

# 거리-도플러 맵과 스펙트로그램 영상 융합을 이용한 조류 및 드론 분류

손승민\*<sup>1</sup>, 양원빈\*<sup>2</sup>, 김세진\*\*<sup>1</sup>, 조수현\*\*\*<sup>1</sup>, 최인식\*\*\*\*<sup>1</sup>

## Bird and Drone Classification using Image Fusion of Range-Doppler Map and Spectrogram

Seungmin Son\*<sup>1</sup>, Wonbin Yang\*<sup>2</sup>, Sejin Kim\*\*<sup>1</sup>, Soohyun Jo\*\*\*<sup>1</sup>, and In-Sik Choi\*\*\*\*<sup>1</sup>

본 결과물은 2026년도 교육부 및 대전광역시의 재원으로 대전 RISE센터의 지원을 받아 수행된 지역혁신중심 대학지원체계(RISE)의 결과입니다(2026-RISE-06-013). 또한, 본 결과물은 한남대학교 위성활용융합연구소의 지원을 받아 수행된 결과입니다. 본 연구는 대전광역시의 『2026년도 우주산업 혁신 기반 조성사업-대학&기업 연계 우주산업 공동 프로젝트』 지원으로 연구되었습니다.

### 요약

본 논문에서는 계단 주파수 레이더 시스템을 이용하여 드론과 조류를 분류하는 기법을 제안한다. 소형 무인 항공기(UAV)와 조류는 레이더 단면적(RCS)과 비행 속도가 유사하여, 기존의 레이더 변수만으로는 식별하기 어렵다는 문제가 있다. 그러나 드론의 프로펠러 회전과 조류의 날개짓이라는 상이한 미세 움직임은 서로 다른 마이크로 도플러 신호를 발생시킨다. 본 연구에서는 이러한 특징을 활용하기 위해 거리-도플러 맵과 스펙트로그램(Spectrogram) 두 종류의 특징 맵을 생성한다. 또한, R-D 맵의 공간 정보와 스펙트로그램의 시간-주파수 정보를 결합하는 딥러닝 기반의 영상 융합(Image fusion) 프레임워크를 제안한다. 시뮬레이션 결과, 제안하는 이미지 융합 기법이 조류와 드론의 구분 정확도와 강건성 측면에서 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

### Abstract

This paper proposes a method for discriminating drones and birds using a stepped-frequency radar. Small Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) and birds exhibit similar Radar Cross Section (RCS) characteristics and flight velocities, making it difficult to distinguish between them using conventional radar features alone. However, the distinct micro-motions of drone propeller rotation and bird wing flapping generate different micro-Doppler signatures. To exploit these characteristics, two types of feature maps are generated: a Range-Doppler (R-D) map and a micro-Doppler spectrogram. Furthermore, a deep learning-based image fusion framework is proposed to combine the spatial information of the R-D map with the time-frequency information of the spectrogram. Simulation results demonstrate that the proposed approach achieves superior classification accuracy and robustness.

### Keywords

range-doppler map, spectrogram, drone, bird, classification, image fusion

\* 광주과학기술원 전기전자컴퓨터공학과 석사과정

- ORCID<sup>1</sup>: <https://orcid.org/0009-0006-2918-4060>

- ORCID<sup>2</sup>: <https://orcid.org/0009-0000-2728-9308>

\*\* 한남대학교 전기전자공학과 학부과정

- ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-6574-2000>

\*\*\* 국가보안기술연구소 사이버안보훈련센터 선임연구원

- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1828-2814>

\*\*\*\* 한남대학교 전기전자공학과 교수(교신저자)

- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8210-0843>

• Received: Mar. 12, 2026, Revised: Apr. 22, 2026, Accepted: Apr. 25, 2026

• Corresponding Author: In-Sik Choi

Dept. of Electrical and Electronic Eng., Hannam University, 70 Hannam-ro, Daeduk-gu, Daejeon, 34430, Korea

Tel.: +82-42-629-8568, Email: [recog@hnu.kr](mailto:recog@hnu.kr)

## I. 서론

드론 산업의 발전으로 공항 및 군사 시설 등 중요 보안 구역에서 불법 드론 침입 위협이 증가하고 있으며, 이에 따라 드론 탐지 시스템에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다[1][2]. 조류와 소형 드론은 유사한 레이더 반사 단면적(RCS, Radar Cross Section) 분포와 도플러 특성을 나타내어, 단일 특성에 기반한 기존 분류 방식으로는 두 표적을 효과적으로 구분하는 데 한계가 있다[3]-[5]. 이러한 신호 특성의 중첩은 표적 오인식을 유발하는 주된 원인이 되며, 이는 실제 운용 환경에서 드론 위협에 대한 대응 지연을 초래할 수 있다. 결과적으로 조류 충돌과 같은 항공 안전 위험을 증가시킬 수 있으므로, 더욱 정밀한 표적 분류를 위한 레이더 특성융합 기반의 표적 식별 시스템이 요구된다[6].

기존의 표적 식별 연구들은 주로 시간-주파수 영역의 스펙트로그램(Spectrogram) 또는 거리-속도 영역의 거리-도플러 맵(R-D map, Range-Doppler map) 중 단일 도메인 영상만을 이용하여 분류를 수행하였다[7]-[10].

하지만 이러한 단일 특징 기반의 접근 방식은 레이더의 실제 측정 환경이나 시스템의 성능 변수에 따라 구분능이 달라질 수 있다는 한계를 갖는다. 즉, 운용 환경에 따라 최적의 식별 정보를 제공하는 도메인이 유동적으로 변할 수 있다.

따라서 환경 변화에 영향을 받지 않는 안정적인 분류 성능을 확보하기 위해서는, 두 가지 영상을 동시에 사용하여 각 도메인의 한계를 상호 보완하고 타겟의 고유한 특징을 구분하는 영상 융합 기법이 필수적이다.

따라서 본 논문에서는 계단 주파수 레이더 시스템을 기반으로 R-D 맵의 거리 정보와 스펙트로그램 영상을 융합하여 드론과 조류를 정밀하게 식별하는 기법을 제안한다. 이를 검증하기 위해 로드리게스 회전 공식(Rodrigues rotation formula)을 적용한 정밀 드론 모델과 관절 운동을 묘사한 조류 모델을 구축하여 시뮬레이션을 수행하였다[11].

최종적으로 생성된 데이터를 딥러닝 기반 분류기에 적용하여, 단일 특징만을 사용하는 기존 기법 대

비 제안하는 영상 융합 기법의 분류 성능 향상을 입증하고자 한다.

## II. 시스템 모델 및 신호 처리

### 2.1 계단 주파수 레이더 신호 모델

계단 주파수 레이더는 고해상도 거리 정보를 합성하기 위해 계단적으로 증가하는 주파수를 가진  $N$ 개의 펄스로 구성된 버스트(Burst)를 송신한다.  $m$  번째 스윕(Sweep) 내에  $n$  번째 단계의 송신 주파수는 식 (1)과 같이 정의된다[12].

$$f_n = f_0 + n\Delta f, \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

식 (1)에서  $f_0$ 는 시작 주파수,  $\Delta f$ 는 주파수 증분,  $N$ 는 총 주파수 증분 수를 의미한다. 거리  $R(t_{m,n})$ 에 위치한 표적 반사 신호는 식 (2)와 같이 표현된다[12].

$$y(m,n) = A \cdot \exp(-j4\pi \frac{f_n}{c} R(t_{m,n})) + w(m,n) \quad (2)$$

식 (2)에서  $A$ 는 수신 신호 크기(RCS),  $c$ 는 광속,  $w(m,n)$ 는 가산 백색 가우시안 잡음(AWGN, Additive White Gaussian Noise)을 나타낸다.

### 2.2 드론 움직임 모델

그림 1은 드론 모델링의 형상이다. 드론은 3개의 날개(Blade)와 몸통, 총 4개의 산란점을 갖는 회전의 시스템으로 모델링 된다. 회전하는 블레이드에 의해 발생하는 위상 변화를 정밀하게 구현하기 위해, 본 연구에서는 로드리게스 회전 공식을 적용한다[11]. 블레이드 상의 산란점 초기 위치 벡터를  $\mathbf{P}_0$ , 회전 축의 단위 벡터를  $\boldsymbol{\omega}$ 라고 하자. 시간  $t$ 에서의 산란점 위치  $\mathbf{P}(t)$ 는 회전 행렬  $\mathbf{R}_{\text{rot}}(t)$ 를 적용하여 식 (3)과 같이 계산한다.

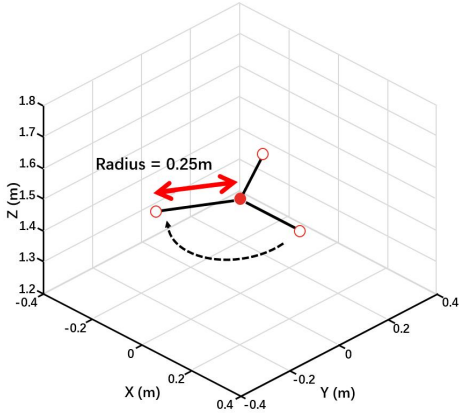


그림 1. 드론 모델링 형상  
Fig. 1. Drone modeling

$$\mathbf{P}(t) = \mathbf{R}_{\text{rot}}(t)\mathbf{P}_0 + \mathbf{P}_{\text{center}}(t) \quad (3)$$

여기서  $\mathbf{P}_{\text{center}}(t)$ 는 드론 몸체의 이동 벡터이다. 또한, 드론의 블레이드가 각속도  $\Omega$ 로 일정하게 회전한다고 가정할 때, 시간  $t$ 에 따른 회전각  $\theta(t) = \Omega t$ 로 정의된다. 이에 대한 로드리게스 회전 행렬  $\mathbf{R}_{\text{rot}}(t)$ 는 식 (4)와 같이 표현된다.

$$\mathbf{R}_{\text{rot}}(t) = \mathbf{I} + \hat{\boldsymbol{\omega}}' \sin\theta(t) + \hat{\boldsymbol{\omega}}'^2 (1 - \cos\theta(t)) \quad (4)$$

식 (4)에서  $\mathbf{I}$ 는 단위 행렬(Identity matrix)이며,  $\hat{\boldsymbol{\omega}}'$ 는 회전축 벡터  $\hat{\boldsymbol{\omega}} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$ 의 반대칭 행렬(Skew-symmetric matrix)로 식 (5)와 같이 정의된다.

$$\hat{\boldsymbol{\omega}}' = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서 반대칭 행렬  $\hat{\boldsymbol{\omega}}'$ 는 회전축 벡터와의 외적연산을 선형 대수적인 행렬 곱셈 형태로 변환하기 위해 도입하여 블레이드 팁의 복잡한 3차원 궤적을 정밀하게 모델링 했다[11].

또한, 블레이드에서 발생하는 최대 도플러 주파수는 식 (6)과 같이 구할 수 있다.

$$f_{D,\text{max}}^{\text{drone}} = \frac{4\pi L_b f_{\text{rot}} \sin\psi}{\lambda} \quad (6)$$

식 (6)에서  $L_b$ 는 블레이드의 길이,  $f_{\text{rot}}$ 는 블레이

드의 회전주파수  $\lambda$ 는 레이더의 중심 주파수에 해당하는 파장,  $\psi$ 는 레이더가 표적을 바라보는 고각이다.

## 2.3 조류 움직임 모델링

그림 2는 조류 모델링의 형상이다. 조류 표적은 몸통 하나와 좌우 날개로 이루어진 총 3개의 산란점으로 모델링하였다. 조류의 움직임은 몸통 산란점을 기준으로 한 날개 산란점의 주기적인 수직 왕복 운동으로 가정하였으며, 시간  $t$ 에 따라 변하는 날개짓 높이는 식 (7)과 같다.

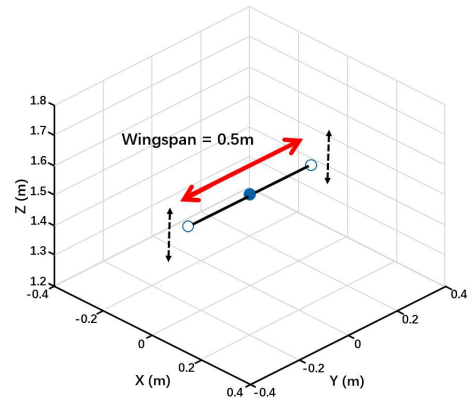


그림 2. 조류 모델링 형상  
Fig. 2. Bird modeling

$$z_{\text{wing}}(t) = A_{\text{flap}} \sin(2\pi f_{\text{flap}} t + \phi_0) \quad (7)$$

식 (7)에서  $A_{\text{flap}}$ 는 날개짓 진폭,  $f_{\text{flap}}$ 은 날개짓 주파수,  $\phi_0$ 는 날개의 랜덤 초기 위상이다.

조류의 날개짓 의한 최대 도플러 주파수는 식 (8)과 같이 정의하였다.

$$f_{D,\text{max}}^{\text{bird}} = \frac{4\pi A_{\text{flap}} f_{\text{flap}} \sin\psi}{\lambda} \quad (8)$$

## III. 제안하는 분류 시스템

### 3.1 신호처리 과정

수신된 레이더 원시 데이터(Raw data)는 딥러닝 모델의 학습 및 추론을 위해 2차원 영상 형태의 특성 맵(Feature map)으로 변환된다. 본 연구에서 제안하는 신호 처리 과정은 그림 3과 같다.

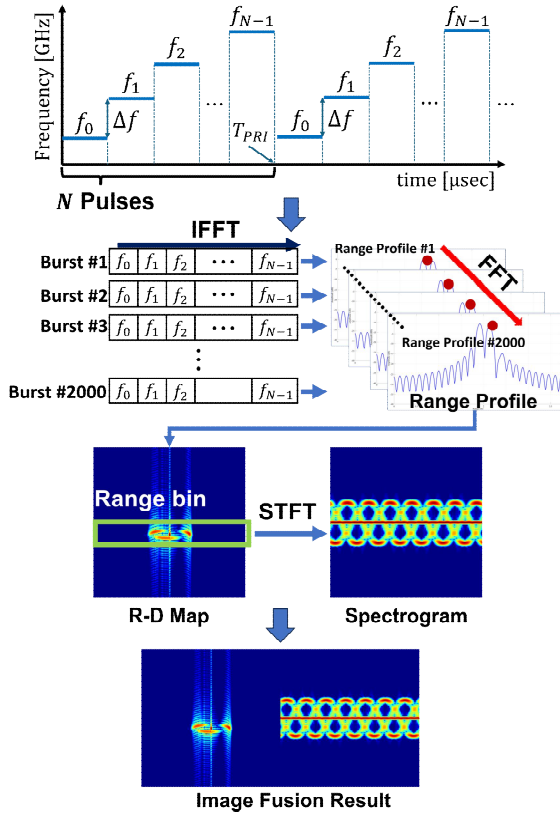


그림 3. 계단 주파수 레이더 신호 처리 및 영상 융합 과정  
 Fig. 3. Stepped frequency radar signal processing and image fusion process

첫째, R-D 맵은 수신된 버스트 신호의 주파수 스텝 축( $n$ )에 대해 IFFT(Inverse Fast Fourier Transform)를 수행하여 거리 프로파일(Range profile)을 획득한 후, 스윙 인덱스 축( $m$ )으로 FFT(Fast Fourier Transform)를 수행하여 생성된다.

둘째, 스펙트로그램은 R-D 맵 생성 과정에서 표적의 신호 세기가 가장 강한 거리 셀(Range bin)을 추출한 뒤, STFT(Short-Time Fourier Transform)를 적용하여 생성한다. STFT의 윈도우는 Hamming 윈도우를 사용하고, 윈도우의 길이는 128로 설정하였다. 이를 통해 표적의 미세 도플러에 따른 시간-주파수 영역의 변화를 분석한다.

CNN 학습을 위해 생성된 R-D 맵과 스펙트로그램은 각각  $256 \times 256$  픽셀 크기의 이미지로 리사이징 과정을 거친다. 이후 그림 3의 영상 융합 결과와 같이 두 이미지를 수평 방향으로 결합하여, 최종적으로  $256 \times 512$  크기를 갖는 단일 융합 이미지를 생성한다. 이는 식 (9)와 같이 표현된다.

$$\mathbf{X}_{\text{fusion}} = [\mathbf{I}_{\text{RD map}} \parallel \mathbf{I}_{\text{spectrogram}}] \quad (9)$$

## IV. 시뮬레이션 결과 및 분석

### 4.1 시뮬레이션 환경

본 논문의 시뮬레이션에 사용된 파라미터는 표 1과 같으며, 데이터 생성 및 표적 구분 시뮬레이션은 모두 매트랩을 사용하였다.

표 1. 시뮬레이션 파라미터  
 Table 1. Simulation parameter

Parameter	Value	Unit
Center freq. ( $f_c$ )	10.5	GHz
Bandwidth	1.0	GHz
Freq. step ( $\Delta f$ )	15.87	MHz
Pulse repetition freq.(PRF)	4.0	kHz
Pulses per burst ( $N$ )	64	-
# of burst	2000	-
Rotor speed ( $f_{\text{rot}}$ )	5	Hz
Blade length ( $L_b$ )	0.25	m
Flapping freq. ( $f_{\text{flap}}$ )	5	Hz
Wing amplitude ( $A_{\text{flap}}$ )	0.3	m
RCS of scatterer ( $A$ )	1	$m^2$

레이더와 표적의 높이는 각각 0.5 [m]와 1.5 [m]로 설정하여, 레이더가 표적을 하부에서 올려다보는 구조를 갖도록 하였다. 학습 데이터의 다양성 확보를 위해 표적 거리는 2 [m]에서 9 [m]까지 1 [m] 간격으로 가변하였으며, 각 거리당 60회씩 수집하여 총 960장의 데이터셋을 생성하였다. 또한, 표적 고유의 미세 도플러 특징을 명확히 반영하기 위해 학습 데이터셋은 잡음이 없는 환경에서 생성하였다.

### 4.2 특징 맵 분석

4.1절의 파라미터들을 이용하여 시뮬레이션한 결과로 생성된 드론과 조류의 R-D 맵 비교 결과는 그림 4와 같다.

그림 4(a)에서 드론의 도플러 성분의 크기는 블레이드의 회전 속도와 길이에 의해 결정되는 끝단의 접선 속도에 해당하며, 몸통의 중심 속도를 기준으

로 약  $\pm 8$  m/s 범위까지 도플러 주파수가 분포하는 것을 확인할 수 있다.

반면, 그림 4(b)에서 조류는 드론과 달리 음(-)의 도플러 속도 성분이 뚜렷하게 관찰된다. 이는 날갯짓 주기 중 날개가 위로 올라가는 상승 운동 시, 날개 표면이 하부의 레이더로부터 멀어지는 방향으로 이동함에 따라 음의 도플러 성분이 발생하기 때문이다. 이처럼 조류는 날갯짓의 순간적인 동작에 따라 양(+) 또는 음의 편향된 도플러 특성을 보이게 된다.

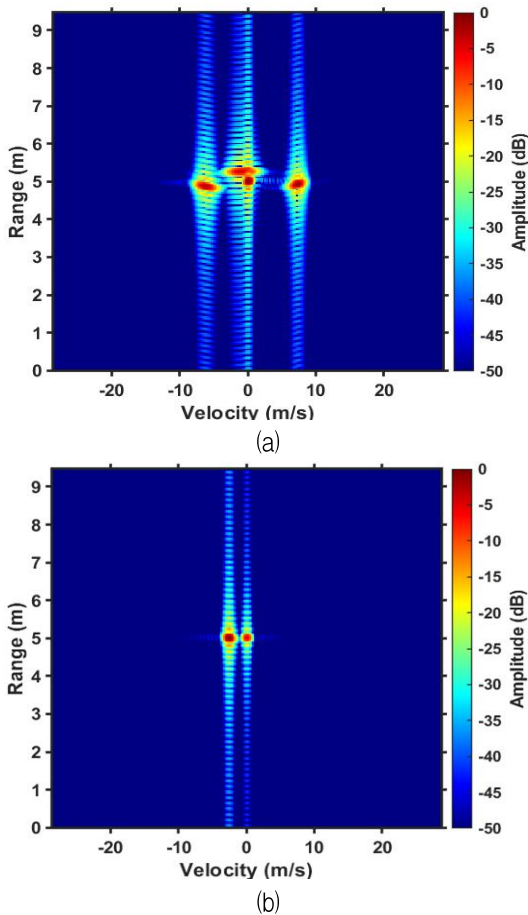


그림 4. 표적거리 5 m 에서의 (a)드론과 (b)조류의 거리-도플러(R-D) 맵 비교  
 Fig. 4. Comparison of Range-Doppler (R-D) maps for (a) drone and (b) bird at a target range of 5 m

그림 5는 드론과 조류의 마이크로 도플러 스펙트로그램을 비교한 것이다.

그림 5(a)에서 드론의 경우, 3개의 회전 블레이드가  $120^\circ$  간격으로 배치되어 회전함에 따라, 위상이 서로 다른 3개의 사인파(Sine wave)가 서로 교차하는 패턴이 관찰된다. 각 블레이드 끝단의 산란점이 연속

적인 회전 운동을 하며 서로 다른 시점에 최대/최소 도플러 속도를 가지기 때문에 나타나는 현상이다.

반면, 그림 5(b)에서 조류는 드론의 복잡한 다중 파형과 달리, 단일한 사인파 형태의 단순하고 굵은 곡선 패턴을 보인다. 이는 좌우 날개가 동기화되어 동시에 위아래로 움직이는 특성상, 주요 산란점들이 유사한 위상 변화를 보이기 때문이다. 결과적으로 드론의 다중 교차 패턴과 조류의 단일 곡선 패턴은 두 표적을 구분하는 결정적인 특징이다.

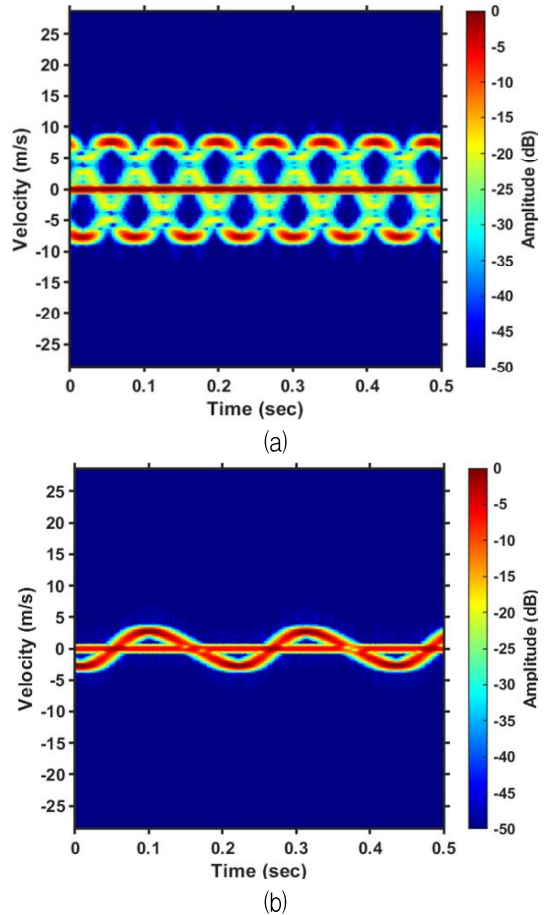


그림 5. 표적거리 5 m 에서의 (a)드론과 (b)조류의 마이크로 도플러 스펙트로그램 비교  
 Fig. 5. Comparison of micro-Doppler spectrograms for (a) drone and (b) bird at a target range of 5 m

그림 4와 5는 데이터의 분포를 확인하기 위해 축을 포함하여 나타내었으나, 실제 CNN 모델의 학습 및 추론 과정에서는 드론과 조류의 단일 R-D 맵과 스펙트로그램 모두 축 정보가 제거된 상태로 입력된다.

그림 6은 잡음을 추가하여 SNR이 5 dB일 때, 표적 거리 5 m 환경에서 생성된 드론(a)과 조류(b)의 최종 영상 융합 결과를 보여준다. 앞서 분석한 R-D 맵과 스펙트로그램은 각각 256×256 픽셀 크기로 정규화된 후 수평 방향으로 결합하여, 최종적으로 256×512 픽셀 크기를 갖는 하나의 입력 데이터로 재구성하였다.

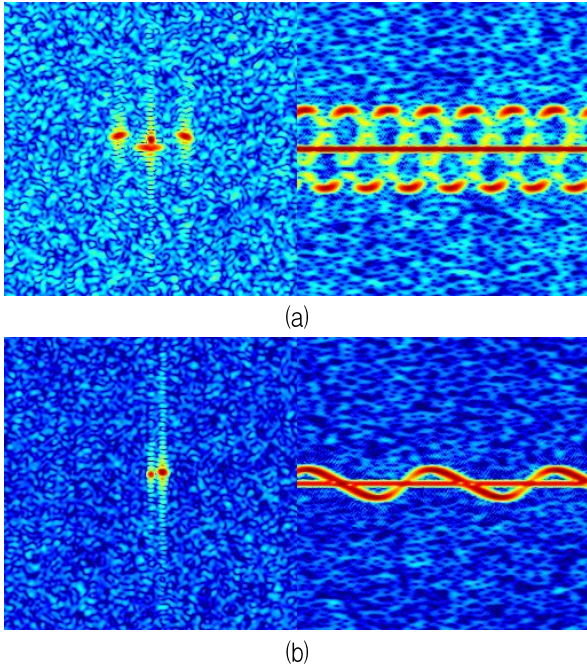


그림 6. 표적거리 5 m 에서의 (a)드론과 (b)조류의 제안하는 영상 융합 결과 비교 (SNR=5 dB)  
 Fig. 6. Comparison of the proposed fused images for (a)drone and (b)bird at a target range of 5 m (SNR=5 dB)

### 4.3 분류 성능 평가

분류 성능의 통계적 신뢰성을 확보하기 위해 총 20회의 몬테카를로 시뮬레이션(Monte Carlo simulation)을 수행하였다. 데이터셋 분할은 각각 두 개의 서로 다른 높이와 9개의 거리 단계마다 수집된 60장의 샘플 중, 무작위로 선정된 50장을 학습 데이터(Training set)로, 나머지 10장을 테스트 데이터(Test set)로 할당하는 방식으로 진행되었다. 총 20회의 반복 실험을 통해 산출된 평균 정확도와 표준편차를 기반으로 제안 기법의 성능을 검증하였다.

표 2의 결과와 같이, R-D 맵을 단독으로 사용했을 때보다 두 정보를 융합했을 때 분류 정확도가

모든 SNR에서 향상된 것을 알 수 있다. 특히 잡음이 심한 SNR 5dB 환경에서도 융합 기법은 단일 기법 대비 약 47.26% 향상된 성능을 보였다. 이는 R-D 맵의 거리-속도 정보와 스펙트로그램의 시간-속도 정보가 상호 보완적으로 작용하여, 잡음 환경에서도 모델의 예측 안정성을 크게 향상시켰음을 의미한다.

표 2. SNR 환경 변화에 따른 입력 데이터 별 분류 정확도 평균(표준편차) 비교

Table 2. Comparison of classification accuracy mean(std) according to SNR variations

SNR	R-D map	Image fusion
5 dB	51.37%(0.8%)	98.63%(0.63%)
7 dB	70.96%(3.98%)	100%(0%)
9 dB	92.58%(2.02%)	100%(0%)

## V. 결 론

본 논문에서는 유사한 비행 특성을 가진 드론과 조류를 식별하기 위해 계단 주파수 레이더 기반의 영상 융합 분류 기법을 제안하였다. 로드리게스 회전 공식과 관절 운동 모델링을 통해 정밀한 시뮬레이션 데이터를 생성하였으며, 거리-도플러 맵과 마이크로 도플러 스펙트로그램을 결합하여 CNN 모델에 적용하였다. 시뮬레이션 결과, 제안하는 융합 기법이 단일 특징을 사용하는 경우보다 높은 분류 정확도를 달성함을 확인하였다. 앞으로는 실제 레이더 측정시스템을 통하여 데이터를 수집하여 제안하는 기법의 타당성을 추가적으로 검증할 계획이다.

## Acknowledgment

본 논문은 2025년도 한국정보기술학회 추계종합학술대회에서 발표한 논문(거리-도플러 맵을 이용한 조류 및 드론 분류를 위한 바이스테틱 레이더 시스템 [10])을 확장한 것임.

## References

[1] H. Dong, J. Liu, C. Wang, H. Cao, C. Shen, and J. Tang, "Drone Detection Method Based on the

- Time-Frequency Complementary Enhancement Model", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 72, pp. 1-12, Oct. 2023. <https://doi.org/10.1109/TIM.2023.3328072>.
- [2] K. K. Akash and U. Kuppusamy, "Drone Detection Using YOLOv5 With GhostNet Backbone and Adaptive Fourier Neural Operator (AFNO 2D)", IEEE Access, Vol. 13, pp. 126874-126885, Feb. 2025. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3589102>.
- [3] J. Gong, J. Yan, D. Li, D. Kong, and H. Hu, "Interference of Radar Detection of Drones by Birds", Progress In Electromagnetics Research M, Vol. 81, pp. 1-11, May 2019. <https://doi.org/10.2528/PIERM19020505>.
- [4] J. Park, J. Park, D.-H. Kim, and S.-J. Lee, "Efficient Classification of Birds and Drones Considering Real Observation Scenarios", Journal of Electromagnetic Engineering and Science, Vol. 21, No. 4, pp. 325-334, Sep. 2021. <https://doi.org/10.26866/jees.2021.4.r.34>.
- [5] S. Yoon, S. Cha, S. Hwang, J. Jung, and S. Park, "Study on Effective Micro-Doppler Feature for Classifying Drones and Birds", The Journal of Korean Institute of Information Technology, Vol. 17, No. 4, pp. 99-108, Apr. 2019. <https://doi.org/10.14801/jkiit.2019.17.4.99>.
- [6] B. K. Kim, H.-S. Kang, and S.-O. Park, "Drone Classification Using Convolutional Neural Networks With Merged Doppler Images", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, Vol. 14, No. 1, pp. 38-42, Jan. 2017. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2016.2624820>.
- [7] R. M. Narayanan, B. Tsang, and R. Bharadwaj, "Classification and Discrimination of Birds and Small Drones Using Radar Micro-Doppler Spectrogram Images", Signals, Vol. 4, No. 2, pp. 337-358, May 2023. <https://doi.org/10.3390/signals4020018>.
- [8] D. White, M. Jahangir, C. J. Baker, and M. Antoniou, "Urban Bird-Drone Classification With Synthetic Micro-Doppler Spectrograms", IEEE Transactions on Radar Systems, Vol. 2, pp. 167-179, Oct. 2023. <https://doi.org/10.1109/TRS.2023.3326317>.
- [9] Y.-J. Choi, W. Cho, and S. Lee, "Efficient Training Data Acquisition Technique for Deep Learning Networks in Radar Applications", Journal of Electromagnetic Engineering and Science, Vol. 24, No. 5, pp. 451-457, Sep. 2024. <https://doi.org/10.26866/jees.2024.5.r.246>.
- [10] W. Yang, S. Son, J.-H. Kim, S. Kim, S.-W. Oh, J.-H. Kim, S. Jo, and I. Choi, "Bistatic Radar System for Bird and Drone Classification Using Range-Doppler Map", Proc. 2025 Fall Conference of the Korean Institute of Information Technology, Jeju, Korea, pp. 40-42, Oct. 2025.
- [11] V. C. Chen, "The Micro-Doppler Effect in Radar", Artech House, Norwood, MA, USA, Feb. 2011.
- [12] M. A. Richards, "Fundamentals of Radar Signal Processing", 2nd ed., McGraw-Hill Education, New York, NY, USA, Feb. 2014.

## 저자소개

손 승 민 (Seungmin Son)



2020년 3월 ~ 2026년 2월 :  
한남대학교 전기전자공학과  
(공학사)  
2026년 3월 ~ 현재 :  
광주과학기술원  
전기전자컴퓨터공학과 석사과정  
관심분야 : 안테나 설계, 레이더

신호처리

양 원 빈 (Wonbin Yang)



2020년 3월 ~ 2026년 2월 :  
한남대학교 전기전자공학과  
(공학사)  
2026년 3월 ~ 현재 :  
광주과학기술원  
전기전자컴퓨터공학과 석사과정  
관심분야 : 안테나 설계, 레이더

신호처리

김 세 진 (Sejin Kim)



2021년 3월 ~ 현재 : 한남대학교  
전기전자공학과 학사과정  
관심분야 : 안테나 설계, 레이더  
신호처리

조 수 현 (Soohyun Jo)



2009년 8월 : 한남대학교  
전자공학과(공학사)  
2011년 8월 : 인하대학교  
컴퓨터·정보공학과(공학석사)  
2014년 8월 : 중앙대학교  
산업창업경영대학원(경영학석사)  
2018년 2월 : 고려대학교

컴퓨터학과(박사수료)

2011년 7월 ~ 2017년 12월 : 삼성전자 무선사업부  
선임연구원

2018년 1월 ~ 현재 : (ETRI부설)국가보안기술연구소  
선임연구원

2025년 3월 ~ 현재 : 충남대학교 국가안보융합학과  
박사과정

관심분야 : 블록체인, 사이버보안, AI, 디지털트윈

최 인 식 (In-Sik Choi)



1998년 2월 : 경북대학교  
전자공학과(공학사)  
2000년 2월 : POSTECH  
전자전기공학과(공학석사)  
2003년 2월 : POSTECH  
전자전기공학과(공학박사)  
2003년 4월 ~ 2004년 1월 : LG전자

선임연구원

2004년 2월 ~ 2007년 2월: 국방과학연구소 선임연구원

2007년 3월 ~ 현재 : 한남대학교 전기전자공학과 교수

관심분야 : RADAR 신호처리, RADAR 시스템 설계, RCS  
해석 및 분석, EMI/EMC 해석