Journal of KIIT. Vol. 21, No. 11, pp. 105-114, Nov. 30, 2023, pISSN 1598-8619, eISSN 2093-7571 105 http://dx.doi.org/10.14801/jkjit.2023.21.11.105

Monostatic/Bistatic/Multistatic 미세도플러 영상을 융합한 효과적인 탄도미사일 식별 연구

손재환*, 차상빈**¹, 정주호***, 최인오****, 박상홍**²

Efficient Recognition of Ballistic Missiles using Monostatic/Bistatic/Multistatic Micro-Doppler Images

Zaihuan Sun*, Sangbin Cha**¹, Jooho Jung***, Inoh Choi****, and Sanghong Park**²

이 논문은 부경대학교 자율창의학술연구비(2023년)에 의하여 연구되었음

요 약

탄도미사일은 탄도 궤적을 따르는 미사일의 한 종류이며, 탄두의 낮은 레이더 단면적(RCS, Radar Cross Section) 및 고속의 특성으로 인하여 큰 위협이 되고 있다. 특히 중간단계에서 탄도미사일 요격 시 탄두와 매 우 유사한 RCS 및 속도를 가지는 기만체로 인하여 요격 성능이 매우 저하될 수 있으므로, 최근 두 표적의 미 세운동 차이로 인한 미세도플러(MD)를 사용하여 구별하는 연구가 활발히 진행되고 있다. 하지만 대부분의 연 구는 단일 레이더를 사용하여 2차원 시간-주파수 영상에서 구분이 수행되므로, 미세도플러 대역폭이 큰 관측각 에서 구분율이 높으며 그렇지 않을 경우 매우 저하된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 최근 개발된 모노스태틱/바이스태틱/멀티스태틱 미세도플러 영상형성 기법을 활용하여 미세도플러 영상을 형성한 후, 이를 융합하여 관측각도 변화에 영향을 적게 받는 구분결과를 얻는 기법을 제안한다.

Abstract

The ballistic missile(BM) is a kind of missile following the ballistic trajectory and is a major threat due to the low radar cross section(RCS) and the high speed. Especially, when intercepting BM in the midcourse phase, the intercept accuracy can significantly decrease due to the decoy with the RCS and the velocity similar to those of the warhead. For this reason, researches to classify the warhead and the decoy are actively carried out by exploiting micro-Doppler(MD) caused by the difference of the micro-motion. However, because most of researches are conduced by using a single radar, the classification accuracy is high if the target is observed at an aspect angle yielding wide MD bandwidth and if not, the accuracy can be degraded considerably. To solve this problem, we suggest an efficient method robust to the variation of the aspect angle by fusing MD images obtained by using the recently proposed monostatic/bistatic/multistaitc modeling methods.

ice y words				
ballistic missile, monostatic, bistatic, multistatic, decoy micro-Doppler				
* 삼인정보시스템 연구원 - ORCID: http://orcid.org/0009-0004-6427-4665 ** 부경대학교 전자정보통신공학부(** ² 교신저자) - ORCID ¹ : http://orcid.org/0000-0001-8512-1431 - ORCID ² : http://orcid.org/0000-0001-8512-1431 *** 건국대학교 글로컬캠퍼스 안보전략연구센터 센터장 - ORCID: http://orcid.org/0000-0001-7087-8079	**** 한국해양대학교 전자전자정보공학부 교수 - ORCID: http://orcid.org/0000-0002-0410-1066 · Received: Jul. 31, 2023, Revised: Aug. 28, 2023, Accepted: Aug. 31, 2023 · Corresponding Author: Sanghong Park Dev. of Electronics and Communications Engineering, Pukyong National University, Busan, Korea Tel.: +82-51-629-6224, Email: radar@pknu.ac.kr			

Konworde

I.서 론

탄도미사일 요격의 경우 지상으로부터 높은 고도 에 도달하는 중간단계(Midcourse)에서 수행되는 것 이 바람직하다[1]. 하지만 중간단계 요격 시 탄도미 사일은 외형 및 레이더단면적(RCS, Radar Cross Section)이 유사한 탄두(Warhead)와 기만체(Decoy)로 분리되므로, 성공적인 요격을 위해서는 탄두와 기만 체를 효과적으로 구분하는 방법이 필요하다.

탄두와 기만체를 구분하기 위해 자동 표적식별 방법으로 주로 사용될 수 있는 대표적인 기법은 거 리측면도(RP, Range Profile)[2]와 역합성 개구면 레 이더(ISAR, Inverse Synthetic Aperture Radar)[3] 영상 이지만, 이 두 표적은 비슷한 크기와 RCS를 가지므 로 이 방법으로는 두 표적을 분류하기 어렵다. 따라 서 효과적인 방법이 요구된다.

탄두와 기만체를 효과적으로 구분하기 위한 기술 은 두 대상 사이에 서로 다른 시변(Time-varying) 미 세운동(Micro-Doppler)에 대한 차이점을 이용하여 분 류하는 방법이다. 탄두 미세운동의 경우, 일반적으 로 회전, 원추, 장동(Spinning, Coning, Nutation)으로, 기만체의 경우 떨림(Wobbling)으로 나타난다. 따라 서 시간-주파수 영역의 MD 영상을 사용하여 두 표 적을 효과적으로 구분할 수 있다[4].

하지만 기존의 기법들의 경우 대부분 단일 모노 스태틱(Monostatic) 레이더를 가정하여 구분을 수행 하므로 한계점이 있을 수 있다[5]. RCS가 각도에 따라 변화가 심하여 특정 각도에서 표적이 사라질 수가 있으며, 또한 회전평면이 레이더 시선과 평행 혹은 수직하는 상황에서 미세도플러 대역폭 (Bandwdith)가 0Hz에 수렴할 수 있어 구분 성능이 현저히 줄어들 수 있다. 따라서 여러 관측 시나리오 에서 측정한 결과를 활용하여 융합함으로써 관측각 도에 대한 의존성이 적도록 하는 것이 필요하다.

다중 관측 시나리오에서 미세운동하는 표적의 주 파수 영역 데이터를 확보하기 위해서 시변하는 관 측각도에 따른 RCS 데이터가 필요한데, 기존의 수 치해석 소프트웨어의 경우 고정된 시선에서 RCS 데이터를 계산하므로 MD 영상을 확보하기가 매우 어렵다. 또한 실제 바이스태틱/멀티스태틱 레이더 구현의 어려움으로 인하여, 그 중요성에 비하여 최 신 연구가 진행된 바가 매우 드물다.

본 연구에서는 모노스태틱/바이스태틱(Bistatic)/멀 티스태틱(Multistatic) 관측 시나리오에서 표적의 MD 영상을 분석한 후, 모노스태틱/바이스태틱/멀티스태 틱 결과를 융합하여 구분성능을 개선하는 기법을 제안한다. 이를 위하여 최근 저자들이 개발한 물리 광학(PO, Physical Optics) 기반 소프트웨어를 적용하 여 모노스태틱/바이스태틱/멀티스태틱 관측 상황에 서 비행하는 표적에 대한 PO 데이터를 구하여 MD 영상을 분석하였으며, 이를 여러 컨볼루션 신경망 (CNN, Convolutional Neural Network) 구분기들의 다 수결 융합을 수행하였다. 두 가지의 탄두 모델을 활 용한 구분실험 결과, 융합을 통하여 100%에 근접하 는 높은 구분성능을 확인할 수 있었다.

Ⅱ. 제안된 기법

2.1 미세운동 모델링

탄두의 미세운동은 일반적으로 회전(Spinning), 원 추(Caoning), 장동(Nutation) 운동으로 구성된다(그림 1). 장동운동은 원추축과 회전축으로 구성된 평면에 서 운동하며, 일반적으로 큰 영향은 주지 않기 때문 에 여기서는 회전운동 및 원추운동을 가정한다[6]. 탄두의 경우 일반적으로 시간 t에서 회전운동에서 회전축 $\overline{k_s}$ 를 중심으로 각도 $\theta_s(t)$ 만큼 운동하고 동시에 원추축 $\overline{k_c}$ 를 중심으로 $\theta_c(t)$ 만큼 회전한다 (그림 1).



그림 1. 탄두(왼쪽)와 기만체(오른쪽)의 미세운동 Fig. 1. Micro-motion of the warhead(left) and decoy(right)

산란원의 위치를 $\bar{p}=(p_1,p_2,p_3)^T$ 로 정의할 경우, 로드리게스(Rodrigues) 회전행렬을 이용하여 미세운 동을 다음과 같이 표현할 수 있다[6].

$$\overline{p}_{wh}(t) = R_c(t) R_s(t) \overline{p}, \qquad (1)$$

위 식에서 $R_c(t)$ 와 $R_s(t)$ 는 원추행렬 및 회전행 렬이며, 회전축 $\overline{k} = (k_x, k_y, k_z)$ 주변으로 $\theta(t)$ 만큼 회 전할 경우 다음과 같다.

$$R(t) = I + [\sin\theta(t)]K + [1 - \cos\theta(t)]K^2$$
(2)

위에서 I는 단위행렬이고, K는 다음과 같다.

$$K = \begin{pmatrix} 0 & -k_{z} & k_{y} \\ k_{z} & 0 & -k_{x} \\ -k_{y} & k_{x} & 0 \end{pmatrix}$$
(3)

기만체의 경우, 탄두와 비교하여 질량 차이와 자 세 제어장치의 유무로 인하여 떨림(Wobbling)운동이 발생한다. 떨림운동은 축 $\overline{k_t}$ 를 중심으로 원추축과 회전축으로 구성된 평면에서 수행되며, 원추 및 회 전운동과 마찬가지로 다음과 같이 모델링 할 수 있 다(그림 1 참조).

$$\overline{p}_{dc}(t) = R_t(t) \,\overline{p},\tag{4}$$

2.2 비행 궤적 상의 미세도플러 형성

최근 저자들이 개발한 미세도플러 형성 소프트웨 어는 그림 2와 같다[7]. 기본 개념은 표적의 경우 그림 1과 같이 독립된 지역좌표에서 고정된 축 주 변으로 미세운동을 하며, 이를 비행궤적 상의 미세 운동으로 변환하기 위해서 실시간 속도벡터 $\overline{v}(t)$ 와 원추운동 축 $\overline{h_c}$ 와의 관계를 이용하여 변환행렬 $T_{trj}(t)$ 를 계산한 후, 표적의 지역좌표를 $T_{trj}(t)$ 에 곱해서 궤적 상의 자세로 변환하는 것이다.

실시간 궤도상의 좌표 $\bar{p}_{trj}(t)$ 와 진행방향 속도 벡터 $\bar{v}_{tri}(t)$ 는 다음과 같이 정의될 수 있다.

$$\overline{p}_{trj}(t) = (X_{trj}(t), Y_{trj}(t), Z_{trj}(t))^T$$
 (6)

$$\overline{v}(t) = \overline{p_{trj}}(t) - \overline{p_{trj}}(t+dt)$$
(7)

위 식에서 dt는 시간 샘플링 간격이다. 원추축 \bar{k}_c 는 $\bar{v}(t)$ 로 회전변환을 이용하여 변환할 수 있으며, 회전변환을 위한 축은 다음과 같이 두 벡터의 외적 (Cross product)를 이용하여 구할 수 있다(그림 3).





Fig. 3. Calculation of the rotation axis $\bar{l}(t)$

 $\bar{l}(t) = (l_x(t), l_y(t), l_z(t)) = cross(\bar{v}(t), \bar{z})$ (8)

위 식에서 cross()는 외적 연산을 나타낸다.

로드리게스 회전변환을 이용한 $\overline{l}(t)$ 주변의 회 전행렬 및 이를 이용한 실시간 궤적 상 좌표는 다 음 식들과 같이 나타낼 수 있다.

$$K_{l}(t) = \begin{pmatrix} 0 & -l_{z}(t) & l_{y}(t) \\ l_{z}(t) & 0 & -l_{x}(t) \\ -l_{y}(t) & l_{x}(t) & 0 \end{pmatrix}$$
(9)

$$T_{trj}(t) = I + [\sin\theta(t)]K_l(t) + [1 - \cos\theta(t)]K_l(t)^2,$$

$$\theta(t) = \cos^{-1}(\bar{v}(t)^T\bar{z})$$
(10)

최종적으로 궤적상으로의 회전변환 및 이동 (Translation)은 다음 식과 같다.

$$\overline{p}_{wh_trj}(t) = T_{trj}(t)\overline{p}_{wh}(t) + \overline{p}_{trj}(t)$$
(11)

2.3 신호처리 절차 및 구분기법

탄두와 기만체의 MD 영상을 형성하기 위한 전 체적인 신호처리 절차는 다음과 같다.

① 탄두와 기만체의 미세운동을 지역좌표에서 계산

② 탄도방정식을 이용하여 비행 궤도 생성[8]

③ 변환행렬 계산 후 지역좌표를 궤도로 이동

④ 모노스태틱/바이스태틱/멀티스테틱 시나리오 따라 레이더의 위치 지정

⑤ 고해상도 RP 형성(IFFT(Inverse Fast Fourier Transform) 혹은 정합필터링[9])

⑥ RP들의 병진운동 보상[6]

⑦ 표적이 위치한 거리성분 추출 후 거리성분 내
 의 신호를 STFT(Short-Time Fourier Transform)하여
 MD 영상 형성[4]

표적 구분의 경우, 그림 4의 CNN 구조를 사용하 였다. 컨볼루션 층은 총 4단계에서 수행되며 본 논 문에서 사용되는 필터의 크기는 3 by 3, 개수는 각 층별로 4개, 8개, 16개, 32개로 설정하였다. 각 컨볼 루션 과정을 진행한 후, 훈련속도 단축을 위하여 배 치정규화(Batch normalization)를 하였고, relu를 활성 화 함수로 이용하였다. 제 3의 컨볼루션 층과 제 4 의 컨볼루션 층의 경우, relu 후에 max pooling 층을 연결하였다. 마지막에는 완전연결층(FC, Fully Connected) 층 및 소프트맥스(Softmax) 층을 이용하 여 구분 결과를 출력하도록 하였다.





표적의 경우 탄도와 기만체 두 가지 종류를 사용 하였으며, 학습 시에는 표적의 운동변수를 주어진 범위 내에서 일정한 간격으로 샘플링 후 적용하여 계산된 MD 영상을 입력데이터로 하였다. 하지만 모든 궤적에서 학습데이터를 형성하는 것은 불가능 하므로, 궤적 내의 몇 개의 관측지점을 가정하여 학 습데이터를 형성하였다. 또한 훈련데이터는 훈련 실 행 전에 8:2로 학습과 검증 두 종류의 데이터로 나 누어 학습의 효율을 높이도록 설정하였으며, 훈련을 시행하는 옵션에서 사용할 비용함수로서 adam 최적 화 함수를 사용하며 최대 반복(Epoch) 횟수를 5로 설정하고, 각 반복 전에 훈련데이터를 구성한 후 훈 련을 진행하였다. 시험 MD 영상의 경우, 운동범위 내에서 랜덤한 변수를 선택하여 얻어진 MD 영상을 활용하였다.

Ⅲ. 실험 결과

3.1 실험 조건

방지하기 위하여 레이더는 중첩(Aliasing)을 40MHz의 대역폭과 4000Hz의 펄스반복주파수(PRF) 로 설정하였으며, 시뮬레이션의 대역폭에 해당하는 거리해상도는 3.75 m이므로 미세 운동하는 표적을 포함하기에 적절하다. 또한 미세도플러 계산을 위한 표적 관측 시간을 0.5초로 설정하였으며, 탄도미사 일 비행 궤도의 경우, 사정거리가 500km인 SCUD-C 미사일의 각종 변수를 탄도방정식에 적용하여 궤적 을 계산하였다(표 1 참조)[8]. 또한 표적이 비행궤도 를 따라 90,000m 고도까지 상승하는 동안 관측됨을 가정하고, 50초마다 표적을 연속적으로 추적하는 것 을 가정하였다. 이를 이용하여 총 궤도 상 그림 5와 같은 4개의 위치에서 관측하여 구분실험을 수행하 였다(그림 5 참조).

표 1. 레이더 변수

Table 1. Radar parameters

Parameter	Value
Bandwidth	40MHz
Center frequency	10GHz
PRF	4000Hz
Obesrvation time	0.5s



그림 5. 궤적상의 구분실험 위치 Fig. 5. Locations of the classification on the trajectory

구분 실험 시 탄두와 기만체를 매우 유사하게 나 타내기 위하여 동일한 모델을 사용하였으며, 운동변 수만 다르게 설정하였다. 사용된 모델은 원뿔 모델 (그림 6 왼쪽)과 4개의 날개가 추가된 원뿔 모델(그 림 6 오른쪽)을 사용하였다. 모두 CAD를 이용하여 설계한 메쉬(Mesh) 모델이며 크기는 높이 3m와 직 경 1m이다.



훈련데이터의 미세운동 변수는 표 2와 같이 균일 하게 변수들을 샘플링하여 설정하였다. 탄두의 경우 2, 3, 4 Hz의 빈도로 원추 운동하며, 3°-10°의 진폭 범위에서 1° 간격으로 샘플링 하였다. 따라서 표적 당 총 미세운동은 24가지의 종류로 구성되었다. 기 만체의 경우 각속도가 2, 3, 4 Hz의 떨림운동을 및 무작위 적인 방향의 회전운동을 하도록 설정하였다. 8번의 반복 시뮬레이션 시 기만체 또한 총 24개의 미세운동을 변수를 활용하였다.

표 2. 미세운동 변수 Table 2. Micro-motion parameters

Warhead		Decoy	
Spinning (Hz)	0	Wobbling (Hz)	2 - 4
Coning (Hz)	2 - 8	No. of random data (Hz)	8
Amplitude (°)	3 - 10	Amplitude	random
No. of data	24	No. of data	24

학습데이터의 경우, 시험데이터 변수의 범위에서 랜덤하게 선택하였다. 탄두의 경우, 원추회전운동 속도를 2~4Hz, 진폭이 3~10 범위에서 랜덤하게 설 정하였으며, 기만체의 경우 떨림운동 각속도를 2~4 Hz 범위 및 랜덤한 회전방향으로 설정하였다. 표적 의 위치의 경우, 레이더에서 관측한 최초 지점부터 마지막 지점까지의 범위 내에서 모든 위치를 랜덤 하게 설정하였다. 레이더 시나리오의 경우, 모노스 태틱 레이더는 수신레이더 4개 중 1개로 랜덤하게 설정하였으며, 유사한 방법으로 바이스태틱 레이더 는 수신레이더 3개 중에 1개를 랜덤하게 설정하였 다. 따라서 모노스태틱 및 바이스태틱 각각 경우에 서 각 200개 테스트 데이터를 수집하였다. 잡음의 영향을 모사하기 위하여 모든 테스트 데 이터에 백색잡음(White Gaussin noise)를 신호대잡음 비(Signal-to-Noise Ratio: SNR)로 추가하였다. SNR은 0~20dB에서 5dB 간격으로 설정하였다.

실제 탄도미사일이 공격할 경우, 미사일이 관측 지점을 향해 움직으므로 비행 궤도 아래에 레이더 를 설치하지 않았다. 대기권 재진입 시(그림 5의 D) 의 표적의 접선벡터와 x축이 만나는 지점에 레이더 ①을 배치하여 바이스테틱 각도 δ_b 가 30°, 60°, 75°가 되도록 y축을 따라 레이더 ②, ③, ④를 배 치하였다. 모노스테틱 모드에서 레이더 ①~④ 모두 송수신하여 구분실험을 수행하였으며, 바이스태틱의 경우에 레이더 ①이 송신기, 레이더 ②, ③, ④가 수 신기로 작동하도록 설정하였으며, 멀티스태틱일 경 우 한 레이더가 송신하고 나머지 세 레이더가 수신 하도록 설정하였다(그림 7).

최종적으로 여러 레이더에서 신호처리 절차를 따 라 형성된 MD 영상은 각각의 CNN 구분기를 통과 하여 탄두/기만체로 구분이 되며, 구분성능을 높이 기 위하여 다음과 같이 다수결의 원리(Majority vote)를 이용하여 판정된다.

$$\hat{i} = \underbrace{\max_{k}}_{k} N_{k} \tag{12}$$

여기서 N_k 는 식 CNN에 의해 구분된 표적 k의 개 수이며, k = 1이면 탄두이고 2이면 기만체이다.

3.2 미세도플러 영상 분석(구분 관점)

각 관측시나리오에서 구분성능에 대한 영향을 파

악하기 위하여 미세도플러 영상을 분석하였다.

우선 모노스태틱 관측 시나리오에서 그림 6(왼쪽) 의 탄두모형의 MD 영상을 이용하여 산란원들의 변 화에 대한 분석을 수행하였다. 이를 위하여 그림 4 의 D 점에서 표적의 진행방향과 표적-레이더 간 직 선의 각도 δ_m을 0°~7° 범위에서 1° 간격으로 변화 시키면서 실제 산란원의 MD 변화를 등방성 산란원 의 MD와 비교하여 그 특성에 대해서 분석하였다.

그림 8에서 보는 바와 같이, $\delta_m = 0^\circ$ 을 경우, 탄 두의 회전평면이 레이더 시선방향과 수직이므로 MD 의 진폭이 0 Hz에 수렴한다. 이를 이용하여 구분을 수행할 경우 매우 낮은 구분이 예상된다. 또한 $\delta_m = 7^\circ$ 에서 얻어진 MD의 경우, 크기가 큰 산란원 의 MD가 전체 MD의 진폭을 결정하고 또한 산란점 의 크기가 표적의 자세에 따라 많이 변화됨을 확인 할 수 있지만, 점산란원 MD는 모든 산란원의 크기가 일정하고 각 산란원의 MD 뚜렷하게 나타남을 확인 할 수 있다. 따라서 실제 표적의 모노스태틱 관측 시 MD 대역폭과 산란점의 변화가 구분성능에 큰 영향 을 준다는 것을 알 수 있다. 또한 그림 9에서 보는 바와 같이, 큰 관측각도로 관측하여 넓은 MD 진폭을 확보하는 것이 중요하다는 것을 확인할 수 있다.

모노스태틱 및 바이스태틱 MD는 다음과 같이 관련되어 있다[7].

$$f_{Bi} = f_{Mono} \cos\left(\frac{\delta_b}{2}\right) \tag{13}$$

위 식에서 f_{Mono} 와 f_{Bi} 는 모노스태틱 및 바이스 태틱 MD이며, δ_b 는 송신기-표적-수신기를 사이의 바 이스태틱 각도이다.





그림 8. 관측각도 δ_m 에 따른 MD 비교(왼쪽: PO 모델, 오른쪽: 점산란원) Fig. 8. MD comparison for the variation of the observation angle (left: PO model, right: point scatterer)



그림 9. 관측각도에 따른 MD 대역폭 비교 Fig. 9. Comparison of MD bandwidth for the variation of the observation angle

따라서 그림 10에서 보는 바와 같이 $\delta_m = 15^\circ$ 이고 $\delta_b = 30^\circ$ 에서 얻은 MD의 대역폭은 $\cos(15^\circ) \approx 0.97$ 이므로 매우 유사함을 알 수 있다. 또한 이를 바탕으로 작은 δ_b 에서는 바이스태틱 MD 가 모노스태틱 MD의 절반이 됨을 확인할 수 있다. 하지만 그림 10에서 보는 바와 같이 모노스태틱에 서 잘 보이지 않는 산란원이 바이스태틱에서는 나 타나게 되고, 또한 동일한 산란원이라도 관측상황에 따라 크기가 매우 달라질 수 있으므로 구분 성능에 많은 영향을 줄 수 있음을 확인할 수 있다.

3.3 CNN을 이용한 구분결과

모노스태틱 시나리오에서 각 레이더의 식별결과 는 그림 11과 같다. 식별 정확도를 (최고, 최소, 평 균)으로 나타낼 경우, 1번 레이더는 (72.%, 71.25%, 71.5%), 2번 레이더는 (93.75%, 88.75%, 90.25%), 3 번 레이더는 (93.75%, 92.5%, 93.5%), 4번 레이더는 97.5%로 관측 레이더별로 편차가 있음을 확인할 수 있다. 특히 1번 레이더의 경우, 표적과 시선의 각도 δ_m 이 거의 1°와 유사하여 미세운동 평면의 법선 벡터 방향과 거의 일치한다. 따라서 MD가 거의 0 Hz에 근접하여 낮은 구분율이 달성됨을 확인할 수 있었으며, 미세운동 평면의 법선벡터와 관측각도가 커질수록 구분율이 증가함을 확인할 수 있다. 이는 그림 8과 9를 통하여 분석된 결과와 일치한다. 또한 4개 레이더를 다수결의 원리를 이용하여 융합한 결 과에서 보는 바와 같이, 1번 레이더의 수신성능이 매우 낮음에도 불구하고 2~4번 레이더의 구분성능 이 높아 전체적으로 정확도가 98.75%에 도달하였음 을 확인할 수 있다.

바이스태틱 경우 각 레이더에 의한 탄두 식별 정 확도가 그림 12와 같다. 바이스태틱 시나리오의 경 우, 앞의 모토스택틱 레이더 1번과 같이 진행방향 ≈ 관측방향인 경우가 없으므로 미세도플러는 시간-주파수 영역에서 고르게 퍼진다. 따라서 표적 고유 의 성질이 표현되므로 2번 레이더와 3번 레이더의 식별 정확도가 모두 98.75%에 근접하였으며, 3번 레 이더의 식별 정확도는 최고 100%, 최소 97.5%, 평균 99.25%를 나타내었다. 따라서 다수결에 의한 구분을 한 후 100%에 도달하였음을 확인할 수 있다.



최종적으로, 멀티스태틱의 경우 각 레이더의 구 분결과는 앞에서 사용되었던 모노스태틱 및 바이스 태틱 레이더의 결과와 동일하다. 7가지 레이더를 모 두 다수결의 원리로 융합할 경우, 두 경우에 비하여 7개의 다수결 샘플이 확보되기 때문에 모든 SNR에 서 100%를 나타냄을 확인할 수 있다(그림 13). 이러 한 시험결과를 바탕으로, 모노스태틱 및 바이스태틱 으로 구성된 멀티스태틱 데이터를 확보하여 구분을 수행할 경우, 구분성능이 증대될 수 있음을 확인할 수 있다.



그림 13. 멀티스태틱 관측 시나리오 구분 결과 Fig. 13. Classification result of the multistatic observation scenario

IV. 결론 및 향후 과제

본 연구에서는 효율적인 탄두 및 기만체 구분을 위하여 탄두와 기만체의 미세운동을 모델링 하였으 며, 이를 바탕으로 PO 기법을 이용하여 표적의 비 행궤적 상의 반사신호를 계산하여 MD 영상을 형성 하였다. 또한 모노스태틱, 바이스태틱 및 멀티스태 틱 관측 시나리오에서 획득된 MD 영상을 CNN 구 분기를 활용하여 탄두의 식별 정확도를 분석하였다. 구분실험 결과, 모노스태틱 구분기의 경우 레이 더 시선 및 회전축이 유사할 경우 모노스태틱 기법 의 성능저하가 심하게 발생하였으며, 시선과 회전축 의 각도가 클수록 높은 구분성능을 확인할 수 있었 다. 또한 낮아진 구분성능을 다른 곳에 위치한 모노 스태틱 레이더와의 다수결 구분을 통하여 극복할 수 있었다. 바이스태틱의 경우, 모노스태틱에 비하 여 레이더의 숫자는 1개가 적었지만 회전평면과 바 이스테틱 시선이 일치하지 않아 100%에 가까운 구 분결과를 확인할 수 있었으며, 다수결에서 100% 구 분결과를 달성하였다. 모노스태틱과 바이스태틱 데 이터를 모두 활용하는 멀티스태틱의 경우 100%의 구분결과를 확인할 수 있었다. 하지만 본 논문의 경 우, 바이스태틱의 성능이 매우 높아 멀티스태틱과 동일한 결과를 얻었으므로, 이에 대한 다양한 추가 시뮬레이션이 필요하다.

References

- K. R. Fowler, "Instrumentation for ballistic missile defense: lessons learned from the LEAP experiment", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 47, No. 5, pp. 1092-1095, Oct. 1998. https://doi.org/10.1109/19.746562.
- [2] B. Atrouz, H. A. Ouazzou, and H. Kimouche, "Features influence on targets classification performance using the high range resolution profiles (HRR profiles)", IET International Conference on Radar Systems 2007, Edinburgh, UK, pp. 1-4, Oct. 2007. https://doi.org/10.1049/ cp:20070621.
- [3] C. Ozdemir, "Inverse synthetic aperture radar imaging with MATLAB algorithms", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, John Wiley & Sons, pp. 162-243, 2021.
- [4] V. C. Chen, "The micro-Doppler effect in radar", Artech House, 2001.
- [5] S. H. Seol, I. S. Choi, J. W. Shin, and M. S. Chung, "Design of convolutional neural network structure for the identification of warhead and debris in the separation phase", JKIIT, Vol. 16, No. 6. pp. 81-89, Jun. 2018. https://doi.org/10. 14801/jkiit.2018.16.6.81.
- [6] J.-H. Jung, K.-T. Kim, S.-H. Kim, and S.-H. Park, "Micro-Doppler extraction and analysis of the ballistic missile using RDA based on the real flight scenario", Progress In Electromagnetics Research M, Vol. 37, pp. 83-93, Jun. 2014. https://doi.org/10.2528/PIERM14040804.

- [7] Z. Sun, I. O. Choi, S. Y. Yoon, S. B. Cha, and S. H. Park, "An efficient modeling method of the mallistic target for monostatic/bistatic observations", Progress In Electromagnetics Research C, Vol. 120, pp. 195-208, Jun. 2022. https://doi.org/10. 2528/PIERC21110501.
- [8] F. Hale, "Introduction to space flight", Pearson, pp. 185-225, Jul. 1993.
- [9] B. R. Mahafza, "Radar systems analysis and design using MATLAB", CRC Press, pp. 143-165, Apr. 2013.

저자소개

손재 환 (Zaihuan Sun)



2014년 6월 : 상하이 전력대학 전자정보 공학과(공학사) 2022년 2월 : 부경대학교 전자공학과(공학석사) 2022년 3월 ~ 현재 : 삼인정보시스템 연구원 관심분야 : 레이더 신호처리,

레이더 표적인식, 미세도플러 신호처리

차 상 빈 (Sangbin Cha)



2017년 2월 : 부경대학교 전자공학과(공학사) 2019년 2월 : 부경대학교 전자공학과(공학석사) 2020년 3월 ~ 현재 : 부경대학교 전자공학과 박사과정 관심분야 : 레이더표적인식, 레이더

영상, 레이더 신호처리, 이중대역 레이더자원관리

정 주 호 (Jooho Jung)



1995년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학사) 1998년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과(공학석사) 2007년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과(공학박사) 2018년 11월 ~ 2022년 8월 :

포항공대 안보융합기술센터 센터장, 국민대학교 안보융합기술연구소 센터장

2022년 9월 ~ 현재 : 건국대학교 글로컬캠퍼스 안보·재난안전융합연구소 센터장

관심분야 : 미세도플러 분석, 풍력단지 EMI/EMC 분석, 레이다표적인식, 레이다영상, 레이다 신호처리

최 인 오 (Inoh Choi)



2012년 8월 : 부경대학교 전자정보통신공학과(공학사) 2014년 8월 : 부경대학교 전자공학과(공학석사) 2020년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과(공학박사) 2019년 12월 ~ 2021년 2월:

국방과학연구소 선임연구원

2021년 3월 ~ 현재 : 한국해양대학교 전자전기정보공학부 전자통신공학전공 교수

관심분야 : 미세도플러 분석/식별, 레이다표적식별, 레이다 신호처리

박상홍 (Sanghong Park)



2004년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과(공학사) 2007년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과(공학석사) 2010년 2월 : 포항공과대학교 전자전기공학과(공학박사) 2010년 9월 ~ 현재 : 부경대학교

전자공학과 정교수 관심분야 : 미세도플러 분석, 레이다표적인식, 레이다영상, 레이다 신호처리