각 셀마다 표적 클래스일 확률을 계산하여 동일한 크기의 스코어 맵으로 나타낸다. 0과 1 사이의 값들을 가지는 스코어 맵에 그 중간값인 0.5의 문턱값을 적용하여 2 가지 클래스 (표적 또는 표적 외)로 분류하고, 일정 오경보 확률 탐지기의 결과와 동일하게 표적이 존재한다고 판단한 셀은 1, 그렇지 않은 셀은 0의 값을 부여한다.

제안하는 탐지기의 대략적인 구조는 그림 3과 같다. U-Net은 기본적으로 클래스 분류를 위해 특징 맵을 추출하는 인코더 (encoder)와 입력 데이터와 크기가 동일한 지역화 (localization)된 결과를 만들어주는 디코더 (decoder)로 나눌 수 있다. 인코더와 디코더에는 합성곱 신경망 또는 전치 합성곱 신경망 두 개가 하나의 신경망 계층을 이루고 있고, 이러한 신경망 계층이 각각 세 겹씩 쌓여져 U자 구조를 형성한다. 모든 합성곱 계층에서의 필터 크기는 3×3이고 각 신경망 계층 사이에 2×2 크기의 최대 통합 계층을 통하여 특징 맵을 추출하고 다시 원래의 크기로 복원한다. U-Net의 또 다른 특징은 특징 맵의 크기가 팽창할 때마다 인코더의 특징 맵의 정보를 직접 전달하여 선명한 이미지를 얻게 하여 분류 정확도를 향상시킬 수 있다는 점이다. 각 신경망의 활성화 함수로는 ReLU (Rectified Linear Unit)를 사용하였으며, 클래스 분류 계층에서는 소프트맥스 계층을 출력 단위로 적용하였다.

### 3.2 학습 데이터 생성 및 학습 파라미터 설정

DTV 신호를 이용하여 실제 드론을 탐지한 데이터는 거리-도플러 맵 상에서 표적의 정확한 위치를 지정하는 데 높은 비용과 많은 시간이 요구되기 때문에 훈련을 위한 많은 데이터를 생성하기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 실제 수신한 DTV 신호와 임의의 표적 신호를 합성시켜 만든 합성 데이터를 훈련 데이터로 사용하였다. 합성 데이터를 통해 생성된 거리-도플러 맵은 표적이 존재하지 않는 환경에서 수집한 감시 신호에 임의의 표적 신호를 더한 신호와 기준 신호와의 교차 모호 함수를 이용하여 생성할 수 있다.

본 논문에서 제안하는 U-Net 기반의 표적 탐지기를 학습시키기 위한 훈련 데이터를 생성하기 위해 실제 DTV 신호를 수신하였다. 송신 주파수가 701MHz 인 DTV 신호를 2 대의 야기 안테나를 이용하여 황령산 송신소로부터 수신하였고, 감시 신호의 지향 방향은 기준 신호로부터 약 260° 회전시켰다. 신호 수신 시, 샘플링 주파수는 5 MHz이고 거리-도플러 맵 1 개를 생성할 때 0.25 초의 DTV 신호를 사용하였다. 본 논문에서는 드론 탐지 상황을 가정하였기 때문에, 임의의 표적 신호는 최대 600 m의 바이스태틱 거리 및 -100 ~ 100 Hz의 도플러 주파수 정보를 가지며, 표적의 개수는 최대 3 개를 넘지 않도록 하였다. 표적 신호의 SINR (signal-to-interference-plus-noise ratio)는 -39 ~ -30 dB 사이에 균등하게 분포하도록 생성하였고, 학습에 사용된 거리-도플러 맵의 총 개수는 13,200 개다. 표적 탐지기의 학습에 사용되는 거리-도플러 맵 데이터는 평균이 0, 분산이 1이 되도록 표준화하였다. 입력 데이터에 대한 정답을 나타내는 라벨 데이터는 거리-도플러 맵 상에서 표적의 거리 및 도플러 주파수에 해당하는 위치의 셀에만 1의 값을 주고 나머지 셀들은 모두 0으로 처리하였다. 그림 4는 훈련 데이터로 사용된 합성 데이터의 예시이다.

U-Net 신경망의 가중치 갱신을 위한 최적화 함수

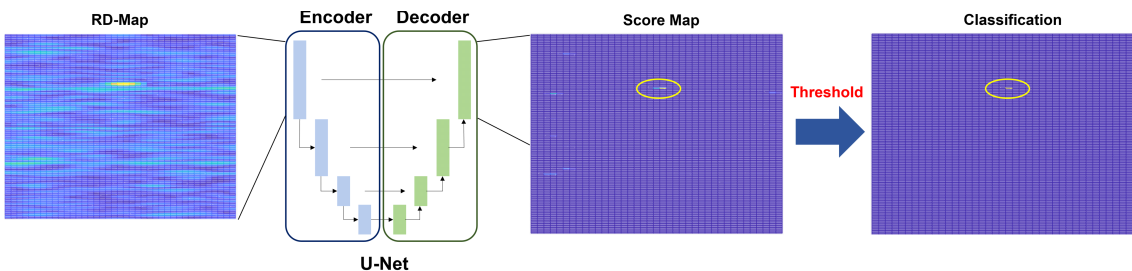


그림 3. U-Net 기반 표적 탐지기의 표적 탐지 과정  
Fig. 3. Target detection process of U-Net-based target detector



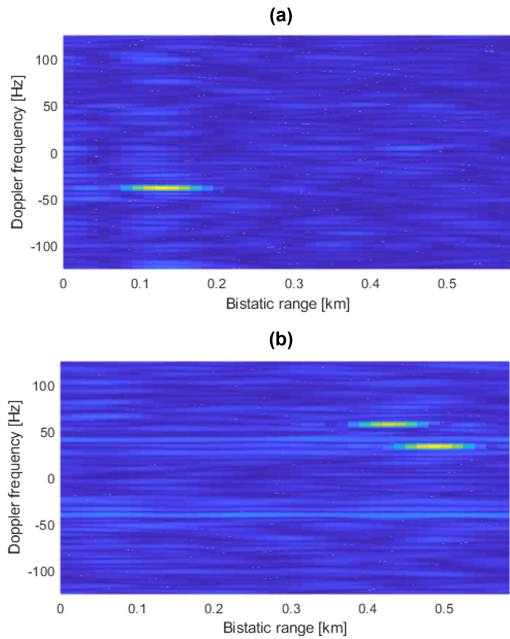


그림 4. DTV 신호를 이용해 생성한 거리-도플러 맵 예시 (a) 실제 표적이 1 개 존재하는 실측 데이터 (b) 임의의 표적이 2 개 존재하는 합성 데이터  
 Fig. 4. Example of range-Doppler map using DTV signal (a) actual data with one real target (b) synthetic data with two artificial targets

로는 ADAM을 사용하였다<sup>[17]</sup>. 총 학습 세대 횟수는 30회이고, 가중치 변화에 대한 초기 학습률은 0.001로 설정하였다. 신경망 가중치의 안정적인 수렴을 위해 각 세대마다 학습률을 3 %씩 감소시켰고, 32 개의 미니 배치를 사용하여 가중치를 변화시키면서 훈련을 수행하였다.

#### IV. 성능 분석

본 논문에서 사용되는 거리-도플러 맵은 표적과 표적 외의 클래스로 분류된다. 하지만, 하나의 거리-도플러 맵 내에는 일반적으로 표적이 아닌 클래스의 셀 개수가 표적 클래스의 셀 개수보다 훨씬 많이 존재한다. 이와 같이 분류 문제에서 클래스의 불균형이 존재할 때, F1 score는 효율적으로 성능 분석을 할 수 있게 해주는 지표이다<sup>[18]</sup>. 따라서 본 장에서는 일정 오경보 확률 탐지기와 U-Net을 활용한 표적 탐지기의 성능을 비교 및 분석하기 위해 다양한 SINR을 가진 거리-도플러 맵에 따른 탐지 확률, 오경보 확률, 그리고 F1 score를 도출하였다. 탐지 확률은 참값의 표적 개수 중에 표적 탐지기에 의해 정확히 분류된 표적의 개수

에 대한 비율이고, 오경보 확률은 표적 탐지기에 의해 추정된 표적의 개수 중에 표적이 아닌 개수의 비율이다. F1 score는 정밀도와 재현율의 조화 평균을 통해 구할 수 있다. 본 장에서 ‘탐지 확률’은 정밀도, ‘1 - 오경보 확률( $P_{fa}$ )’은 재현율과 같다. 성능 분석에 사용된 F1 score는 다음 식으로부터 계산할 수 있다.

$$F1\ Score = 2 \frac{P_d(1 - P_{fa})}{P_d + (1 - P_{fa})} \quad (2)$$

위 식에서  $P_d$ 와  $P_{fa}$ 는 탐지 확률과 오경보 확률을 의미한다.

탐지 확률 및 오경보 확률 계산을 위해 그룹 내에 최댓값의 거리 및 도플러 주파수 추정값과 라벨 데이터 내의 참값과의 셀 거리 오차가 1.5 셀 이하의 값을 가지는 탐지 결과를 올바른 표적 탐지로 판단하였다. 위의 조건에 해당하지 않는 그룹들은 표적 외의 요소에 의한 탐지로 간주하였으며 이는 오경보 확률 계산에 포함하였다.

일정 오경보 확률 탐지기와 제안하는 표적 탐지기의 성능 분석을 위한 평가 데이터 생성을 위해 훈련 데이터를 생성할 때와 같은 신호 수집 환경에서 DTV 신호를 새롭게 수집하였다. 수집한 DTV 신호에 -42 dB ~ -30 dB의 SINR을 가진 임의의 표적 신호를 최소 1 개에서 최대 3 개까지 합성하였고, 각 dB 마다 720개, 총 9,360 개의 거리-도플러 맵을 생성하였다. 상대적으로 크기가 작고 속도가 느린 드론의 위치정보를 추정하기 위하여 생성된 거리-도플러 맵은 약 15 m의 거리 축 간격과 약 1 Hz의 도플러 주파수 축 간격을 가진다.

그림 5는 일정 오경보 확률 탐지기와 U-Net 기반 표적 탐지기의 탐지 결과를 각 SINR 별 평균 탐지 확률, 평균 오경보 확률, 그리고 F1 score로 나타낸 것이다. 일정 오경보 확률 탐지기의 경우  $10^{-3}$ ,  $10^{-4}$ ,  $10^{-5}$ ,  $10^{-6}$ ,  $10^{-7}$ 의 일정 오경보 확률을 가지도록 문턱값을 조정한 탐지기들을 이용하여 성능 분석을 진행하였고, 모든 탐지기는 8 개의 보호 셀과 16 개의 기준 셀이 도플러 주파수 축으로 나열되어 있는 구조를 가진다.

그림 5의 (a)에서 볼 수 있듯이, 전체적으로 모든 표적 탐지기들이 SINR이 증가할수록 탐지확률이 높아졌고, 그중에서도 제안하는 표적 탐지기가 다른 표적 탐지기들에 비해 모든 SINR에서 탐지 확률이 가장 높게 나타나는 것을 볼 수 있다. 또한, 그림 5의 (b)에

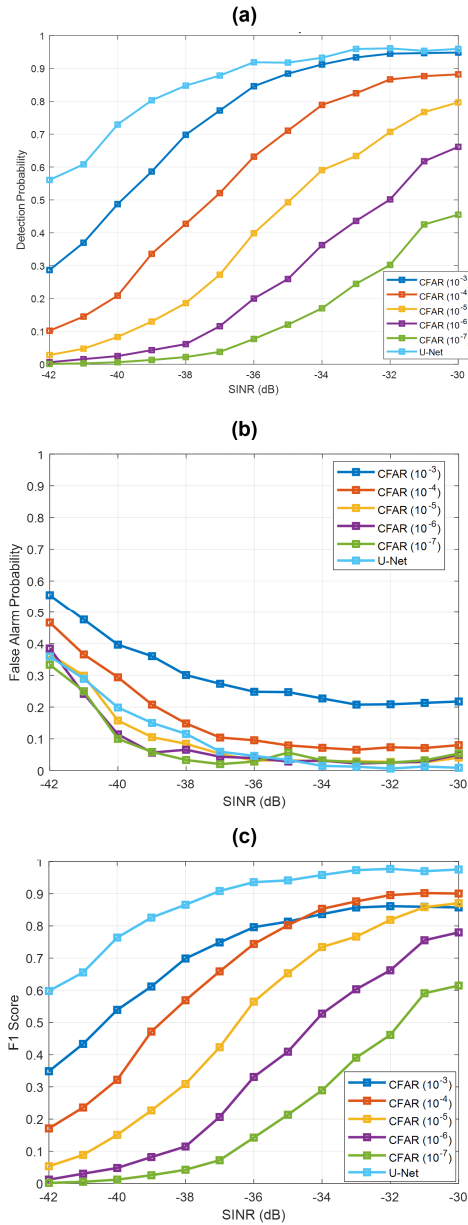


그림 5. 일정 오경보 확률 탐지기와 U-Net 기반 표적 탐지기의 성능 (a) 탐지확률, (b) 오경보 확률, (c) F1 score  
 Fig. 5. Comparison with constant false alarm rate detector and U-Net-based target detector (a) detection probability (b) false alarm probability (c) F1 score

서 제안하는 표적 탐지기의 오경보 확률이  $10^{-3}$ ,  $10^{-4}$ 의 일정 오경보 확률 탐지기에 비해 낮고, -34 dB 이상인 경우에는 모든 일정 오경보 확률 탐지기도 낮은 오경보 확률을 가짐을 알 수 있다. 탐지 확률과 오경보 확률을 통해 나타낸 탐지기 별 F1 score는

그림 5의 (c)에 나타나있다. 제안하는 표적 탐지기의 F1 score가 모든 일정 오경보 확률 탐지기보다 높게 나타났고, 특히 낮은 SINR에서 다른 탐지기들에 비해 우수한 성능을 보이는 것을 알 수 있다.

모의 실험이 아닌 실제 환경에서의 U-Net 기반 표적 탐지기와 일정 오경보 확률 탐지기의 성능 비교를 위해 실제 드론 측정 데이터를 대상으로 표적 탐지를 실시하였다. 실제 드론 측정 데이터 수집은 합성 데이터 생성을 위한 DTV 신호 수집 환경과 동일한 환경에서 실제 드론을 가동하여 신호를 수집하였다. 실험에 사용된 드론은 DJI사의 Inspire 2이고, 약 14 m/s의 속도로 비행하였다. 그림 6에서 볼 수 있듯이, 드론의 이동 경로는 수신 안테나 위를 지나면서 직선 왕복 경로로 움직였고, 드론이 A 지점을 지나 반환점 B를 거친 다음 다시 A 지점 지나가는 동안 수집한 데이터의 탐지 결과를 3 개의 서로 다른 오경보 확률을 가지는 일정 오경보 확률 탐지기와 U-Net 기반 표적 탐지기로 나누어 그림 7에 나타내었다. 드론이 A 지점을 지나 B 지점에 도착할 때는 표적의 도플러 주파수 값은 음수이고, 바이스태틱 거리 값은 점점 증가할 것이다. 반대로 B 지점에서 A 지점으로 돌아올 때는 도플러 주파수 값은 양수이고, 바이스태틱 거리 값은 점점 감소할 것을 예측할 수 있다. 따라서 거리-도플러 맵 상에 나타나는 누적 탐지 결과는 왼쪽으로 열려있는 포물선 형태로 그려질 것을 알 수 있다. 그림 7에서 제안하는 표적 탐지기와 일정 오경보 확률 탐지기의 탐지 결과 모두 예측된 포물선 형태로 경로가 그려진 것을 확인할 수 있다. 하지만 그림 7의 (a), (b), (c)에서 일부 지점에서 표적이 검출되지 않아 표적의 경로가 끊어져 있는 것을 확인할 수 있는 반면, (d)의 경우 높은 표적 탐지 확률을 가지고 있어서 표적 경로가

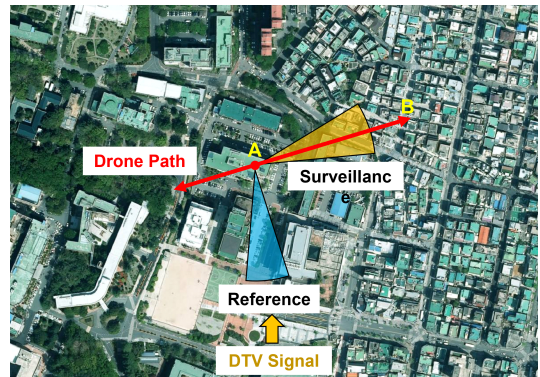


그림 6. DTV 기반 수동형 레이더의 드론 실측 환경  
 Fig. 6. Drone detection environment of DTV-based passive radar

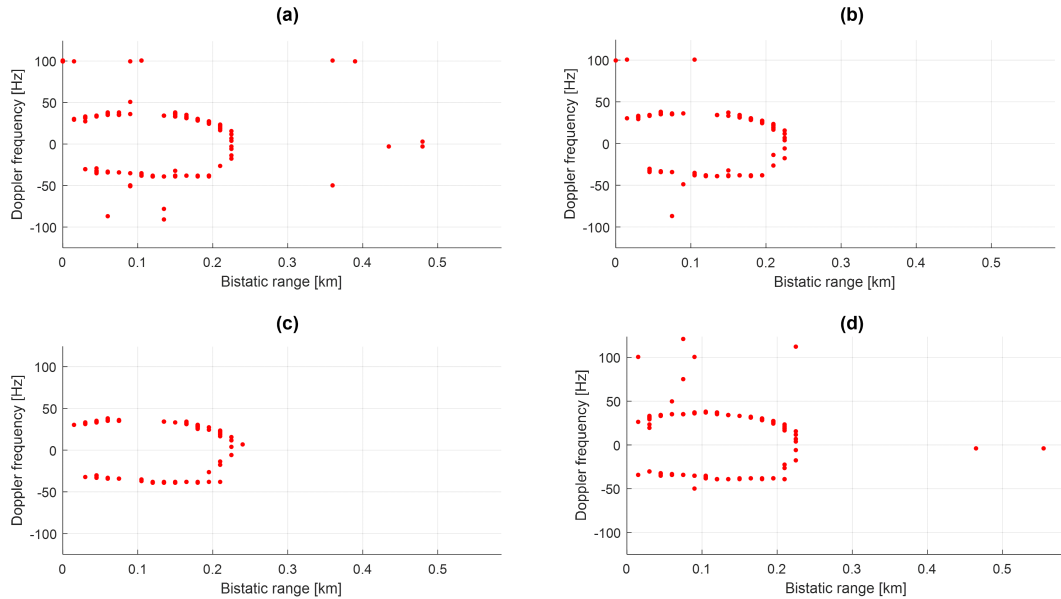


그림 7. 일정 오경보 확률 탐지기와 U-Net 기반 표적 탐지기의 실측 드론 데이터 탐지 결과 (a)  $P_{fa} = 10^{-4}$ , (b)  $P_{fa} = 10^{-5}$ , (c)  $P_{fa} = 10^{-6}$ , (d) U-Net  
 Fig. 7. Drone detection results of constant false alarm rate detector and U-Net-based target detector (a)  $P_{fa} = 10^{-4}$ , (b)  $P_{fa} = 10^{-5}$ , (c)  $P_{fa} = 10^{-6}$ , (d) U-Net

끊어지지 않는 것을 볼 수 있다. 오경보 확률의 관점에서 보았을 때, (a), (d), (b), (c)의 순서대로 오경보 개수가 줄어드는 것을 확인하였다. 이는 그림 6의 (b)에 나타난 각 탐지기 별 오경보 확률 그래프에서 낮은 SINR일 때의 오경보 확률 경향과 일치하는 것을 알 수 있다. 따라서 제안하는 표적 탐지기는 거리-도플러 맵 상에 나타나는 오경보 개수에 비해 상대적으로 높은 표적 탐지 성능을 가지는 것을 확인하였다.

### V. 결론

본 논문에서는 드론 탐지를 위한 DTV 기반 수동형 레이더에서 정확한 표적 탐지를 위해 U-Net을 활용한 표적 탐지기를 제안하였다. 레이더 탐지 분야에서 일반적으로 사용되는 일정 오경보 확률 탐지기와 제안하는 표적 탐지기와 성능 비교를 위해 합성 데이터를 이용하여 탐지 확률, 오경보 확률, 그리고 F1 score를 비교하였다. 그 결과, 제안하는 방법의 탐지 확률과 F1 score가 가장 높게 나타났고, 같은 SINR의 데이터에서 제안하는 탐지기가 평균적으로 낮은 오경보 확률을 가지는 것을 확인하였다. 또한 드론 실측 데이터를 이용한 탐지 결과를 통하여, 앞서 수행한 성능 분석 결과가 실측 데이터를 이용한 결과에서도 일관

된 경향을 나타내는 것을 확인하였다. 이는 단순히 테스트 셀 주변 성분들의 평균값을 통해 표적 유무를 판단하는 일정 오경보 확률 탐지기와는 달리, 제안하는 탐지 기법은 거리-도플러 맵의 영상화를 통하여 간섭 성분들의 분포를 학습한 후 이로부터 표적의 유무를 판단하는 특징에 기인한다. 따라서 제안하는 U-Net을 활용한 표적 탐지 기법은 기존의 일정 오경보 확률 탐지기의 탐지 성능보다 우수함을 보였고, 향후 인공지능을 이용한 표적 탐지기를 수동형 레이더 시스템에 효과적으로 적용할 수 있을 것이라 기대된다.

### References

[1] G. Fang, J. Yi, X. Wan, Y. Liu, and H. Ke, "Experimental research of multistatic passive radar with a single antenna for drone detection," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 33542-33551, Jun. 2018. (<https://doi.org/10.1109/access.2018.2844556>)  
 [2] Y. Liu, X. Wan, H. Tang, J. Yi, Y. Cheng, and X. Zhang, "Digital television based passive bistatic radar system for drone detection," *2017 IEEE Radar Conf.*, pp.

- 1493-1497, Seattle, WA, USA, Jun. 2017.  
(<https://doi.org/10.1109/radar.2017.7944443>)
- [3] G.-H. Park, S.-Y. Son, and H.-N. Kim, "Implementation of FM-broadcasting-based passive radar and analysis of target detection results," *J. KICS*, vol. 44, no. 6, pp. 1201-1209, Apr. 2019.  
(<https://doi.org/10.7840/kics.2019.44.6.1201>)
- [4] Y. Fu, X. Wan, X. Zhang, G. Fang, and J. Yi, "Side peak interference mitigation in FM-based passive radar via detection identification," *IEEE Trans. Aerospace and Electr. Syst.*, vol. 53, no. 2, pp. 778-788, Apr. 2017.  
(<https://doi.org/10.1109/taes.2017.2665079>)
- [5] J. E. Palmer, H. A. Harms, S. J. Searle, and L. Davis, "DVB-T passive radar signal processing," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 61, no. 8, pp. 2116-2126, Apr. 2013.  
(<https://doi.org/10.1109/tsp.2012.2236324>)
- [6] C. R. Berger, B. Demissie, J. Heckenbach, P. Willett, and S. Zhou, "Signal processing for passive radar using OFDM waveforms," *IEEE J. Sel. Topics in Sign. Process.*, vol. 4, no. 1, pp. 226-238, Feb. 2010.  
(<https://doi.org/10.1109/jstsp.2009.2038977>)
- [7] D. Mata-Moya, N. Rey-Maestre, P.-J. Gómez-del-Hoyo, J. Rosado-Sanz, and M.-P. Jarabo-Amores, "4D passive radar for drone detection and tracking," *2021 21st Int. Radar Symp.*, pp. 1-10, Berlin, Germany, Jul. 2021.  
(<https://doi.org/10.23919/irs51887.2021.9466190>)
- [8] A. A. Salah, R. S. A. Raja Abdullah, A. Ismail, F. Hashim, and N. H. Abdul Aziz, "Experimental study of LTE signals as illuminators of opportunity for passive bistatic radar applications," *Electronics Lett.*, vol. 50, no. 7, pp. 545-547, Mar. 2014.  
(<https://doi.org/10.1049/el.2014.0237>)
- [9] Z. Geng, R. Xu, and H. Deng, "LTE-based multistatic passive radar system for UAV detection," *IET Radar, Sonar & Navig.*, vol. 14, no. 7, pp. 1088-1097, Jul. 2020.  
(<https://doi.org/10.1049/iet-rsn.2019.0452>)
- [10] W. Li, R. J. Piechocki, K. Woodbridge, C. Tang, and K. Chetty, "Passive WiFi radar for human sensing using a stand-alone access point," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol. 59, no. 3, pp. 1986-1998, Mar. 2021.  
(<https://doi.org/10.1109/tgrs.2020.3006387>)
- [11] K. Chetty, G. E. Smith, and K. Woodbridge, "Through-the-wall sensing of personnel using passive bistatic WiFi radar at standoff distances," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol. 50, no. 4, pp. 1218-1226, Apr. 2012.  
(<https://doi.org/10.1109/tgrs.2011.2164411>)
- [12] T. Pető, L. Dudás, and R. Seller, "DVB-T based passive radar," *2014 24th Int. Conf. Radioelektronika*, pp. 1-4, Bratislava, Slovakia, Jun. 2014.  
(<https://doi.org/10.1109/radioelek.2014.6828433>)
- [13] William A. Holm, *Principles of Modern Radar*, Scitech Publishing INC, 2007.
- [14] G.-H. Park and H.-N. Kim, "Convolutional neural network-based target detection method for passive bistatic radar using FM broadcasting signals," *J. The IEIE*, vol. 57, no. 12, pp. 70-78, Dec. 2020.  
(<https://doi.org/10.5573/ieie.2020.57.12.70>)
- [15] W. Jiang, Y. Ren, Y. Liu, and J. Leng, "A method of radar target detection based on convolutional neural network," *Neural Computing Appl.*, vol. 33, no. 16, pp. 9835-9847, Aug. 2021.  
(<https://doi.org/10.1007/s00521-021-05753-w>)
- [16] O. Ronnerberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Springer, vol. 9351, pp. 234-241, May 2015.  
([https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4\\_28](https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28))
- [17] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," *Int. Conf. Learn. Representations*, pp. 1-13, California, USA, Jan. 2017.  
(<https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>)
- [18] M. Sokolova, N. Japkowicz, and S.

Szpakowicz, "Beyond Accuracy, F-Score and ROC: A family of discriminant measures for performance evaluation," *19th Australian Joint Conf. Artificial Intell.*, pp. 1015-1021, Hobart, Australia, Dec. 2006.  
([https://doi.org/10.1007/11941439\\_114](https://doi.org/10.1007/11941439_114))

**방 중 현 (Jong-Hyeon Bang)**



2021년 9월 : 부산대학교 전자공학과 학사 졸업  
2021년 9월~현재 : 부산대학교 전기전자공학과 석사과정  
<관심분야> 전자전·레이더 신호처리  
[ORCID:0000-0002-6108-4071]

**박 지 훈 (Ji-Hun Park)**



2020년 2월 : 부산대학교 전자공학과 학사 졸업  
2020년 9월~현재 : 부산대학교 전기전자공학부 석사과정  
<관심분야> 전자전·레이더 신호처리, 머신러닝

[ORCID:0000-0002-9793-9027]

**김 형 남 (Hyoung-Nam Kim)**



1993년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과 학사 졸업  
1995년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과 석사 졸업  
2000년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과 박사 졸업  
2000년 5월 : 포항공과대학교 전자컴퓨터공학부 박사후 연구원  
2000년 5월~2003년 2월 : 한국전자통신연구원 무선방송연구소 선임 연구원  
2003년 3월~2007년 2월 : 부산대학교 전자전기통신공학부 조교수  
2007년 3월~2012년 2월 : 부산대학교 전자전기통신공학부 부교수  
2009년 2월~2010년 2월 : Johns Hopkins Univ. Visiting Scholar  
2015년 9월~2016년 8월 : Univ. of Southampton Visiting Professor  
2012년~현재 : 부산대학교 전자공학과 교수  
<관심분야> 적응신호처리, 레이더 및 소나 신호처리, 머신러닝, 생체 신호처리  
[ORCID:0000-0003-3841-448X]

**박 도 현 (Do-Hyun Park)**



2019년 2월 : 부산대학교 전자공학과 학사 졸업  
2019년 3월~현재 : 부산대학교 전기전자공학과 석박통합과정  
<관심분야> 전자전·레이더 신호처리, 배열 신호처리, 딥러닝

[ORCID:0000-0001-9885-1564]