

운동학적 특징을 이용한 다기능 레이더 표적 분류

Target Classification for Multi-Function Radar Using Kinematics Features

송 준 호 · 양 은 정

Junho Song · Eunjung Yang

요 약

대공 레이더에서 표적의 분류는 대 탄도탄 모드 수행의 가장 중요한 부분 중 하나이다. 대 탄도탄 모드에서는 항공기와 탄도탄을 분류하여 각 표적에 따른 대응 방법을 결정한다. 표적 분류의 속도와 정확도는 적의 공격에 대한 대응 능력과 직접적인 관련이 있으므로, 효율적이고 정확한 표적 분류 알고리즘이 필수적이다. 일반적으로, 레이더는 표적 분류를 위해 JEM(Jet Engine Modulation) 및 HRR(High Range Resolution), ISAR(Inverse Synthetic Array Radar) 영상 등을 사용하는 데, 이러한 기법들은 표적 분류를 위한 별도의(광대역 등) 레이더 파형과 DB(Data Base) 및 분류 알고리즘을 요구한다. 본 논문은 별도의 파형 없이 실제 다기능 레이더에서 적용 가능한 표적 분류 기법을 제안한다. 특징 벡터로 추적 시 얻은 표적의 운동학적인 특징(kinematics features)을 이용하여 레이더 하드웨어 및 시간 관점에서 레이더 자원을 아끼고, 구현이 간단하여 빠르고 상대적으로 정확한 퍼지 논리(fuzzy logic)를 분류 알고리즘으로 사용하여 실제 환경에서의 적용성을 높였다. 항공기의 실측 데이터와 탄도탄의 모의 신호를 사용하여 제안한 분류 알고리즘의 성능과 적합성을 증명하였다.

Abstract

The target classification for ballistic target(BT) is one of the most critical issues of ballistic defence mode(BDM) in multi-function radar(MFR). Radar responds to the target according to the result of classifying BT and air breathing target(ABT) on BDM. Since the efficiency and accuracy of the classification is closely related to the capacity of the response to the ballistic missile offense, effective and accurate classification scheme is necessary. Generally, JEM(Jet Engine Modulation), HRR(High Range Resolution) and ISAR(Inverse Synthetic Array Radar) image are used for a target classification, which require specific radar waveform, data base and algorithms. In this paper, the classification method that is applicable to a MFR system in a real environment without specific waveform is proposed. The proposed classifier adopts kinematic data as a feature vector to save radar resources at the radar time and hardware point of view and is implemented by fuzzy logic of which simple implementation makes it possible to apply to the real environment. The performance of the proposed method is verified through measured data of the aircraft and simulated data of the ballistic missile.

Key words: Kinematics Features, Multi-Function Radar, Target Classification, Fuzzy Logic

I. 서 론

기존의 대공 레이더는 주로 항공기의 탐지 및 추적에 초점을 맞추고 있었으나, 현대의 전장에서는 비대칭 무기

로써 탄도탄의 비중이 커지고, 이에 따른 위협 또한 커지고 있다. 이 같은 환경에서 대공 레이더는 대 탄도탄 모드를 두어 탄도탄의 탐지, 추적 및 대응 기능을 수행하도록 진화하였다.

국방과학연구소(Agency for Defense Development)

· Manuscript received October 20, 2014 ; Revised March 11, 2015 ; Accepted March 20, 2015. (ID No. 20141020-084)

· Corresponding Author: Eunjung Yang (e-mail: ejyang@add.re.kr)

대 탄도탄 모드에서 가장 중요한 기능 중 하나는 탐지된 표적의 분류로, 우선 탄도탄인지 항공기인지를 빠르고 정확하게 분류해야 한다. 표적 분류의 속도와 정확도는 레이더의 성능뿐 아니라, 적의 공격에 대한 대응 능력에 직접적인 영향을 준다. 추적 중인 표적이 탄도탄인지 항공기인지 판단할 수 없는 경우, 레이더는 지속적인 능동 추적(active track)을 수행한다. 이 표적이 항공기인 경우, 불필요한 능동 추적으로 레이더의 자원이 낭비되고, 탄도탄인 경우에는 공격에 대한 대처가 늦어질 위험성이 있다.

일반적으로, 레이더는 표적 분류를 위해 JEM(Jet Engine Modulation) 및 HRR(High Range Resolution), ISAR(Inverse Synthetic Aperture Radar) 영상을 많이 이용한다. 관련 연구들은 최근 몇 년 동안 많은 연구자들에 의해 진행되었는데^{[4]~[11]}, 이 같은 방법들은 기본적으로 표적 분류를 위한 별도의(광대역 등) 레이더 파형과 신호처리 알고리즘 및 DB(Data Base)가 필요하다. 이를 위해 추가적인 레이더 하드웨어가 요구되며, 표적 분류를 위한 파형을 송수신해야 하므로 시간 관점에서 많은 레이더 자원이 쓰인다.

본 논문에서는 별도의 추가 파형 없이, 기존 레이더에서 얻은 운동학적 특징(kinematics features)을 이용한 분류 방법을 제안한다. 이는 항공기와 탄도탄의 운동학적 특성이 상이하다는 사실을 이용한 기법으로, 운동학적 특징들은 표적의 고도, 속도, 가속도 등이다. 이 특징들은 표적의 추적과정에서 쉽게 얻을 수 있으므로 특징 추출을 위한 추가적인 레이더 파형과 처리 자원이 필요 없다.

한편, 표적 분류를 위해 인공지능 전문가 시스템(Expert System of Artificial Intelligence) 분야의 알고리즘을 적용할 수 있는데, 분류를 위한 기법(classifier)은 크게 Bayesian 방법과 non-Bayesian 방법으로 나눌 수 있다(그림 1). Bayesian 기법은 조건부 확률(conditional probability)에 Bayes' rule을 적용한 식 (1)을 기반으로 하고, 이론적으로 최적화된 분류 방법이다^[2].

$$P[B_j|A] = \frac{P[A \cap B_j]}{P[A]} = \frac{P[A|B_j]P[B_j]}{\sum_{k=1}^n P[A|B_k]P[B_k]} \quad (1)$$

A는 측정된 특징 값이고, B_j는 분류대상(class)을 의미

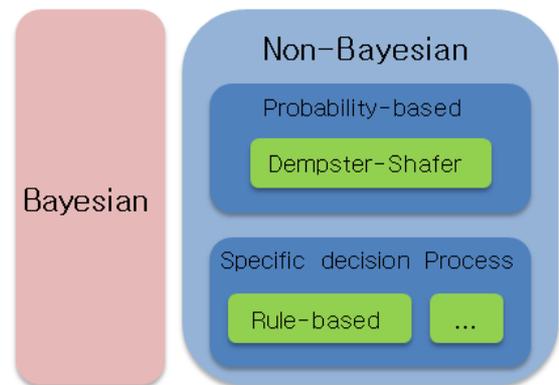


그림 1. 표적 분류에 사용될 수 있는 알고리즘
Fig. 1. The algorithms for target classification.

한다. 제안하는 방법에서 사용하는 탄도탄 표적의 측정된 특징은 고도, 속도, 가속도 등이고, 이에 대하여 표적이 탄도탄 혹은 항공기일 조건부 확률을 비교하여 분류한다. Bayesian 방법은 수학적으로 명확한 반면, 필요한 확률을 실제 환경에서 얻기 어렵다는 단점이 있다. 일반적으로 확률은 수신 데이터 혹은 사전 정보로부터 추정하는데, 이러한 정보나 데이터가 부족한 경우에는 사전적인 계산이나 사후적인 실험으로 확률 값을 구하기 어렵고, 설사 추정이 가능하다고 하더라도 신뢰도가 떨어진다. 특히 탄도탄 분류에서는 적의 탄도탄 표적에 대한 정보가 부족한 상황이므로, 이 기법을 적용하는 것은 적절치 못하다.

Non-Bayesian 기법은 실제 탄도탄 분류에 적용 가능한 방법으로, 이는 다시 확률을 이용하는 probability based 방법과 확률을 이용하지 않는 기법으로 나눌 수 있다. 각 기법의 대표적인 알고리즘으로 Dempster-Shafer와 Rule-Based 방법이 있다^[1].

Dempster-Shafer는 probability based 방법의 대표적인 알고리즘으로 수학적인 증거 이론을 바탕으로 Bayesian의 객관적인 확률을 주관적인 확률로 일반화한 방법이다^[3]. 이 알고리즘은 탄도탄 분류에 적용 가능하고 의미 있는 성능을 내지만, 확장성이 떨어지는 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 실제 환경에서 탄도탄 분류에 적합한 Rule-Based 방식에 초점을 맞추었다. 이는 non-Bayesian 방법 중 확률을 이용하지 않는 형태로 if-then-else로 표현할 수 있는 논리 기반(logic-based)의 알고리즘이다^[1]. Rule-Based 기법은 구현이 간단하여 분류 속도가 빠르고, 확장

성이 좋으므로 탄도탄 분류 알고리즘으로 적절하다.

본 논문에서는 운동학적 특징들을 기반으로 Rule-Based 방식 중 하나인 fuzzy logic을 적용한 탄도탄 분류 알고리즘을 제안하였다. 이는 실제 다기능 레이더의 대탄도탄 모드에 적용 가능하며, 필요에 따라 탄도탄뿐 아니라, 다른 중요 표적 분류를 위해 확장이 가능하다. 제안한 알고리즘은 적은 레이더 자원으로 실제 환경에서 적용 가능하며 신뢰할만한 성능을 낸다.

II장에서는 대탄도탄 다기능 레이더의 운용환경에 대하여 설명하고, III장에서는 제안한 표적 분류 알고리즘에 대한 내용을 기술한다. IV장에서는 항공기의 실측 데이터와 탄도탄의 모의 신호를 사용하여 제안한 분류 알고리즘의 성능과 적합성을 증명하고, V장에서 결론을 맺는다.

II. 대탄도탄 다기능 레이더

대탄도탄 다기능 레이더는 탄도탄 방어를 위해 방어 공간의 표적을 탐색하고, 표적이 탐지(detect)되면 확인(confirm)/획득(acquisition) 과정을 거쳐 초기 추적(initial track) 상태에 들어간다. 이 상태에서 우선 탄도탄인지 항공기인지 분류하여, 표적이 항공기로 분류되면 TWS(Track While Scan)으로 관리하고, 탄도탄으로 분류되면 능동추적(active track)을 수행한다. 추적 중인 탄도탄이 사정거리 안으로 다가오면 유도탄을 발사하여 유도탄이 탄도탄을 격추할 때까지 유도탄의 포착/추적을 수행한다. 이와 같은 대탄도탄 모드의 수행과정은 그림 2에 설명되어 있

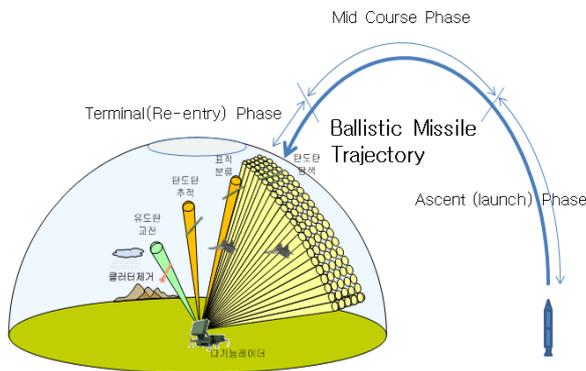


그림 2. 대탄도탄 다기능 레이더의 탄도탄 방어모드
Fig. 2. Ballistic defence mode of multi function radar.

다. 일반적으로 탄도탄의 궤적은 ascent(launch) phase, mid course phase, terminal(re-entry) phase로 나뉘는데, 교전 레이다는 terminal(re-entry) phase에서 탄도탄을 방어한다.

탄도탄 방어를 위해서 교전 레이다의 추적 정확도가 중요한데, 추적 정확도를 유지하기 위해 탐지된 표적의 위치에 직접 빔을 방사하는 능동 추적이 필요하다. 다기능 레이더의 시간 자원 측면에서 가능한 능동 추적의 개수는 한계가 있으므로, 탐지된 표적이 탄도탄일 경우에만 능동 추적을 수행한다. 이를 위해 탐지된 표적의 빠르고 정확한 분류가 필수적이다.

III. 표적 분류 알고리즘

본 논문에서는 운동학적 특징들을 기반으로 fuzzy logic을 적용한 탄도탄 분류 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘에서 사용하는 특징(feature)은 가장 널리 사용되고, 일반 표적 추적 시 얻을 수 있는 고도, 속도, 가속도이다. 이렇게 얻은 특징들을 이용하여 fuzzy logic을 적용하여 표적을 분류하는데, fuzzy logic의 특성상 여러 개의 특징들을 사용할 경우, 알고리즘의 신뢰도를 높일 수 있다. 그림 3은 제안하는 표적 분류 알고리즘의 순서도를 나타내는 것으로 각 단계별 자세한 내용은 아래와 같다.

첫 단계인 특징 추출(feature extraction) 단계에서는 레이더의 능동 추적에서 얻은 정보로부터 표적 분류에 사용할 특징들을 추출한다. 우선 고도 h 는 식 (2)로부터 구할 수 있는데, 여기에서 R 은 레이더에서 표적까지의 거리(range), θ 는 표적의 고각으로 레이더에서 얻은 정보이고, R_e 는 지구반지름, h_r 은 레이더의 고도로 미리 알고 있는 값이다.

$$h = \sqrt{R^2 + (R_e + h_r)^2 + 2R(R_e + h_r)\sin\theta} - R_e \quad (2)$$

속도 v 는 추적에서 얻은 속도 벡터 $[v_x, v_y, v_z]^T$ 로부터 다음의 식 (3)과 같이 얻을 수 있고, 이 때의 속도는 절대속도이다.

$$v = \sqrt{v_x^2 + v_y^2 + v_z^2} \quad (3)$$

가속도 역시 추적에서 얻은 가속도 벡터 $[a_x, a_y, a_z]^T$ 를 이용하여 식 (4)와 같이 구할 수 있다.

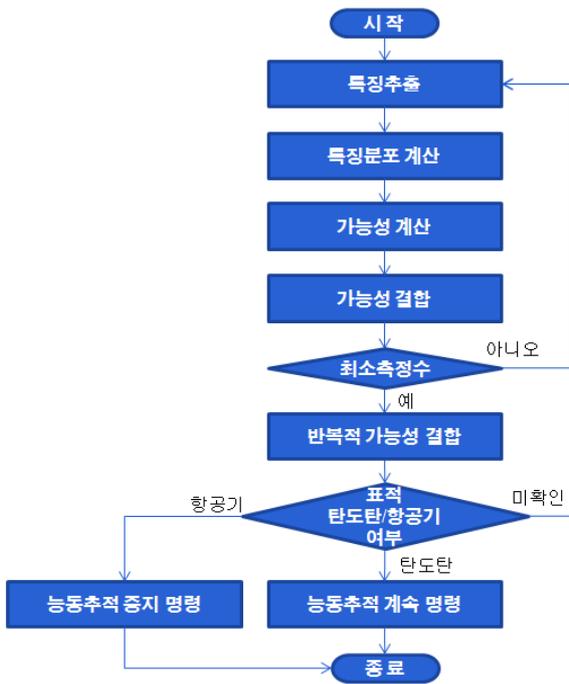


그림 3. 표적 분류 순서도
Fig. 3. The flowchart of target classification.

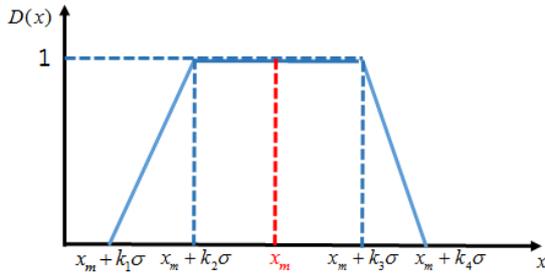


그림 4. 특징 분포
Fig. 4. The density of feature.

$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (4)$$

특징 분포 계산(density of feature) 단계는 특징 값의 분포 $D(x)$ 를 계산하는 단계로, 전 단계에서 추출된 특징들이 잡음이나 측정 오차에 의해 정확한 값이 아니므로, 실제 값은 추출된 값을 중심으로 그림 4와 같은 분포를 따른다고 가정한 것이다. x_m 은 특징별(고도, 속도, 가속도) 측정값, σ 는 각 특징별 분산 값이고, k_1, k_2, k_3, k_4 는 상수 값이다. 식 (5)~(7)은 각각 고도, 속도, 가속도의 분

산을 나타낸다.

$$\sigma_h^2 = \sin^2\theta \cdot \sigma_R^2 + R^2\cos^2\theta \cdot \sigma_\theta^2 \quad (5)$$

$$\sigma_v^2 = \left(\frac{v_x}{v}\right)^2 \sigma_{v_x}^2 + \left(\frac{v_y}{v}\right)^2 \sigma_{v_y}^2 + \left(\frac{v_z}{v}\right)^2 \sigma_{v_z}^2 \quad (6)$$

$$\sigma_a^2 = \left(\frac{a_x}{a}\right)^2 \sigma_{a_x}^2 + \left(\frac{a_y}{a}\right)^2 \sigma_{a_y}^2 + \left(\frac{a_z}{a}\right)^2 \sigma_{a_z}^2 \quad (7)$$

여기에서 σ_R 은 거리의 분산, σ_θ 는 고각의 분산, σ_{v_x} 는 v_x 의 분산, σ_{v_y} 는 v_y 의 분산, σ_{v_z} 는 v_z 의 분산, σ_{a_x} 는 a_x 의 분산, σ_{a_y} 는 a_y 의 분산, σ_{a_z} 는 a_z 의 분산으로 주어진 레이다 파라미터를 이용하여 계산할 수 있다. 특징 분포의 k_1, k_2, k_3, k_4 는 경험적으로 결정한다.

가능성 계산 단계에서의 계산을 위해 특징 멤버십 함수(Membership Function of Feature)가 필요하다. 특징 멤버십 함수 $M(x)$ 는 표적 분류 항목(항공기, 탄도탄)에 따라 각 특징 값의 가능한 범위를 나타내는 함수이다. 그림 5는 특징 멤버십 함수의 일반적 형태를 보여주는 그림으로, 함수를 정의하는 파라미터 x_1, x_2, x_3, x_4 는 경험적으로 정해진다. 일반적으로 알고리즘을 적용하기 전에 멤버십 함수를 알고 있다.

가능성 계산(Possibility Computation)은 특징의 분포와 멤버십 함수를 이용하여 계산하며, 이는 식 (8)에 표현되어 있다^[4]. 이 때, $D_i(x)$ 는 i 번째 특징의 분포 함수, $M_{ij}(x)$ 는 j 번째 분류 항목의 i 번째 특징의 멤버십 함수를 의미하고, P_{ij} 는 j 번째 분류 항목의 i 번째 특징의 가능성 값이다. 그림 6의 실선이 $\min[D_i(x), M_{ij}(x)]$ 이

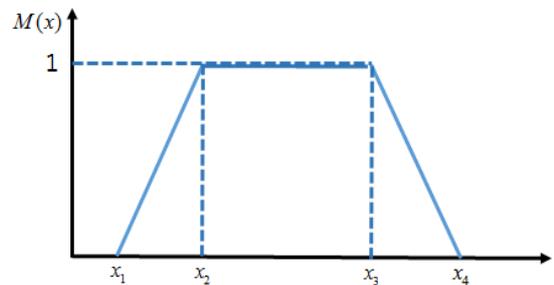


그림 5. 특징 멤버십 함수
Fig. 5. The membership function of feature.

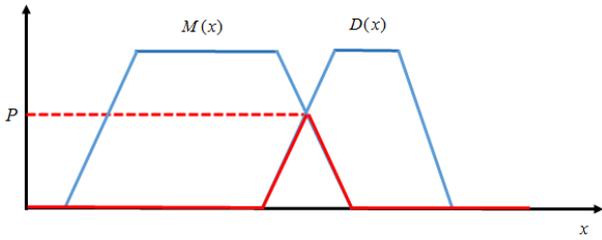


그림 6. 가능성 계산
Fig. 6. The computation of possibility.

고, 이중 최대값이 가능성 P_{ij} 이다. 특징의 개수를 N , 분류의 개수를 M 이라고 하면, 총 MN 개의 가능성 값을 얻는다. 이렇게 얻어진 값들을 종류 별로 묶는 과정이 가능성 결합 단계이다.

$$P_{ij} = \max_{\forall \text{ values of } x} \left\{ \min [D_i(x), M_{ij}(x)] \right\} \quad (8)$$

$i = 1, 2, \dots, N \quad j = 1, 2, \dots, M$

가능성 결합(merging of possibility)은 각 분류 항목에 대하여, 특징(고도, 속도, 가속도)별 가능성 값 중 최소값을 선정한다. 식 (9)는 결합된 가능성을 계산하는 수식으로 P_{mj} 는 j 번째 분류 항목의 가능성 값이다.

$$P_{mj} = \min_i \{ P_{ij} \} \quad (9)$$

$i = 1, 2, \dots, N \quad j = 1, 2, \dots, M$

가능성 결합 단계에서 이미 각 분류 항목의 가능성 값을 얻었으므로 이를 바탕으로 표적을 분류할 수 있다.

반복적 가능성 계산(iterating of possibility) 단계에서는 신뢰도를 높이기 위해 여러 번 측정하여 가능성 값을 계산한다. 식 (10)은 반복적 가능성을 계산하는 수식으로, $P_{mj}^{(k)}$ 는 k 번째 반복(iteration)의 가능성 결합 단계에서 얻은 j 번째 분류 항목의 가능성 값이고, p 는 현재 반복 지점, L 은 원하는 반복수이다. L 번의 반복으로부터 얻은 가능성 값을 모두 곱하여 얻은 j 번째 분류 항목의 최종 가능성 값이 P_{cj} 이다.

$$P_{cj} = \prod_{k=p-L+1}^p P_{mj}^{(k)} \quad (10)$$

표 1. 표적 판단 로직
Table 1. Decision rule.

P(BT)	P(ABT)	Output
O	O	Unknown
O	X	BM
X	O	ABT
X	X	Unknown

이렇게 계산된 반복적 가능성 값으로 표적 분류를 결정한다. M 개의 P_{cj} , $j = 1, 2, \dots, M$ 중 m 번째 값이 임계치(threshold) C 보다 크거나 같고, 나머지 분류 항목의 가능성 값이 임계치보다 작으면 표적을 분류 m 이라고 판단한다. 만일 두 개 이상이 임계치보다 크거나 같으면 표적을 미확인(unknown)으로 판단한다. 표 1은 ballistic target(BT)과 air breathing target(ABT) 2개의 분류항목을 구분하는 경우의 판단 로직이다. O는 임계치 이상인 경우를, X는 임계치보다 작은 경우를 의미한다.

계산한 가능성 값과 판단 로직으로 표적이 탄도탄으로 분류되면 능동 추적을 계속하고, 항공기로 분류되면 능동 추적을 중지한다. 그리고 미확인으로 분류되면 본 알고리즘을 분류될 때까지 계속한다.

앞의 알고리즘을 요약하여 정리하면 아래와 같다.

[표적분류 알고리즘]
1. 레이더 추적 정보로부터 표적 분류를 위한 특징 추출.
2. 각 특징 분포 $D_i(x)$ 계산
3. 특징 분포 $D_i(x)$ 와 멤버십 함수 $M_{ij}(x)$ 를 이용하여 가능성 값 P_{ij} 계산
4. 분류 항목별로 가능성 결합 P_{mj}
5. 반복 측정을 통해 얻은 가능성 값 결합 P_{cj}
6. 측정된 가능성 값을 문턱치와 비교하여 분류
7. 탄도탄일 경우 능동 추적 유지, 항공기일 경우 능동 추적 중지, 미확인 표적인 경우 분류될 때까지 알고리즘 수행

IV. 성능 분석

제안한 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 탄도탄과 항

공기의 모의 궤적을 생성하여 모의실험을 수행하였다. 각 경우, 10,000번의 몬테-칼로(Monte-Carlo) 시뮬레이션을 수행하고, 이를 분석하였다. 또한, 실제 레이더에서의 적용성을 판단하기 위해 실측 항공기 궤적을 이용하여 성능을 검증하였다.

4.1 탄도탄 표적 궤적

탄도탄은 SRBM(Short Range Ballistic Missile) 급을 가정하고, 탄도탄 궤적을 생성하기 위해서 식 (11)의 탄도탄 가속도 모델을 사용하였다.

$$\left[\frac{d^2 \vec{R}}{dt^2} \right]_{\{R\}} = \vec{g}(h) - \frac{1}{2} \frac{\rho(h)}{\beta} V \vec{V} - 2 \vec{\Omega}_E \times \vec{V} \quad (11)$$

이 경우, \vec{R} 은 탄도탄의 위치 벡터, $\vec{g}(h)$ 는 고도 h 에 따른 중력, $\rho(h)$ 는 고도 h 에 따른 대기밀도, β 는 탄도계수, V 는 탄도탄의 속력, \vec{V} 은 탄도탄의 속도 벡터, $\vec{\Omega}_E$ 는 지구자전 각속도를 의미한다. 탄도탄에는 중력, 공기역학으로 발생하는 힘, 지구자전으로 인한 코리올리 힘이 작용하게 되는데, 이러한 힘에 의해 식 (11)을 얻을 수 있다.

탄도탄의 궤적은 식 (11)의 가속도를 2번 적분하여 얻을 수 있고, 이 경우 초기 속도와 초기 위치벡터를 알아야 한다. 본 논문에서는 그림 7과 같은 궤적 시나리오를 사용하여 3가지 CASE에 대하여 모의실험을 진행하였다.

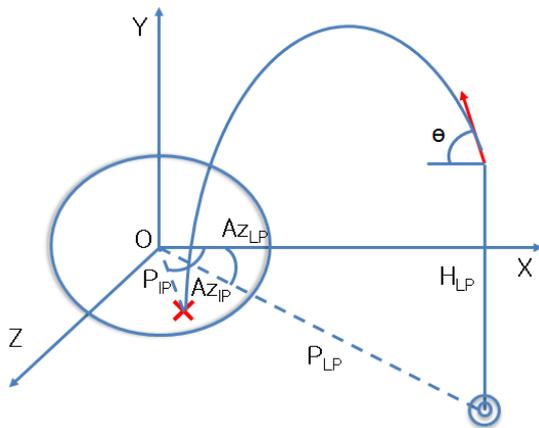


그림 7. 탄도탄 궤적 시나리오
Fig. 7. The scenario of ballistic missile.

표 2. 탄도탄 궤적 시나리오 파라미터
Table 2. The parameters of ballistic missile.

	CASE 1	CASE 2	CASE 3
$P_{LP}[\text{km}]$	600	600	600
$Az_{LP}[^{\circ}]$	60	60	60
$H_{LP}[\text{km}]$	90	90	90
$\theta[^{\circ}]$	$\sim U[20, 70]$	45	$\sim U[20, 70]$
$P_{IP}[\text{km}]$	50	$\sim U[0, 100]$	$\sim U[0, 100]$
$Az_{IP}[^{\circ}]$	30	$\sim U[0, 360]$	$\sim U[0, 360]$

이 때 레이더는 원점에 위치해 있다고 가정한다. CASE 1은 탄도탄의 발사지점(◎)과 탄착지점(X)은 고정된 상태에서 발사각 θ 를 20도에서 70도 사이의 범위에서 uniform 랜덤($\theta \sim U[20, 70]$)으로 궤적을 생성하고, CASE 2는 발사지점과 발사각을 고정된 상태에서 탄착지점을 반경 100 km 이하에 랜덤으로 궤적을 생성했다. CASE 3은 발사지점만 고정하고, 발사각과 탄착지점을 랜덤으로 궤적을 생성했다. 각 CASE에서는 표 2의 파라미터를 이용하여 초기 위치 벡터를 계산할 수 있고, 초기 속도는 2,000 m/s로 두어 궤적을 생성하였다.

4.2 항공기 표적 궤적

항공기 표적은 등속운동을 하는 경우와 등가속 운동을 하는 두 가지 CASE에 대하여 모의실험하였고 이에 대한 궤적은 식 (12)와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{CASE1: } \vec{R} &= \vec{R}_o + \vec{V}t \\ \text{CASE2: } \vec{R} &= \vec{R}_o + \vec{V}_o t + \frac{1}{2} \vec{A}t^2 \end{aligned} \quad (12)$$

\vec{R} 은 위치 벡터, \vec{R}_o 는 초기 위치 벡터, \vec{V} 는 속도 벡터, \vec{V}_o 은 초기 속도 벡터, \vec{A} 는 가속도 벡터이다.

표 3의 파라미터와 식 (12)를 통해 항공기 궤적을 생성할 수 있고, 이 때 CASE 1은 등속 운동을 하는 항공기로 속도는 20~1,000 m/s 범위의 uniform 랜덤으로($v_x, v_y, v_z \sim U[20, 800]$) 궤적을 생성하였다. CASE 2는 등가속 운동의 항공기를 가정하고, 가속도를 0에서 10 g까지 uniform 랜덤($a_x, a_y, a_z \sim U[0, 10 g]$)으로 궤적을 생성하였다.

표 3. 항공기 궤적 시나리오 파라미터

Table 3. The parameters of air breathing target.

	CASE 1	CASE 2
V [m/s]	$[v_x, v_y, v_z]$	-
A [m/s]	-	$[a_x, a_y, a_z]$
V_0 [m/s]	-	$[-100 \ 0 \ 0]$
R_0 [m/s]	$[200 \ 10 \ 100]$	$[200 \ 10 \ 100]$

4.3 모의궤적을 이용한 모의실험 결과

우선 탄도탄 모의 궤적 CASE 1에서 발사각 25도, 40도, 50도에 대한 3개의 궤적 시나리오에 대한 결과를 살펴본다. 그림 8은 각 궤적을 나타내고, 그림 9는 알고리즘을 통해 얻은 반복적 가능성 $P_{cj}(j = 1, 2)$ 를 시간에 따라 도시한 것이다.

실선은 탄도탄의 반복적 가능성, 점선은 항공기의 반복적 가능성이고, 측정 시점으로부터 100초 동안의 결과이다. 결과에서 알 수 있듯이, 모든 발사각에 대하여 반복적 가능성이 탄도탄은 1이고, 항공기는 0으로 알고리즘에 의해 탄도탄으로 분류된다.

항공기 모의 궤적에 대하여서도 마찬가지로 분류 결과를 얻을 수 있다. 다양한 환경에서의 알고리즘 검증을 위해 4-1, 4-2절의 각 CASE마다 랜덤 파라미터의 궤적에

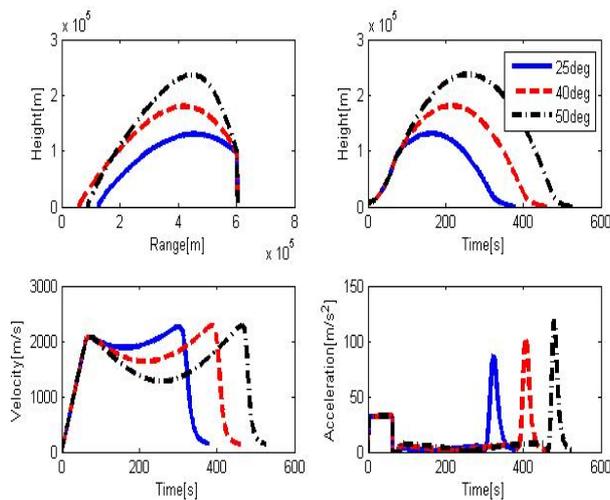


그림 8. 탄도탄의 궤적
Fig. 8. The path of ballistic missile.

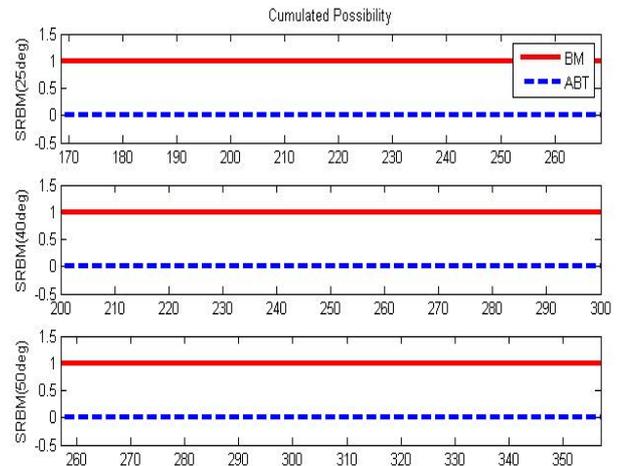


그림 9. 탄도탄 시뮬레이션 결과
Fig. 9. The results of ballistic missile.

표 4. 시뮬레이션 결과

Table 4. The results of total simulation.

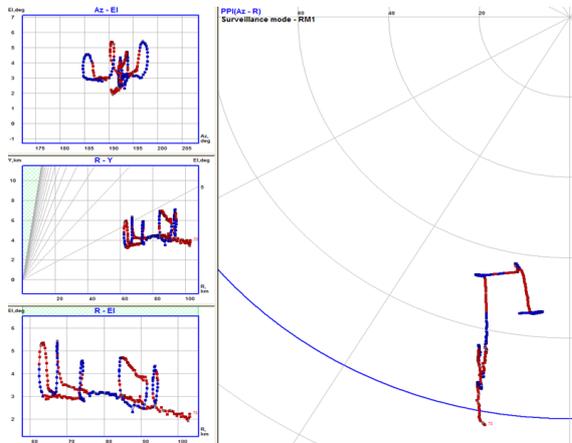
CASE	탄도탄			항공기	
	1	2	3	1	2
분류성공확률(%)	100	100	100	97.65	100

대하여 몬테-칼로(Monte-Carlo) 시뮬레이션 10,000번을 수행하여 표 4와 같은 분류 결과를 얻을 수 있다. 분류 성공 확률은 항공기 CASE 1 경우 97.65%를 제외하고, 나머지 경우는 100%로 분류가 잘 이루어지는 것을 확인할 수 있다.

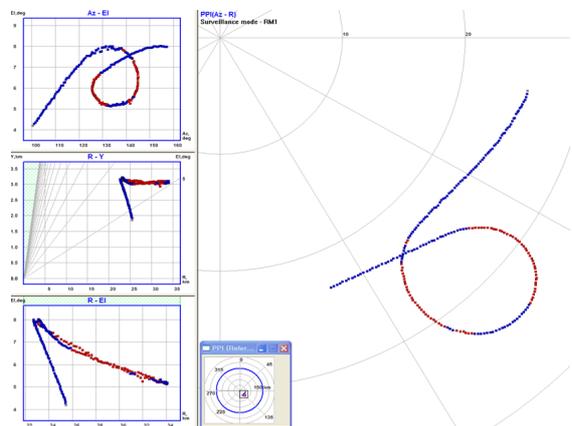
4.4 실측 항공기 데이터의 모의실험 결과

제안한 알고리즘의 적용성을 검증하기 위해 실제 레이다로 측정된 다양한 항공기 궤적 데이터를 이용하여 모의실험 하였다. 여러 항공기의 궤적중 대표적으로 기동에 따라 3가지 경우(1: 급기동, 2: 회전기동, 3: 직선기동)에 대하여 고려하였다. 그림 11은 각 기동에 대한 항공기 궤적으로, 왼쪽 위는 방위각-고각(Az-El), 왼쪽 중간은 거리-고도(R-H), 왼쪽 아래는 거리-고각(R-El), 오른쪽은 방위각-거리(Az-R) 궤적을 보여준다.

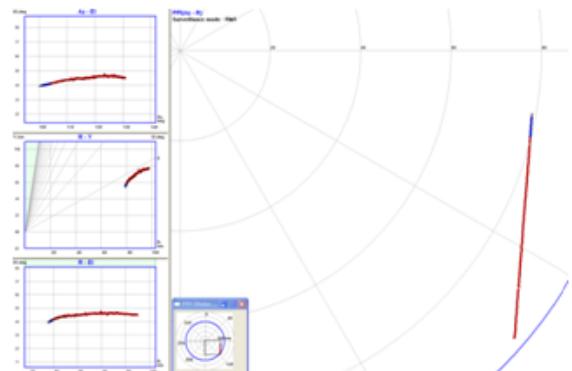
그림 11은 이와 같은 측정 궤적을 이용하여 알고리즘을 적용한 결과로 반복적 가능성 P_{cj} 를 표시한 것이다.



(a) 항공기 1 궤적
(a) The path of ABT 1

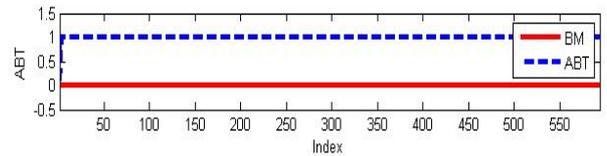


(b) 항공기 2 궤적
(b) The path of ABT 2

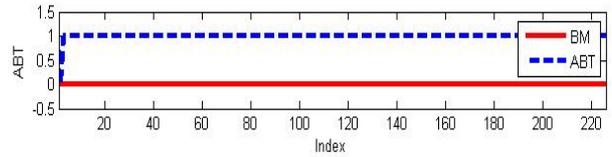


(c) 항공기 3 궤적
(c) The path of ABT 3

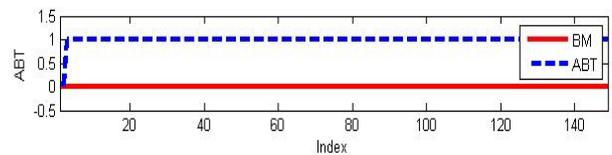
그림 10. 항공기의 궤적
Fig. 10. The path of air breathing target(ABT).



(a) 항공기 1 결과
(a) The result of ABT 1



(b) 항공기 2 결과
(b) The result of ABT 2



(c) 항공기 3 결과
(c) The result of ABT 3

그림 11. 항공기 시뮬레이션 결과
Fig. 11. The results of ABT.

실선은 탄도탄의 반복적 가능성이고, 점선은 항공기의 반복적 가능성으로, 탄도탄의 반복적 가능성이 0이고, 항공기의 반복적 가능성이 1이므로 항공기로 분류된다.

4-5 자원 관점에서의 레이더 성능 비교

제안한 분류 알고리즘은 실제 환경에서 다기능 레이더의 대 탄도탄 모드에 적용 가능하며, 신뢰할만한 성능을 낸다. 본 절에서는 레이더의 자원 관점에서 기존 방법

표 5. 레이더 파라미터

Table 5. Radar parameters.

Radar parameters	JEM	HRR	Proposed method
Pulse width [us]	1	30	100
Frequency bandwidth [MHz]	150	300	3
Pulse repetition frequency [kHz]	80	3.3	1

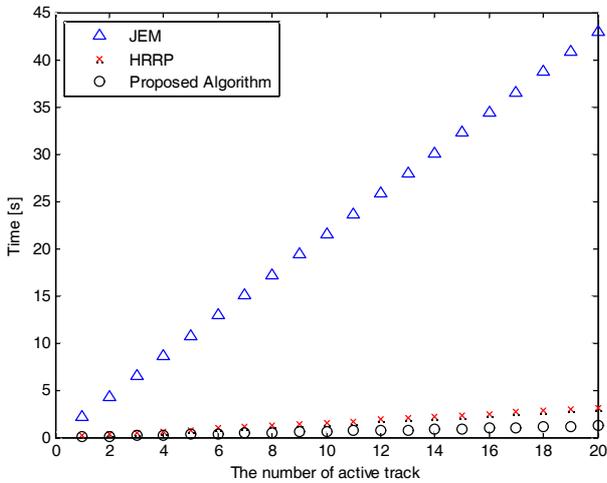


그림 12. 레이더 시간자원 성능 비교
 Fig. 12. The performance of radar time resource.

표 6. 레이더 교전 성능 비교
 Table 6. The number of active track.

	JEM	HRR	Proposed method
교전 가능 수	1	6	16

(JEM, HRR)과 비교하여 제안한 알고리즘의 효율성을 검증한다.

표 5의 레이더 파라미터를 이용하여 각 기법마다 표적 (active track) 개수에 따른 추가적으로 필요한 레이더 시간 자원을 계산하였다^{[6],[8]}.

그림 12의 결과로 부터 능동 추적 개수가 늘어남에 따라 추가적으로 필요한 레이더 시간 자원이 늘어나는 것을 알 수 있다. 추가적으로 필요한 레이더 시간 자원이 클 수록 프레임 타임(레이더가 탐색하는 데 걸리는 시간)이 늘어나므로, 이 수치가 클수록 레이더 성능이 떨어지는 것을 의미한다.

반면, 추적 주기를 1s 로 고정하면 그림 12의 결과를 토대로 교전 가능 수를 계산할 수 있다(표 6). 제안한 방법이 16개로 교전 가능 수가 가장 많은 것을 알 수 있다.

V. 결 론

현대 전장 환경에서는 비대칭 전략으로 탄도탄이 강력한 위협 대상이 되었고, 이로 인해 레이더가 탄도탄을 탐

지 및 추적, 분류하는 기술이 필요하게 되었다. 본 논문에서는 탄도탄을 일반 항공기와 분류하기 위한 기법에 대하여 다루었고, 이는 레이더 자원의 효율성과 탄도탄 대응 능력 관점에서 핵심적인 역할을 한다.

제안한 알고리즘에서는 분류를 위한 특징 벡터로 표적의 운동학적 특징을 사용하여 별도의 과형 없이 레이더 하드웨어 및 시간 관점에서 자원을 효율적으로 사용할 수 있으며, 분류 기법으로 퍼지로그직을 이용하여 실제 레이더에서 구현이 용이하다. 제안한 알고리즘의 성능 검증을 위해 SRBM급 탄도탄 및 항공기의 모의 궤적과, 항공기의 실측 데이터를 이용하여 모의실험을 수행하였다. 기존의 분류 방법인 JEM, HRR과의 비교를 통해 레이더 자원 활용 측면에서 제안한 방법이 효율적임을 확인하였다.

추후에는 본 논문에서 경험적으로 구한 특징 분포 및 특징 멤버십 함수의 파라미터들을 적응적으로 선정하는 기법에 대하여 연구할 예정이다.

References

- [1] Thomas W. Jeffrey, *Phased-array Radar Design, Application of Radar Fundamentals*, SciTech Publishing, 2009.
- [2] Alberto Leon-Garcia, *Probability and Random Processes for Electrical Engineering: Second Edition*, Addison Wesley, 1994.
- [3] The Dempster-Shafer theory, Glenn Shafer, *of Encyclopedia of Artificial Intelligence, Second Edition*, Stuart C. Shapiro, editor. Wiley. pp. 330-331, 1992.
- [4] M. Moruzzis, N. Colin, "Radar target recognition by fuzzy logic", *Aerospace and Electronic Systems Magazine*, IEEE vol. 13, pp. 13-20, 1998.
- [5] 김시호, 김찬홍, 채대영, "제트 엔진 변조신호에서 주파수 마스킹을 이용한 표적의 특징 추출 및 식별", *한국전자과학회논문지* 25(4), pp. 459-466, 2014년 4월.
- [6] H. Lim, N. H. Myung, "High resolution range profile- jet engine modulation analysis of aircraft models", *J. of Electromagn. Waves and Appl.*, vol. 25, pp. 1092-1102, 2011.

[7] 박종일, 김경태, "SAR 영상을 이용한 자동 표적 식별 기법에 대한 연구", 한국전자과학회논문지, 22(11), pp. 1063-1069, 2011년 11월.

[8] 박종일, 정상원, 김경태, 전중훈, 배준우, "HRR Profile 을 이용한 이동 표적에 대한 표적 식별 성능 분석", 한국전자과학회논문지, 20(3), pp. 289-295, 2009년 3월.

[9] F. Bonanni, C. Ponzi, and Q. H. Pham, "High Range Resolution(HRR) profiling within low elevation search mode", *Radar Conference*, pp. 1-6, 2008.

[10] N. Tang, X. -Z. Gao, and X. Li, "Target classification of ISAR images based on feature space optimisation of local non-negative matrix factorisation", *Signal Processing, IET*, vol. 6, pp. 494-502, 2012.

[11] M. Martorella, F. Berizzi, R. Soletti, L. Cantini, A. Corucci, B. Haywood, and J. Palmer, "Target classification by means of fully polarimetric ISAR images", *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, pp. 141-144, 2006.

송 준 호



2004년 2월: 부산대학교 전자전기통신공학과 (공학사)
 2006년 2월: 한양대학교 전자컴퓨터공학과 (공학석사)
 2006년 1월~현재: 국방과학연구소
 [주 관심분야] 레이더 신호처리 및 데이터처리, 레이더 자원관리, 표적 분류

양 은 정



2004년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학사)
 2006년 8월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사)
 2011년 2월: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학박사)
 2011년 1월~현재: 국방과학연구소
 [주 관심분야] 레이더 신호처리, 레이더 표적 인식