

# 수동형 레이더의 거리 해상도 향상을 위한 U-Net 기반 표적 탐지

박지훈, 박도현, 김형남\*

부산대학교

pos02112@pusan.ac.kr, dohpark@pusan.ac.kr \*hnmkim@pusan.ac.kr

## U-Net based Target Detection to Improve Range Resolution of a Passive Radar

Ji-Hun Park, Do-Hyun Park, Hyoung-Nam Kim\*

Pusan National Univ.

### 요약

수동형 바이스테틱 레이더는 상용 방송/통신 신호를 이용하여 고속으로 이동하는 표적의 거리 및 속도 정보를 추정하는 시스템이다. 본 논문에서는 디지털 텔레비전 신호 기반 수동형 바이스테틱 레이더를 이용하여 드론 탐지를 수행한다. 일반적으로 레이더 시스템에서는 거리-도플러 맵에서 표적을 탐지하기 위해 일정 오경보 확률 탐지기를 사용한다. 하지만, 일정 오경보 확률 탐지기의 특성상 낮은 오경보 확률에서 탐지된 표적의 바이스테틱 거리 해상도가 열악하다는 문제점이 있고, 이는 표적의 위치 정보 추정 결과의 신뢰도를 낮추는 원인이 된다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 의미론적 분할의 대표적인 구조인 U-Net 기반의 표적 탐지기를 제안하고, 모의실험을 통해 제안하는 기법의 바이스테틱 거리 해상도가 일정 오경보 확률 탐지기보다 우수함을 보인다.

### I. 서론

오늘날 드론의 활용 가능성에 많은 관심이 집중되고, 다양한 드론들이 여러 분야에서 사용되어지고 있다. 하지만, 불법 촬영이나 사위지 침범 등의 드론이 사회에 미치는 악영향 또한 늘어나고 있기에, 드론의 위치를 탐지하고 사전에 조치하는 것이 필요하다. 최근에는 직접적으로 전파를 방출하지 않고 표적을 탐지하는 수동형 바이스테틱 레이더를 이용한 드론 탐지 기법이 주목받고 있다. 수동형 바이스테틱 레이더는 주파수 변조, 디지털 텔레비전, Wi-Fi 등 상용 방송/통신 신호를 신호원으로 사용한다. 디지털 텔레비전 신호는 다른 신호에 비해 상대적으로 신호의 출력 세기가 높고 대역폭이 넓어서 드론 탐지에 적합한 신호원이다[1].

이러한 디지털 텔레비전 신호 기반 수동형 바이스테틱 레이더는 송신소로부터 직접 경로로 수신되는 기준 신호와 표적에 반사되어 들어오는 감시 신호로부터 교차 모호 함수를 유도하여 표적의 거리 및 속도 정보를 거리-도플러 맵 상에 첨점으로 나타낸다. 여기에 일정 오경보 확률 탐지기를 이용하여 표적을 탐지하고, 표적의 거리 및 속도 정보를 추정한다. 신호의 순시 대역폭이 변화함에 따라 표적의 거리 해상도가 변하기 때문에, 일정 오경보 확률 탐지기의 기준 셀은 도플러 축으로 배치를 하는 것이 일반적이다[2].

하지만, 일정 오경보 확률 탐지기는 도플러 주파수 축으로 배열된 기준 셀 성분을 이용하여 표적의 유무를 판단하기 때문에, 표적의 거리 축 해상도가 낮아지고, 결과의 신뢰도가 떨어진다는 문제점이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 의미론적 분할 기법에 합성 데이터를 학습 시킨 표적 탐지기를 제안한다. 제안하는 탐지기는 거리-도플러 맵 상의 표적 신호 성분 중 최댓값만 표적으로 판단하도록 학습시켜 표적의 거리 해상도를 높일 수 있다는 장점이 있다.

### II. 일정 오경보 확률 탐지기

일정 오경보 확률 탐지기는 테스트 셀 주변 성분들의 평균값을 이용하여 문턱값을 설정하고, 이를 기준으로 표적의 유무를 판단하는 탐지기이다 [3]. 오경보 확률은 일정하게 유지하면서 효율적으로 표적 탐지가 가능하기 때문에 일반적으로 레이더 시스템에 많이 사용된다. 표적이 존재하는 셀을 탐지할 때, 기준 셀에 신호의 성분이 포함될 수 있기 때문에 보호 셀을 두어 신호 성분에 의해 문턱값이 높아지는 것을 방지할 수 있다. 하지만 보호 셀의 수를 너무 많이 설정하게 되면 테스트 셀과 기준 셀의 거리가 너무 멀어지기 때문에 교차 모호 함수의 결과에 따라 적당한 셀 크기를 조절할 필요가 있다.

### III. 의미론적 분할

의미론적 분할은 이미지를 각 픽셀 단위로 클래스를 분류하는 방법으로, 컴퓨터 비전 분야에서 많이 사용되어진다. 각 픽셀마다 라벨을 설정한 훈련 데이터를 심층 신경망을 이용하여 학습하여 이미지 내의 사물들을 서로 분류할 수 있게 한다. 본 논문에서는 디지털 텔레비전 신호에 표적 신호를 합성하여 만든 거리-도플러 맵에 표적과 잡음 두 개의 클래스를 라벨로 설정하여 학습하였다. 학습에는 의미론적 분할에 많이 사용되는 U-Net 신경망을 사용하였다. U-Net은 이미지를 압축하여 특정 맵을 추출하는 인코더 부분과 사용자가 원하는 분류 결과를 보여주는 디코더 부분이 존재한다[4].

표적이 존재하는 거리-도플러 맵이 U-Net의 인코더 및 디코더 부분을 거치면 표적 클래스에 대한 스코어 맵이 결과로 나오게 된다. 이 스코어 맵은 거리-도플러 맵 상에 각 픽셀이 표적일 확률을 나타내고, 이에 문턱값을 설정하여 문턱값보다 높으면 표적으로 판단한다. 낮은 문턱값을

적용하면 오탐지가 많아지고 반대로 높은 문턱값을 적용하면 표적 탐지가 안될 수 있다. 이는 일정 오탐지 확률 탐지기에서 오탐지 확률을 설정하는 것과 비슷한 역할을 한다.

#### IV. 모의실험

본 장에서는 모의실험을 통하여 일정 오경보 확률 탐지기와 제안하는 의미론적 분할 기법 기반 표적 탐지기를 통해 탐지된 표적 신호의 거리 해상도를 비교한다. 실험에 사용된 일정 오경보 확률 탐지기는 기준 셀과 보호 셀이 각각 8 개와 16 개로 이루어져 있고, 도플러 주파수 축의 방향으로 셀을 배치하였다. U-Net 기반 표적 탐지기는 디지털 텔레비전 신호에 -40에서 -30 dB의 표적 신호를 랜덤 배치하여 생성한 거리-도플러 맵 약 10,000 개를 학습하였고, 학습률은  $10^{-3}$ 에서 2 세대마다 0.2 배 감소시켜서 총 40 세대를 학습하였다.

모의실험 데이터는 디지털 텔레비전 신호에 -20 dB의 표적 신호를 합성하여 생성한 거리-도플러 맵 720 개를 사용하였고, 거리 축 간격은 약 15 m이다. 그림 1에서 생성된 거리-도플러 맵과 일정 오경보 확률 탐지기 및 제안하는 표적 탐지기에 의해 탐지된 결과를 확인할 수 있고, 제안하는 표적 탐지기의 탐지 결과는 스코어 맵에 0.5의 문턱값을 적용한 것이다.

그림 2는 생성된 720 개의 거리-도플러 맵에서 일정 오경보 확률 탐지기와 제안하는 표적 탐지기가 표적을 탐지하였을 때 표적의 바이스태틱 거리 폭의 평균값을 계산한 것이다. 일정 오경보 확률 탐지기는 각각  $10^{-3}$ ,  $10^{-4}$ ,  $10^{-5}$ ,  $10^{-6}$ ,  $10^{-7}$ 의 오경보 확률을 적용하였고, U-Net 기반 표적 탐지기는 스코어 맵에 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9의 문턱값을 적용한 결과이다. 그림 2에서도 확인할 수 있듯이, 제안하는 표적 탐지기가 일정 오경보 확률 탐지기에 비해 탐지된 표적의 바이스태틱 거리 폭이 좁은 것을 알 수 있다. 또한, 일정 오경보 확률 탐지기는 오경보 확률이 낮아짐에 따라 거리 폭이 좁아지는 반면, 제안하는 표적 탐지기는 문턱값이 낮아짐에도 불구하고 거리 폭은 약 15 m로 일정한 것을 확인할 수 있다.

#### V. 결론

본 논문은 거리-도플러 맵 상의 표적 탐지에서 탐지된 표적의 높은 거리 해상도를 얻기 위해 U-Net 기반의 표적 탐지기를 제안하고, 모의실험을 통하여 일정 오경보 확률 탐지기의 표적의 바이스태틱 거리 폭과 비교하였다. 도플러 주파수 축으로 배열된 일정 오경보 확률 탐지기는 표적 탐지 성능은 준수하나 표적의 거리 해상도가 낮아 정확한 위치를 추정하기 어렵다는 단점이 있다. 하지만 제안하는 표적 탐지기는 문턱값이 변해도 일정한 높은 거리 해상도를 유지하기 때문에 표적의 정확한 위치를 추정하는 데 우수한 성능을 지니고 있다. 향후에는 다수의 표적이 존재하는 상황에서 표적 탐지 성능 및 거리 해상도를 유지하는 표적 탐지기 연구를 수행할 예정이다.

#### ACKNOWLEDGMENT

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

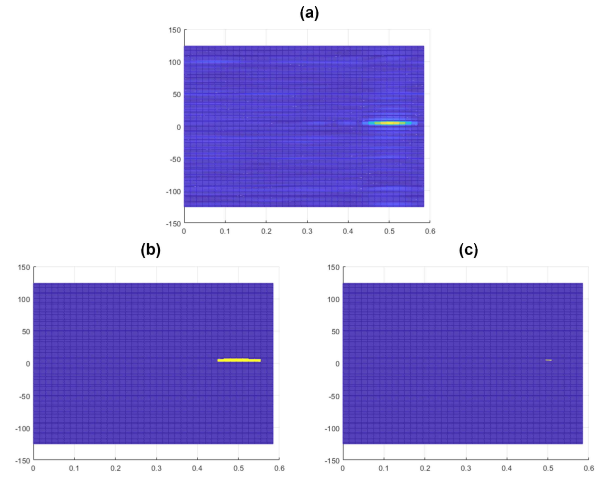


그림 1. (a) 모의실험에 사용된 거리-도플러 맵, (b) 일정 오경보 확률 탐지기를 적용한 결과, (c) 제안하는 표적 탐지기를 적용한 결과

(a)

오탐지 확률	$10^{-3}$	$10^{-4}$	$10^{-5}$	$10^{-6}$	$10^{-7}$
바이스태틱 거리 폭(m)	127.26	123.4	115.01	106.59	86.46

(b)

문턱 값	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
바이스태틱 거리 폭(m)	15.49	15.43	15.43	15.36	15.15

그림 2. (a) 일정 오경보 확률 탐지기의 오탐지 확률 별 표적의 바이스태틱 거리 폭, (b) 제안하는 표적 탐지기의 문턱값 별 표적의 바이스태틱 거리 폭

#### 참고 문헌

- [1] 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 Conference (RadarConf)*, 2017, pp. 1493-1497
- [2] S. Paine, D. W. O'Hagan, M. Ingg, C. Schüpbach and U. Böniger, "Evaluating the Performance of FM-Based PCL Radar in the Presence of Jamming," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 55, no. 2, pp. 631-643, April 2019
- [3] W. A. Holm, *Principles of Modern Radarm*, Raleigh, NC, USA: Scitech Publishing, Inc., 2007.
- [4] E. Shelhamer, J. Long and T. Darrell, "Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, no. 4, pp. 640-651, April 2017.