

탄도미사일의 중간단계에서 탄두와 기만체간의 효과적인 변별 연구

Effective Discrimination between Warhead and Decoy in Mid-Course Phase of Ballistic Missile

최인오 · 정주호* · 김경태** · 박상홍***

Inoh Choi · Jooho Jung* · Kyungtae Kim** · Sanghong Park***

요 약

중간단계에서 탄도미사일의 탐지 및 추적을 수행하기 위해서는 탄두와 기만체간의 변별 문제를 해결해야 한다. 이때, 탄두와 기만체는 매우 유사한 형상을 가지기 때문에, 레이다에서 획득되는 레이다 반사 표면적이나 고해상도 거리측면도로는 정확한 변별이 어렵다. 따라서 보다 효율적인 변별을 위해서는 표적의 미세운동 특성에 의해 나타나는 레이다 수신신호 내 미세도플러 정보와 시간-주파수 변환기법을 사용해야 한다. 하지만, 기존 연구들에서는 대부분 short time Fourier transform 기법만을 사용한 후, 영상모멘트 기반의 특징벡터 추출기법만을 적용하였고, 이는 식별을 대비 계산시간 증대 문제를 가져왔다. 따라서 본 논문에서는 변별을 위한 3단계인 1) 시간-주파수 변환, 2) 특징벡터 추출, 3) 특징벡터구분에서 최신기법들을 각각 적용한 후, 변별문제를 해결하기 위한 최적의 알고리즘을 도출하였다. 탄두와 기만체의 CAD 모델들과 수치해석도구를 사용하여 변별 시뮬레이션을 수행한 결과, Zao-Atlas-Marks 시간-주파수 변환기법, 3차원 특징벡터 추출기법, 신경망 구분기법을 사용할 경우, 가장 효과적인 변별 성능이 나타남을 확인할 수 있었다.

Abstract

For effective detection and tracking of ballistic missiles in the mid-course phase, the discrimination problem between the warhead and decoy needs to be solved. However, because these targets are significantly similar in shape, it is extremely difficult to discriminate them using the representative radar information, such as radar cross-sections and high-resolution range profiles. For this reason, the micro-Doppler information of an echo signal received from a target with micro-motion is usually exploited, in addition to the time-frequency(TF) transform method, to achieve more effective discrimination. However, in conventional methods, only the short time Fourier transform and image moment have been considered as the TF transform and feature extraction methods, respectively, leading to extreme computational complexity. Therefore, in this study, we conducted various simulations to determine the most efficient algorithm from combinations comprising three stages: TF transform, feature extraction, and feature classification. The simulation results obtained using CAD models and an electromagnetic prediction technique reveal that the combination of the Zao-Atlas-Marks distribution with a three-dimensional feature vector and neural network classifier is the most appropriate.

Key words: Mid-Course Phase, Micro-Doppler, Time-Frequency Transform Method, Feature Extraction, Feature Classification

「이 논문은 부경대학교 자율창의기술연구비(2019년)에 의하여 연구되었음.」

국방과학연구소(Agency for Defence Development)

*포항공과대학교 기계공학과(Department of Mechanical Engineering, Pohang University of Science and Technology)

**포항공과대학교 전자전기공학과(Department of Electrical Engineering, Pohang University of Science and Technology)

***부경대학교 전자공학과(Department of Electronic Engineering, Pukyong National University)

· Manuscript received March 30, 2020 ; Revised May 7, 2020 ; Accepted May 18, 2020. (ID No. 20200330-028)

· Corresponding Author: Sanghong Park (e-mail: radar@pknu.ac.kr)

I. 서 론

탄도미사일은 일반적으로 추진, 중간 및 종착의 3단계로 구성된 기동궤적을 가진다^{[1]~[4]}. 먼저, 연료소모 단계인 추진단계의 경우, 다른 단계들에 비하여 기동 시간이 짧고, 적군의 초기발사지점 근처에 위치하기 때문에, 레이다를 통한 탐지 및 요격이 어렵다. 반면에 종착단계에서 탄도미사일은 아군의 위치에 매우 근접하기 때문에, 매우 빠른 시간 안에 탐지 및 요격을 수행해야 하며, 요격이 성공하더라도 아군에 큰 피해가 발생할 수 있다. 따라서 탄도미사일의 사전 탐지 및 요격은 탄도미사일의 중간단계에서 반드시 수행되어야 한다.

중간단계에서 탄도미사일은 추진력을 발생시킨 연료탱크를 분리시키고, 고도 100 km 이상의 외기권으로 진입한 상태에 놓이게 된다. 여기서, 탄도미사일은 레이다에 의한 탐지 및 요격을 피하기 위해, 주요 물질들이 탑재된 탄두와 빈 공간으로 채워진 기만체들로 분리되어 기동한다^{[1]~[3]}(그림 1). 이때, 이러한 기만체들은 형상 및 표면재질이 탄두와 매우 유사하여, 레이다 입장에서 탄두와 기만체를 구분할 수 없게 만든다. 예를 들어, 레이다 표적식별에 사용되는 대표적인 정보들인 레이다단면적(radar cross section: RCS)과 고해상도 거리측면도(high resolution range profile: HRRP)로는 형상이 유사한 탄두와 기만체를 정확하게 변별하기 어렵다. 하지만 탄두와 기만체는 질량 차이와 자세제어장치 유무로 인해 서로 다른 미세운동(micro-motion)을 가지면서 기동하게 된다^{[1]~[4]}. 따라서 중

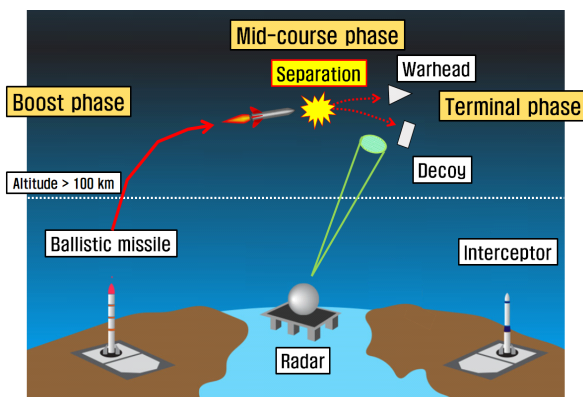


그림 1. 중간단계에서의 탄두와 기만체
Fig. 1. Warhead and decoy in mid-course phase.

간단계에 진입한 탄두의 탐지 및 요격을 위해서는 탄두와 기만체 간의 미세운동 차이를 바탕으로 한 변별을 수행하는 것이 바람직하다.

탄두와 기만체로부터 수신된 레이다 신호에는 각 표적들의 고유 미세운동으로 인해 미세도플러(micro-Doppler) 효과가 발생하게 된다^{[1]~[4]}. 여기서 미세도플러 효과는 시간에 따라 도플러 주파수가 변화하는 것을 의미한다. 그리고 이러한 특징은 시간-주파수 변환기법을 통하여 효과적으로 분석될 수 있다^{[3][4]}. 하지만 중간단계에서 탄두와 기만체는 매우 높은 고도에 있는 저 RCS 표적이기 때문에, 매우 낮은 신호 대 잡음비(signal-to-noise ratio, SNR) 환경에 놓이게 된다. 게다가 2차원 시간-주파수 영상 기반의 변별은 방대한 계산량을 요구하기 때문에, 탄도미사일 방어시스템에 치명적인 문제점이 된다^[3]. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해서는 1) 시간-주파수 변환, 2) 특징벡터 추출, 3) 특징벡터 구분의 3단계로 구성된 최적의 변별기법이 필요하다.

기존 변별기법들^{[1]~[4]}의 경우, 대부분 short-time Fourier transform(STFT)기반의 시간-주파수 영상을 바탕으로 매우 낮은 SNR 환경에서 변별성능이 최대화되는 최적의 특징벡터 추출기법만을 개발해 왔다. 그 결과, 복잡한 영상처리 계산과정이 불가피하게 발생하였다. 하지만, 최신의 시간-주파수 변환기법을 활용할 경우, 복잡한 영상처리과정이 없어도 매우 낮은 SNR 문제를 해결할 수 있다.

본 논문에서는 앞서 언급된 3단계에 Zao-Atlas-Marks 시간-주파수 변환기법^[5], 3차원 특징벡터 추출기법^[6], 신경망 구분기법과 같은 최신의 기법들을 각각 적용하여, 중간단계에서 탄두와 기만체 간의 변별을 위한 가장 효과적인 변별 알고리즘을 도출하고자 한다. 이때, 보다 효과적인 분석을 수행하기 위하여, 미세운동을 가지는 탄두와 기만체 형상의 CAD 모델과 물리광학(physical optics: PO) 및 물리회절학(physical theory of diffraction: PTD)기반의 상용 수치해석도구 VIRAF(virtual aircraft framework)를 사용한다.

II. 수신신호 모델링 및 분석기법

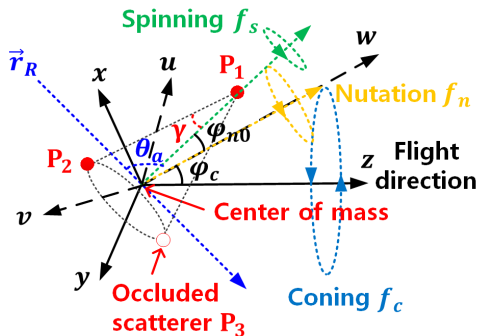
2-1 수신신호 모델링

중간단계에서 탄두와 기만체는 일반적으로 병진운동

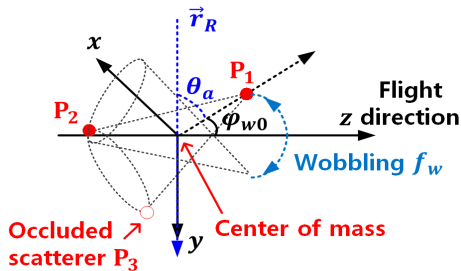
(translation motion)과 미세운동을 가지며 기동한다. 여기서, 병진운동은 속도 및 가속도 등으로 구성된 기동특성을 의미한다. 반면에 미세운동은 탄두의 경우, 회전(spinning), 원추(coning), 장동(nutation)으로 정의되며, 기만체의 경우, 떨림(wobbling)으로 나타난다(그림 2). 이때, 탄두와 기만체의 병진운동이 사전에 보상됨을 가정할 경우, 이 표적들에 대한 레이더 수신신호 $s_r(t)$ 는 다음과 같이 구성된다^[7].

$$s_r(t) = \sum_{p=1}^{N_s} \sigma(t) h_p(t) e^{-j \frac{4\pi}{\lambda} \vec{r}_p(t) \cdot \vec{r}_R}, \quad (1)$$

여기서 N_s 는 표적의 산란원 개수, $\sigma(t)$ 는 RCS 변화 함수, $h_p(t)$ 는 p 번째 유효산란원의 가려짐(occlusion) 효과 함수^[7], $\vec{r}_p(t)$ 는 p 번째 산란원의 실시간 위치벡터, \vec{r}_R 는 레이더 시선 방향(radar line-of-sight, RLOS) 벡터이다. 이때, 식 (1)을 구성하는 변수 및 함수들은 탄두와 기만체의 고유



(a) 탄두의 미세운동
(a) Micro-motion for warhead



(b) 기만체의 미세운동
(b) Micro-motion for decoy

그림 2. 탄두와 기만체의 미세운동^[7]

Fig. 2. Micro-motion for warhead and decoy^[7].

형상 및 고유 미세운동에 따라 각기 다른 값을 가지게 된다(세부 수식은 참고문헌 [7] 참조).

2-2 수신신호 분석기법

앞서 언급된 식 (1)은 A/D 샘플링을 통해 다음과 같이 정의된다.

$$s_r[n], n = 1, 2, \dots, N_T, \quad (2)$$

여기서 n 는 시간축 index, N_T 는 시간축 샘플개수이다. 이때, 식 (2)의 미세도플러 효과 분석을 위한 시간-주파수 분석기법은 크게 1) short-time Fourier transform(STFT)과 2) Wigner-Ville distribution(WVD)으로 나뉜다.

먼저 STFT 기법은 식 (2)에 대하여 짧은 시간 구간마다 fast Fourier transform(FFT)을 수행하는 것이며, 다음과 같이 정의된다.

$$S[m, k] = \frac{1}{N_w} \sum_{n=1}^{N_w} s_r[n] w[n-m] e^{-j \frac{2\pi}{N_w} nk}, \quad m = 1, 2, \dots, N_w \quad (N_w \leq N_T) \quad (3)$$

여기서 $w[n]$ 은 윈도우 함수, m 과 k 는 각각 $S[m, k]$ 의 시간축 및 주파수축 index, N_w 는 윈도우 함수에 의해 결정되는 $S[m, k]$ 의 시간축 샘플개수이다. 이 기법은 계산 속도가 빠른 장점이 있지만, FFT를 수행하기 위한 시간축 해상도 Δt 와 주파수축 해상도 Δf 간의 trade-off 관계(i.e., $\Delta t \propto 1/\Delta f$)가 발생하는 단점이 있다.

다음으로 WVD 기법은 식 (2)의 자기상관함수에 FFT를 적용하여 다음과 같이 정의된다.

$$S_W[m', k] = \frac{1}{N_T} \sum_{l=1}^{N_T} R[m', l] e^{-j \frac{2\pi}{N_T} lk}, \quad (4)$$

여기서

$$R[m', l] = s_r[m' + \frac{l}{2}] s_r^*[m' - \frac{l}{2}], \quad m' = 1, 2, \dots, N_T \quad (5)$$

m' 와 k 는 각각 $S_W[m', k]$ 의 시간축 및 주파수축 index이다. 이 기법은 STFT 기법보다 높은 해상도를 획득할 수 있지만, 식 (5)와 같이 자기상관함수를 사용하기 때문에 산란원 신호들 간의 교차방해(cross-term interference)가 나타난다는 단점이 존재한다.

앞서 언급된 두 기법들은 각각의 장, 단점이 있지만, 공통적으로 잡음환경에서 매우 취약하다. 따라서 중간단계에 있는 탄두와 기만체 간의 보다 효과적인 변별을 수행하기 위해서는 고품질의 영상과 잡음에 대한 강인성을 가지는 시간-주파수 변환 기법이 반드시 필요하다. 하지만, 이러한 고품질 영상 기반의 변별은 많은 계산시간을 요구하고, 이는 탄도미사일 방어시스템에 치명적인 문제가 될 수 있다^[3]. 예를 들어, STFT 기법의 경우, 식 (3)의 시간-주파수 변환과정에서 $O(N_T N_w \log N_w)$ 만큼의 계산량이 필요하며, 변별과정에서 $N_w \times N_T$ 시간-주파수 영상에 대한 복잡한 영상처리과정과 방대한 양의 학습데이터에 대한 구분과정이 필요하다. 따라서 변별성능 대비 계산시간을 줄이기 위한 특징벡터 추출기법과 특징벡터 구분기법 또한 반드시 필요하다.

III. 변별 절차

본 절에서는 중간단계에 있는 탄두와 기만체 간의 변별 문제에서 잡음에 대한 강인성과 계산량 감소에 기여하기 위해, 1) 시간-주파수 변환, 2) 특징벡터 추출, 3) 특징벡터 구분의 3단계에서 각각 최신의 기법들을 소개한다(그림 3).

3-1 시간-주파수 변환

먼저, STFT 기법은 2-2절에서 언급된 trade-off 관계로

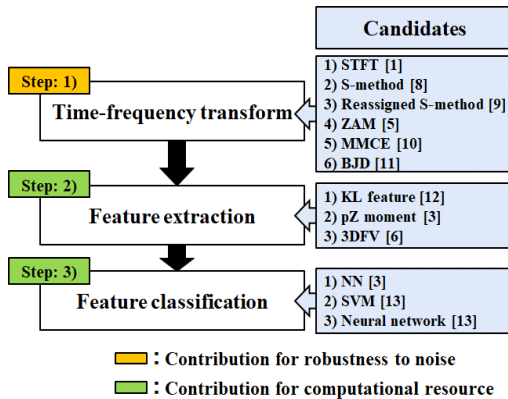


그림 3. 전반적인 변별 절차

Fig. 3. Overall discrimination procedure.

인해, 시간-주파수 영상의 해상도가 떨어지는 단점이 있다. 이 문제를 극복하기 위한 최신 기법들은 대표적으로 1) S-method^[8], 2) reassigned S-method^[9], 3) MMCE (minimum mean cross-entropy)^[10]가 있다. 첫 번째 기법인 S-method는 식 (3)으로부터 다음과 같이 정의된다.

$$S_M[m, k] = \frac{1}{N_F} \sum_{F_i=1}^{N_F} p[i] S[m, k+i] S^*[m, k-i], \quad (6)$$

여기서 $p[i]$ 는 윈도우 함수, N_F 는 주파수축 샘플개수이다^[8]. 두 번째 기법은 보다 향상된 해상도와 주변 잡음의 영향을 최소화시키기 위해, $S_M[m, k]$ 영상 내에 지역적으로 퍼져있는 표적 신호의 에너지 분포를 각 픽셀(e.g., m_r 및 k_r)에 재할당하는 방법이며, 새로운 영상 $S_{RE}[m_r, k_r]$ 내에 표적 신호가 재배치되는 좌표는 다음과 같이 정의된다^[9].

$$m_r = m + Re \left\{ \frac{S_M[m, k] - S_M[m-1, k]}{S_M[m, k]} \right\},$$

$$k_r = k + Im \left\{ \frac{S_M[m, k] - S_M[m, k-1]}{S_M[m, k]} \right\}. \quad (7)$$

세 번째 기법인 MMCE는 식 (3)의 과정에서 영상 엔트로피가 최소가 되는 윈도우 함수를 곱하여 잡음의 영향을 감소시키는 기법이다^[10].

다음으로 2-2절에서 언급된 WVD 기법의 교차방해 문제를 극복하기 위한 최신 기법들로 1) ZAM(Zao-Atlas-Marks)^[5], 2) BJD(Born-Jordan distribution)^[11]가 있다. 첫 번째 ZAM 기법은 식 (5)에 FFT를 통해 획득되는 ambiguity 함수 $A[\eta, l]$ 에 커널(kernel) 함수 $\Phi[\eta, l]$ 을 적용하는 방식이며, 다음과 같이 정의된다^[11].

$$S_Z[m', k] = \frac{1}{N_F} \frac{1}{N_T} \sum_{l=1}^{N_F} \sum_{\eta=1}^{N_T} A[\eta, l] \Phi[\eta, l]$$

$$\times e^{j \frac{2\pi}{N_T} \eta m'} e^{-j \frac{2\pi}{N_F} l k}, \quad (8)$$

여기서

$$A[\eta, l] = \frac{1}{N_T} \sum_{m'=1}^{N_T} R[m', l] e^{-j \frac{2\pi}{N_T} m' \eta},$$

$$\Phi[\eta, l] = \frac{\sin(\pi \eta l)}{\pi \eta l} e^{-2\pi \alpha l^2}, \quad (9)$$

α 는 커널 함수의 크기분포를 변화시키는 값이다. 이때, $A[\eta, l]$ 에서 표적 신호 에너지는 대부분 가운데 밀집하여 분포하기 때문에, 커널 함수를 통하여 외곽영역의 교차성분 및 잡음성분을 효과적으로 제거할 수 있다^[11]. 두 번째 BJD 기법은 ZAM과 유사하게 커널 함수를 사용하며, 시간축 부근의 WVD 영상에 평균을 적용하는 기법이다^[12].

3-2 특징벡터 추출

특징벡터 추출기법은 1) Kim-Ling(KL) 특징벡터 추출기법^[12], 2) pseudo Zernike(pZ) 모멘트 추출기법^[3], 3) 3차원 특징벡터(3-dimensional feature vector, 3DFV) 추출기법^[6]으로 구성하였다.

먼저, 첫 번째 KL 특징벡터 추출기법은 그림 4(a)와 같은 STFT 기법의 시간-주파수 영상에 나타나는 표적 신호 포락선들을 그림 4(b)와 같이 3개로 추출하고, 이 궤적에 내포된 정보를 6차원 특징벡터로 추출하는 방식이다^[12]. 이때, 추출된 특징벡터 $\vec{F}_E = [F_1, F_2, \dots, F_6]^T$ 는 가운데 포락선의 평균값(F_1), 위쪽 및 아래쪽 포락선들 간의 진폭(F_2), 위쪽 포락선의 평균값(F_3), 주파수축에서 가장 큰 에너지를 가지는 주파수(F_4), 위쪽 포락선의 표준편차(F_5), 위쪽 포락선의 주기(F_6)로 구성된다.

다음으로 두 번째 pZ 모멘트 추출기법은 시간-주파수 영상을 그림 5(a)와 같은 주파수-주파수 영상으로 변환하여 표적 신호의 에너지가 영상 가운데 밀집되게 한 후, 그림 5(b)와 같은 2차원 pZ 기저함수(e.g., Z_{22})와의 내적을 통해 영상 모멘트 값을 추출하는 기법이다^[3]. 이때, 기저함수는 총 81개로 구성되며, 그 결과 81차원 특징벡터

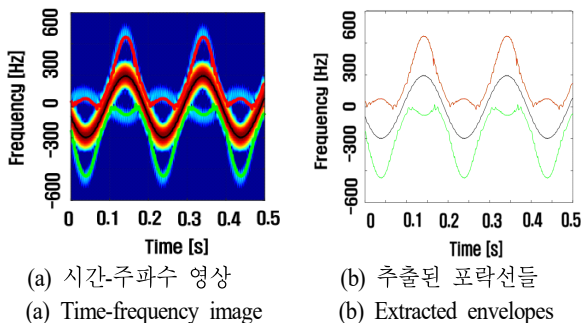


그림 4. KL 특징벡터 추출기법^[12]

Fig. 4. KL feature extraction method^[12].

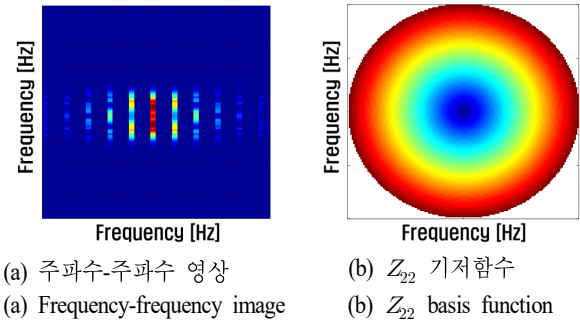


그림 5. pZ 모멘트 추출기법^[3]

Fig. 5. pZ moment extraction method^[3].

$\vec{F}_K = [F_1, F_2, \dots, F_{81}]^T$ 로 추출된다.

마지막으로 세 번째 3DFV 기법은 그림 5(a)와 같은 주파수-주파수 영상에서 3차원 특징벡터 $\vec{F}_{3DFV} = [F_1, F_2, F_3]^T$ 를 추출하는 방식이다^[6]. 이때, F_1 은 주파수-주파수 영상의 1사분면에서 가로방향 주파수축으로 투영된 스펙트럼에서 최대값을 가지는 주파수이며, F_2 는 세로방향 주파수축으로 투영된 스펙트럼에서 나타나는 3 dB 주파수 폭이다. 그리고 F_3 는 탄두 고유의 미세운동 변수 및 특성을 바탕으로 하는 기저함수(세부 수식은 참고문헌 [6] 참조)로 추출된 영상 모멘트 값이다.

3-3 특징벡터 구분

특징벡터 구분 기법은 1) nearest neighbor (NN)^[3], 2) support vector machine (SVM)^[13], 3) 신경망 (neural network)^[13]으로 구성하였다.

먼저, NN 기법은 학습과정(training)이 필요 없는 대표적인 구분기로서, 특징벡터 차원 내 있는 임의의 시험데이터를 기준으로 Euclidean distance가 가장 작은 학습데이터를 찾고, 이 학습데이터에 해당하는 표적 클래스를 최종 표적으로 식별하는 방법이다^[3].

다음으로 SVM 기법은 임의의 시험데이터가 어느 표적 클래스 영역에 속할지 판단하기 위한 비확률적 이진 선형 분류 모델이며, 주어진 학습데이터를 바탕으로 학습하여 형성하는 방법이다^[13].

마지막으로 신경망 기법은 여러 뉴런들로 구성된 신경망 구조를 주어진 학습데이터로 학습시켜, 임의의 시험데

이터가 입력되었을 때, 해당 표적 클래스를 출력하는 대표적인 비선형 분류기이다^[13].

IV. 시뮬레이션 결과

본 절에서는 앞서 언급된 그림 3의 변별 절차에 대한 시뮬레이션 결과를 도시한다. 이때, 시뮬레이션에 사용된 탄두와 기만체 CAD 표적들은 그림 6과 같이 각각 2개의 형상들로 정의되며, PO 및 PTD 기반의 상용수치해석도구 VIRAF를 활용하여 레이다 수신신호를 구성하였다. 그리고 각 표적들에 대한 학습 데이터베이스를 구성하기 위한 시뮬레이션 변수들은 표 1과 같다. 그리고 각 표적당 50개의 시험 데이터는 표 1의 최대, 최소값 범위 사이에서 랜덤하게 선택된다. 최종적으로 변별 성능은 전체 시험데이터 개수에 대한 confusion matrix의 대각성분 비(i.e., P_d)로 정의된다^[13]. 이때, 시뮬레이션은 Intel i7기반의 Window 10 운영체제에서 MATLAB R2017a버전을 활용하여 수행되었다.

시뮬레이션은 그림 3과 같이 3단계에 따라 수행된다. 먼저, 4-1절에서는 앞서 3-1절에서 소개하였던 6가지 시

표 1. 시뮬레이션 변수들

Table 1. Simulation parameters.

Carrier frequency [GHz]	10
Observation time [sec]	0.5
Sampling frequency [kHz]	2
Wave length [m]	0.03
Aspect-angle [deg.]	0, 10, ... 180
Coning frequency [Hz]	5, 6, 7
Coning angle [deg.]	6, 8, 10
Wobble frequency [Hz]	5, 6, 7
Wobble angle amplitude [deg.]	0, 10, ... 360
Polarization	HH
SNR [dB]	-20, -18, ... -2, 0

간-주파수 변환 기법들(e.g., STFT, S-method, reassigned S-method, ZAM, MMCE, BJD) 중 어느 기법이 가장 잡음에 강인한지 판단하기 위하여, 특징벡터 추출과정 없이 2차원 시간-주파수 영상을 NN 구분기로 직접 변별하여 성능을 평가한다. 다음으로 4-2절에서는 잡음에 가장 강인한 시간-주파수 기법을 바탕으로 보다 빠르고 효율적인 변별을 수행하기 위하여, NN 구분기에 3-2절에서 소개되었던 특징벡터 추출기법들을 적용하여 변별 성능을 분석한다. 마지막으로 4-3절에서는 3-3절의 구분 기법들 중 가장 효과적인 방법을 도출한다.

4-1 시간-주파수 변환기법 성능 분석

먼저, SNR=0 dB, 관측각도 90°, 원추 주파수 7 Hz, 원추각도 6°에서 그림 6(a)의 원뿔 형상 탄두 표적에 대한 레이다 수신신호에 6가지 시간-주파수 변환기법들을 적용할 경우, 그림 7과 같이 나타난다. 이때, 가장 기본적인 STFT 기반의 시간-주파수 영상(그림 7(a))은 다른 기법들에 비하여 잡음에 의한 영향이 크게 나타남을 확인할 수 있다.

다음으로 SNR 변화에 따른 각 시간-주파수 변환기법들의 변별성능을 NN 구분기를 통해 그림 8과 같이 분석하였다. 여기서, STFT 기법은 잡음에 가장 취약하였으며, 반면에 ZAM 기법이 가장 잡음에 강인하였다. 이는 식 (8)과 같이 잡음이 존재하는 부분을 ZAM 커널 함수로 적절

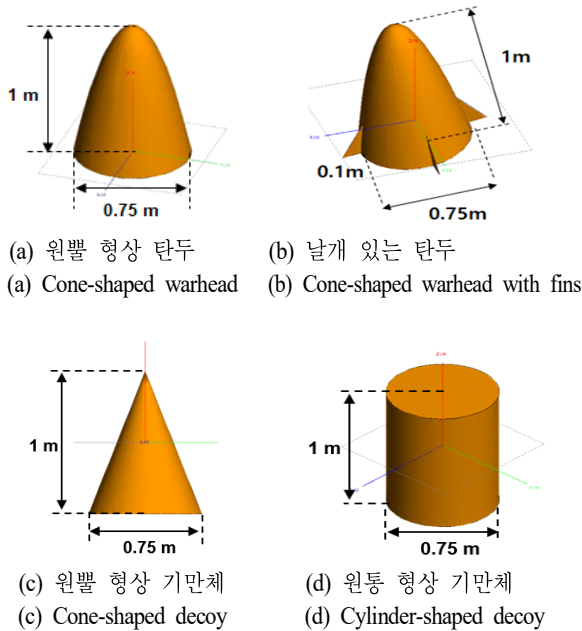


그림 6. 탄두와 기만체의 CAD 모델들

Fig. 6. CAD models for warhead and decoy.

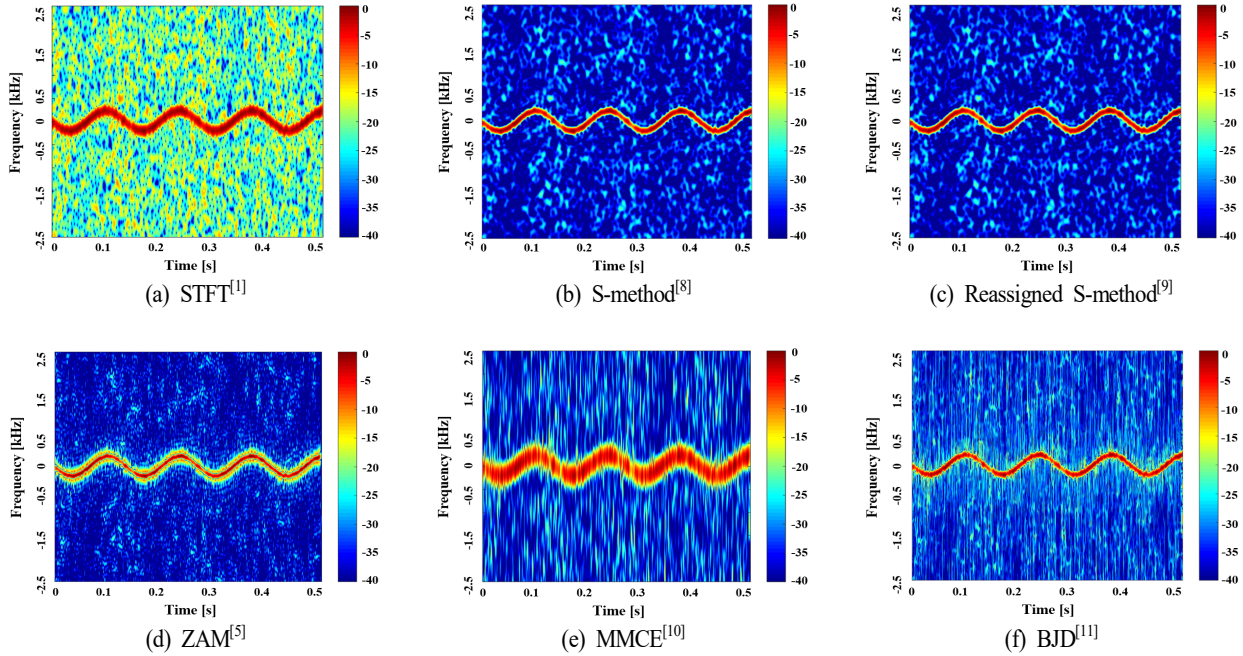


그림 7. 시간-주파수 변환 기법들의 예시

Fig. 7. Representation of the time-frequency transform methods.

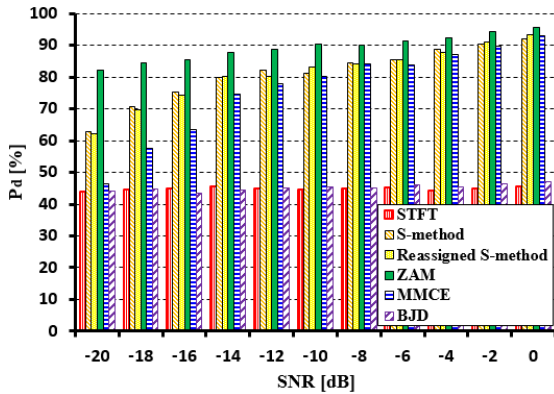


그림 8. 다양한 시간-주파수 변환기법들에 대한 변별 성능 분석

Fig. 8. P_d for various time-frequency methods.

히 제거하였기 때문이다.

마지막으로 변별을 위한 계산시간은 다른 기법들에 비해 STFT가 가장 빠르게 수행됨을 알 수 있다. 하지만, 시간-주파수 변환 과정 및 $N_T \times N_T$ 시간-주파수 영상에 대한 NN 구분과정에서 발생하는 $O(N_T^2 \log N_T + N_T^2)$ 의 연산을 모든 학습데이터 개수에 대해 수행해야 하기 때문에,

표 2. 시간-주파수 변환기법들에 대한 계산시간 비교

Table 2. Comparison of computation time for various time-frequency methods.

Time-frequency methods	Computation time [s]
1) STFT	412.2
2) S-method	486.7
3) Reassigned S-method	489.5
4) ZAM	601.2
5) MMCE	638.6
6) BJD	603.8

여전히 많은 계산시간을 소모하게 된다. 따라서 매우 낮은 SNR 환경인 중간단계에서 탄두와 기만체 간의 변별을 수행하기 위해서는 잡음에 가장 강인한 ZAM 기법을 우선적으로 선택한 후, 효율적인 특징벡터 추출기법 및 구분기법을 적용하여 불필요한 계산량을 줄여야 한다.

4-2 특징벡터 추출기법 성능 분석

앞서 ZAM 기법이 가장 잡음에 강인한 시간-주파수 영상임을 판단하였다. 하지만, 2차원 시간-주파수 영상을

바로 변별에 사용할 경우, 매우 많은 계산시간을 요구하기 때문에, 본 절에서는 ZAM 기법에 대표적인 3가지 특징벡터 추출기법들과 NN 구분기를 적용하여 변별 성능을 분석한다.

시뮬레이션 결과, 3DFV 기법이 낮은 특징벡터 차원에도 불구하고, 그림 9 및 표 3과 같이 높은 변별성능 대비 상대적으로 빠른 계산시간을 보였다. 이는 다른 기법들과 달리 탄두의 미세운동 특성을 바탕으로 한 기저함수를 사용하여, 시간-주파수 영상에서 보다 효율적으로 특징벡터를 추출할 수 있기 때문이다. 반면에, KL 특징벡터 추출기법은 탄두와 기만체의 특징을 최적으로 추출하지 못하였기 때문에 변별성능이 가장 낮았다. 그리고 pZ 모멘트 추출기법의 경우, 시간-주파수 영상의 모든 영역에 대한 특징을 골고루 추출하기 때문에, 잡음에 대한 영향이 3DFV보다 상대적으로 크게 나타났다.

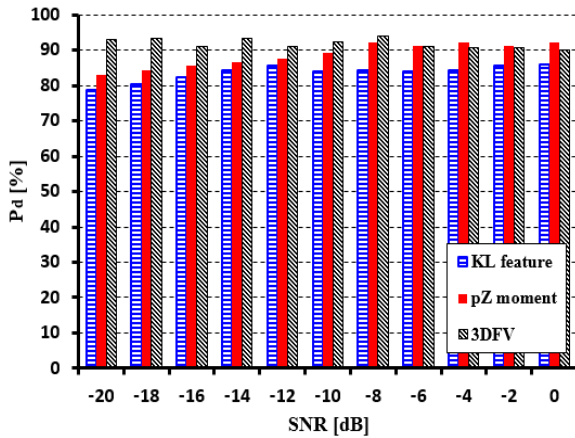


그림 9. 다양한 특징벡터 추출기법들에 대한 변별 성능 분석

Fig. 9. P_d for various feature extraction methods.

표 3. 특징벡터 추출기법들에 대한 계산시간 비교

Table 3. Comparison of computation time for various feature extraction methods.

Feature extraction methods	Computation time [s]
1) KL feature ^[12]	112.1
2) pZ moment ^[3]	132.3
3) 3DFV ^[6]	110.2

최종적으로 탄두의 고유 미세운동 특성에 맞게 특징벡터를 추출하는 3DFV 기법이 ZAM 시간-주파수 영상에 대한 가장 효율적인 특징벡터 추출 기법임을 확인할 수 있었다.

4.3 특징벡터 구분기법 성능 분석

앞서 ZAM 시간-주파수 변환기법과 3DFV 특징벡터 추출기법이 잡음 대비 변별성능과 계산시간 측면에서 가장 효과적임을 확인하였다. 따라서 본 절에서는 ZAM 및 3DFV 기법으로 추출된 3차원 특징벡터에 3가지 특징벡터 구분기법들(e.g., NN, SVM, 신경망)을 적용하여 변별 성능을 분석한다. 이때 신경망 구분기는 1,500개의 뉴런들로 구성된 2개의 layer 구조이며, 사전에 구축된 학습데이터를 바탕으로 100번의 반복학습과정을 수행한다.

시뮬레이션 결과, 그림 10과 같이 변별성능이 나타남을 확인하였다. 먼저, 선형구분기인 SVM은 3차원 특징벡터 공간상에서 탄두와 기만체를 효과적으로 분리하지 못하기 때문에, 가장 낮은 성능이 나타났다. 반면에 NN과 신경망 구분기가 상대적으로 높은 변별성능을 보였다. 하지만 NN 구분기의 경우, 별도의 학습과정이 없는 대신에, 모든 학습데이터들에 대한 비교연산 과정을 요구한다. 이와 달리, 비선형구분기인 neural network는 기 구축된 학습데이터를 바탕으로 학습과정을 사전에 수행하기 때문

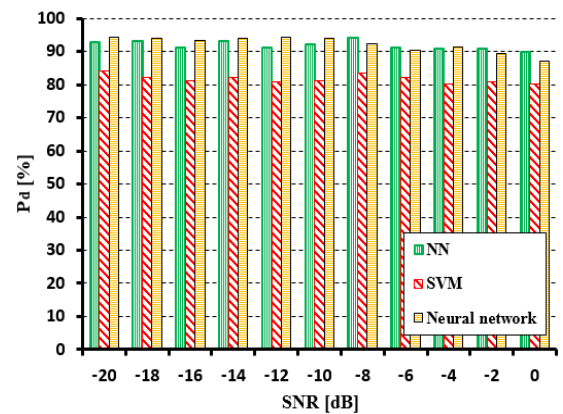


그림 10. 다양한 특징벡터 구분기법들에 대한 변별 성능 분석

Fig. 10. P_d for various feature classification methods.

에 실시간 변별과정에서 NN 구분기보다 상대적으로 적은 계산과정을 요구한다.

최종적으로 ZAM 기법 및 3DFV 기법으로 추출된 3차원 특징벡터는 신경망 구분기를 통해 가장 효과적으로 변별될 수 있음을 확인하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 탄도미사일의 중간단계에서 탄두와 기만체의 변별을 위한 최적의 알고리즘을 도출하였다. 이때, 탄두와 기만체 표적들은 매우 낮은 RCS를 가지기 때문에 잡음에 대한 강인성을 가지는 변별기법이 반드시 요구된다. 그리고 이와 동시에 탄두에 대한 신속한 요격을 위하여 고속의 변별 계산 성능을 추가적으로 요구한다. 따라서 이러한 조건을 충족시키기는 변별 알고리즘을 도출하기 위하여, 1) 시간-주파수 변환, 2) 특징벡터 추출, 3) 특징벡터 구분의 3단계에서 다양한 기법들을 적용하였다. 탄두와 기만체의 CAD 모델들과 VIRAF 도구를 사용한 시뮬레이션 결과, ZAM 기법 기반의 시간-주파수 변환기법이 가장 잡음에 강인하였으며, 3DFV 기법 기반의 특징벡터 추출과정과 신경망 기반의 특징벡터 구분과정을 통해 가장 효율적으로 변별 연산을 수행할 수 있음을 확인하였다.

References

- [1] V. C. Chen, F. Li, S. S. Ho, and H. Wechsler, "Micro-Doppler effect in radar: Phenomenon, model, and simulation study," *IEEE Transactions on Aerospace Electronic System*, vol. 42, no. 1, pp. 2-21, Jan. 2006.
- [2] H. Gao, L. Xie, S. Wen, and Y. Kuang, "Micro-Doppler signature extraction from ballistic target with micro-motions," *IEEE Transactions on Aerospace Electronic System*, vol. 46, no. 4, pp. 1969-1982, Oct. 2010.
- [3] A. R. Persico, C. Clemente, D. Gaglione, C. V. Ilioudis, J. Cao, and L. Pallotta, et al., "On model, algorithms, and experiment for micro-Doppler-based recognition of ballistic targets," *IEEE Transactions on Aerospace Electronic System*, vol. 53, no. 3, pp. 1088-1108, Feb. 2017.
- [4] I. O. Choi, S. H. Kim, J. H. Jung, K. T. Kim, and S. H. Park, "Efficient recognition method for ballistic warheads by the fusion of feature vectors based on flight phase," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 30, no. 6, pp. 487-497, Jun. 2019.
- [5] L. Stankovic, "Auto-term representation by the reduced interference distributions: A procedure for kernel design," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 44, no. 6, pp. 1557-1563, Jun. 1996.
- [6] I. O. Choi, J. H. Jung, K. T. Kim, L. Riggs, S. H. Kim, and S. H. Park, "Efficient 3DFV for improved discrimination of ballistic warhead," *Electronics Letters*, vol. 54, no. 25, pp. 1452-1454, Dec. 2018.
- [7] I. O. Choi, S. H. Park, K. B. Kang, and K. T. Kim, "Modeling method of receiving radar signals from warhead and decoy with micro-motion," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 30, no. 3, pp. 243-251, Mar. 2019.
- [8] L. Stankovic, T. Thayaparan, and M. Dakovic, "Signal decomposition by using the S-method with application to the analysis of HF radar signals in sea-clutter," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 54, no. 11, pp. 4332-4342, Nov. 2006.
- [9] I. Djurović, L. Stanković, "Time-frequency representation based on the reassigned S-method," *Signal Processing*, vol. 77, no. 1, pp. 115-120, Aug. 1999.
- [10] A. Franco, M. Prat, "Parameter estimation of multicomponent signals using minimum cross entropy time-frequency distributions," in *Proceedings of 3rd International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis(TFTS-96)*, Paris, 1996, pp. 321-324.
- [11] E. Cordero, M. de Gosson, and F. Nicola, "On the reduction of the interferences in the Born-Jordan distribution," *Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 44, no. 2, pp. 230-245, 2018.
- [12] S. Björklund, T. Johansson, and H. Petersson, "Target classification in perimeter protection with a micro-

Doppler radar," in *2016 17th International Radar Symposium(IRS)*, Krakow, 2016, pp. 1-5.

[13] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stock, *Pattern*

Classification, 2nd ed. John Wiley & Sons, New York, NY, 2001.

최 인 오 [국방과학연구소/선임연구원]

<http://orcid.org/0000-0002-0410-1066>



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

연구원

[주 관심분야] 탄도미사일 방어시스템, 생체신호탐지, 미세도플러 분석, 다중편파 SAR 영상 보정, 레이더 표적 식별, FMCW 차량 레이더 및 LiDAR 등

김 경 태 [포항공과대학교/정교수]

<https://orcid.org/0000-0003-1200-5282>



1994년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학사)
1996년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학석사)
1999년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과 (공학박사)
2002년 3월~2011년 2월: 영남대학교 전

자공학과 교수

2011년 3월~현재: 포항공과대학교 전자전기공학과 교수
2012년 9월~2017년 12월: 레이더/IR 표적식별 특화연구실실장
2018년 1월~현재: 무인감시정찰기술연구센터장
[주 관심분야] 레이더 신호 처리 및 영상, 레이더 표적인식 및 패턴인식, 전자기수치해석 및 RCS 측정

정 주 호 [포항공과대학교/연구교수]

<https://orcid.org/0000-0001-7087-8079>



1991년 2월: 공군사관학교 전자공학과 (공학사)
1995년 2월: 서울대학교 전자공학과 (공학사)
1998년 2월: 포항공과대학교 전자전기공학과(공학석사)
2007년 2월: 포항공과대학교 전자전기공

학과(공학박사)

2013년 2월: 고려대학교 경영학과(MBA)
2013년 3월~현재: 한백에너지 대표이사
2016년 1월~2017년 12월: 포항공과대학교 국방 R/D 전략 및 기술협력센터 센터장
2018년 11월~현재: 포항공과대학교 기계공학과 연구교수
[주 관심분야] 전력단지 EMI/EMC, 포탄 RCS 분석, 레이더 표적식별, 방산경제 및 R/D 전략 등

박 상 홍 [부경대학교/정교수]

<http://orcid.org/0000-0001-8512-1431>



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

과 정교수

[주 관심분야] 미세도플러 분석, 전력단지 EMI/EMC 분석, 레이더 표적인식, 레이더영상, 레이더 신호처리 등