

유도탄의 실시간 표적 재지정을 위한 랜덤 포레스트 기법과 시뮬레이션 기반 효과 분석

이한강 · 장재연 · 안재민 · 김창옥[†]

Random Forest Method and Simulation-based Effect Analysis for Real-time Target Re-designation in Missile Flight

Han-Kang Lee · Jae-Yeon Jang · Jae-Min Ahn · Chang-Ouk Kim[†]

ABSTRACT

The study of air defense against North Korean tactical ballistic missiles (TBM) should consider the rapidly changing battlefield environment. The study for target re-designation for intercept missiles enables effective operation of friendly defensive assets as well as responses to dynamic battlefield. The researches that have been conducted so far do not represent real-time dynamic battlefield situation because the hit probability for the TBM, which plays an important role in the decision making process, is fixed. Therefore, this study proposes a target re-designation algorithm that makes decision based on hit probability which considers real-time field environment. The proposed method contains a trajectory prediction model that predicts the expected trajectory of the TBM from the current position and velocity information by using random forest and moving window. The predicted hit probability can be calculated through the trajectory prediction model and the simulator of the intercept missile, and the calculated hit probability becomes the decision criterion of the target re-designation algorithm for the missile. In the experiment, the validity of the methodology used in the TBM trajectory prediction model was verified and the superiority of using the hit probability through the proposed model in the target re-designation decision making process was validated.

Key words : Target Re-designation, Trajectory Prediction, Hit Probability, Random Forest, Moving Window, WTA (weapon-to-target assignment)

요약

북한의 전술탄도미사일(TBM, tactical ballistic missile)에 대한 방공 분야 연구는 빠른 속도로 변화하는 전장 환경을 고려해야 한다. 아군 유도탄의 표적 재지정 연구는 동적인 전장에 대한 대응뿐만 아니라 아군 방어 자산의 효과적인 운용을 가능하게 한다. 현재까지 진행된 연구는 의사 결정 과정에서 중요한 역할을 하는 TBM의 명중 확률이 고정된 값이기 때문에 실시간 전장 상황을 대변하지 못한다. 따라서 본 연구는 실시간 전장 환경을 고려한 명중 확률을 기반으로 의사 결정을 내리는 표적 재지정 알고리즘을 제안한다. 제안 방법론은 랜덤 포레스트와 무빙윈도우(moving window) 기법을 사용하여 현재 TBM의 위치 및 속도 정보로 TBM의 예상 궤적을 예측하는 궤적 예측 모형을 포함한다. 예상 명중 확률은 궤적 예측 모형과 유도탄의 시뮬레이터를 통해서 계산할 수 있으며, 계산된 명중 확률은 유도탄에 대한 표적 재지정 알고리즘의 의사결정 기준이 된다. 실험에서는 TBM 궤적 예측 모형에 사용한 방법론의 타당성이 검증되었으며, 표적 재지정 의사 결정 과정에서 제안된 모형을 통해 명중 확률을 사용하는 것의 우수성이 확인되었다.

주요어 : 표적 재지정, 궤적 예측, 명중 확률, 랜덤 포레스트, 무빙 윈도우, 무기 및 표적 할당 (WTA)

* 본 논문은 2017년도 국방 과학 연구소의 지원을 받아 수행된 연구임(계약번호 UD160036CD).

Received: 12 February 2018, Revised: 26 April 2018,
Accepted: 26 April 2018

[†] Corresponding Author: Chang Ouk Kim

E-mail: kimco@yonsei.ac.kr

Yonsei University Department of Industrial Engineering

1. 서론

북한의 전술탄도미사일(TBM, tactical ballistic missile)은 대량 살상 무기 및 핵탄두 탑재 기술과 함께 한반도 및 동아시아의 평화를 위협하는 무기수단으로 자리 잡고

있다(Kim, 2014). 대한민국 국군은 적의 TBM 위협에 대응하여 대공 방어 체계를 철저히 구성하고 있지만, 지상 및 해상 교전에 비해서 상황이 시시각각 급변하는 공중 위협 대응에 대한 연구는 많지 않았다. 또한, 전장 상황의 변화로 인해 아군 유도탄과 TBM의 교전 상태가 변하면, 해당 유도탄에 새로운 표적을 지정하는 표적 재지정을 하여서 더 효과적으로 방공 작전을 수행할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 전장 상황을 실시간으로 반영할 수 있는 유도탄의 표적 재지정 알고리즘을 제안한다.

표적 재지정 알고리즘은 무기 및 표적 할당 연구(WTA, weapon-to-target assignment)를 기반으로 한다(Leboucher, *et al.*, 2013). 일반적으로 WTA 문제는 표적의 위협 수준을 최소화하는 것을 목적 함수로 가진다(Eckler and Burr, 1972). 또한, WTA 문제는 비선형 문제이기 때문에, 메타휴리스틱을 활용하여 WTA 문제를 풀기 위한 시도가 있었다(Ahuja, *et al.*, 2007; Lee, *et al.*, 2002(b)). 하지만 선행 연구에서는 전장 상황과는 무관하게 명중 확률(hit probability)이 고정되어 있다고 가정하는데(Blodgett, *et al.*, 2003), 실제 전장 상황은 시간에 따라서 변화하기 때문에 명중 확률도 동적으로 변화해야 한다. 이에 따라 동적 WTA(DWTA, dynamic WTA) 관련 연구가 진행되었다(Naeem and Masood, 2010). 하지만 동적 WTA 연구에서는 명중 확률을 임의의 값을 가지도록 하여 동적 환경을 구성하여, 명중 확률이 전장 상황을 반영하지 못한다는 한계점이 존재한다. 특히, 기존 WTA 문제에서는 무기가 표적에 할당되면 이를 수정할 수 없다는 단점이 있었다. 하지만 변화하는 전장 상황에 맞게 표적을 새로 할당하면 효과적으로 전술을 수행할 수 있다.

따라서 본 연구는 변화하는 전장 상황에 기반을 두어 TBM의 궤적을 예측하고, 예상 궤적을 이용해 예측한 예상 명중 확률을 토대로 표적을 재지정하는 방법을 제안한다. TBM의 궤적 예측 과정에서는 TBM의 과거 궤적 정보에 기초하여 미래의 궤적을 예측하기 위해서 랜덤 포레스트(random forest)를 사용한다. 랜덤 포레스트 기법은 기계 학습의 한 분야로 기존의 수리적 모형이 고려할 수 없는 많은 외부 환경 요소들을 자동적으로 학습할 수 있고, 레이어 탐지 오차에 대해서 강건하게 대응하는 방법이다(Mitchell, 1997). 유도탄의 예상 명중 확률은 TBM의 예상 궤적을 추적하는 유도탄 시뮬레이터를 토대로 예측된 TBM과 유도탄의 상대 속도 및 위치를 기반으로 계산한다. 시뮬레이터를 통해서 다양한 교전 상황에서의 교전 결과를 예상해 볼 수 있어, 효과적인 공중 위협 대응이 가능하다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 진행된다. 먼저 2장 선행 연구에서는 기존 TBM 궤적 예측 및 명중 확률 그리고 유도탄 표적 재지정에 대한 기존 연구의 장점 및 한계점을 파악하여 본 연구의 필요성을 제시한다. 3장 표적 재지정 알고리즘에서는 제안 방법론의 첫 번째 단계인 랜덤 포레스트를 활용한 TBM 궤적 예측 모형과 두 번째 단계인 시뮬레이션을 통한 명중 확률 계산 모형에 대해 기술한다. 4장 실험 부분에서는 시뮬레이션과 표적 재지정 시나리오를 구성하여 실험을 진행하고, 제안 방법론의 성능을 평가한다. 마지막으로 5장 결론에서는 연구 내용과 결과를 정리하고, 한계점 및 발전 방향을 제시한다.

2. 관련 연구

2.1 무기 및 표적 할당 연구

비행중인 유도탄의 표적 재지정은 실시간으로 재지정이 필요한 유도탄에 새로운 표적을 할당하는 문제이다. 본 연구진이 확인해본 결과로는, 비행중인 유도탄의 표적 재지정에 관련된 연구는 존재하지 않았다. 유사하고 널리 연구된 개념으로는 아군 무기에 표적을 할당하는 문제인 WTA 문제가 있다.

WTA 문제는 Eckler와 Burr가 방어적 측면에서 자원 할당 모형을 연구하면서 크게 발전되었다(Eckler and Burr, 1972). WTA 문제를 푸는 방법론은 최적화 문제로 접근한 사례가 많았다. Karasakal은 해군 전단에서 대공 무기 자원 할당 문제를 풀기 위해 선형 정수 프로그래밍(Integer Linear Programming) 기법을 사용하였다(Karasakal, 2006). 하지만 일반적으로 WTA 문제는 선형 최적화를 통해 풀기 힘든 경우가 많았으며, 이를 극복하기 위해 메타휴리스틱 방법들이 많이 사용되었다. Lee, *et al.*은 군사 분야의 지식을 유전 알고리즘(GA, genetic algorithm)에 적용하여 WTA 문제를 풀고자 했다(Lee, *et al.*, 2002(b)). 또한 다른 메타휴리스틱 방법인 개미 집단 최적화(ACO, ant colony optimization)도 적용했으며, 유전 알고리즘, 시뮬레이티드 어닐링(SA, simulated annealing) 등의 메타휴리스틱 기법을 적용한 경우와의 차이를 비교 분석하였다(Lee, *et al.*, 2002(a)). 이후, 유전 알고리즘을 진화 최적화(EO, evolutionary optimization) 적 측면에서 적용을 하고, 지역적 탐색 방법을 통해서 최적 해에 도달하는 방법론을 제안하여 WTA 문제에 접근하기도 하였다(Lee, *et al.*, 2003). 이외에도, 타부 서치(TS, tabu search) (Blodgett, *et al.*, 2003), 유전 알고리즘과 시뮬레이티드 어닐링과의 융합을 통한 최적화 방법(Bisht, 2004) 등을 사용한 연구

가 진행되어 왔다. Ahuja, *et al.*은 네트워크를 구성한 휴리스틱(network flow-based lower-bounding methods)과 이웃 탐색 알고리즘(neighborhood search algorithm)을 활용하여 연구를 진행하였고(Ahuja, *et al.*, 2007), Bogdanowicz는 경매 알고리즘(auction algorithm)을 WTA 문제에 적용하였다(Bogdanowicz, 2009). 2000년대에는 WTA 최적화 문제를 메타 휴리스틱으로 풀기 위한 연구가 다양한 방법론을 통해서 이루어졌는데, 명중 확률은 시간에 따라 변하지 않고 고정된다고 가정을 하였다. 하지만 전장 상황은 계속해서 변화하며, 명중 확률도 이에 따라 변화하기 때문에 고정된 명중 확률이 WTA 문제의 정확한 답을 내려준다고 보기 어렵다.

이러한 단점을 보완하기 위해서 동적 WTA에 대한 연구가 최근까지 진행되었다. Xin, *et al.*은 동적 WTA 문제를 타부 서치와 가상 순열 기법을 이용해서 풀었으며, 해당 연구에서는 시간과 공간적 측면에서 불확실성을 임의로 부여하여 동적 상황을 만들었다(Xin, *et al.*, 2010). Naeem과 Masood는 동적 WTA를 실시간 스케줄링 문제로 보고 잡샵 스케줄링(job shop scheduling)으로 방어 자산을 할당하는 방법을 제시했다(Naeem and Masood, 2010). Leboucher, *et al.*은 방공 작전의 동적 WTA 문제를 위치 정보를 수집하여서 접근했는데, 초기에는 입자군 최적화(particle swarm optimization)와 진화 이론(evolutionary theory) 등을 이용한 단일 해 문제로 동적 WTA 문제에 접근하였으며(Leboucher, *et al.*, 2013), 그 후에는 같은 방법론을 여러 목표물과 무기의 교전 문제로 확장하였다(Leboucher, *et al.*, 2014). 하지만 기존에 제안된 동적 WTA 방법론에서 명중 확률에 불확실성을 부여한 방법은 임의적인 방법이기 때문에 전장 환경을 반영하였다고 볼 수 없다. 특히 빠르게 전장 상황이 변하는 데 TBM 작전의 경우 임의의 확률을 통한 유도탄 할당은 신뢰성은 떨어진다. 또한 공중에서 전장 환경에 따른 표적 변경에 대한 연구는 찾아보기 어렵다.

2.2 TBM 궤적 추적

TBM의 궤적을 추적하는 대표적 선행 연구 방법으로는 확장 칼만 필터(extended Kalman filter) 방법이 있다. 확장 칼만 필터는 잡음이 포함되어 있는 선형 역학계의 상태를 추적하는 재귀 필터인 칼만 필터(Kalman, 1960)를 비선형모델에 적합하도록 확장시킨 모델이다(Ljung, 1977). Bhowmik and Roy는 확장 칼만 필터를 TBM의 비행 단계 중 재진입 구간에서 레이더로 획득한 정보에 적용하여, 탄도계수를 변화시키며 위치를 추정하는 방법

을 제안하였다(Bhowmik and Roy, 2007). 또한 Wu and Han은 Sterling 보간 공식을 사용하여 얻어진 TBM 비선형 함수의 도함수(derivative)를 적용한 확장 칼만 필터를 사용하였다(Wu and Han, 2007). 그러나 이 모형은 비선형 모델을 단지 1차 테일러(Taylor) 함수를 이용하여 선형화하는 방법이기 때문에 여전히 궤적 추적에 대한 불확실성을 내포하고 있다. 이를 개선하기 위한 방법으로 Siouris, *et al.*은 간격 조건부 유도 방법 기반의 확장 간격 칼만 필터(extended interval Kalman filter)를 사용하여 기존의 확장 칼만 필터가 가지고 있는 비선형 모델에 대한 불확실성을 극복하고자 하였다(Siouris, *et al.*, 1997). 불확실성을 줄이기 위한 다른 방법으로 Liu, *et al.*은 확장 칼만 필터의 모든 단계에서 unscented 변환을 사용한 unscented 확장 칼만 필터를 제안하였다(Liu, *et al.*, 2011). 확장 칼만 필터가 추정 값에 대해 바로 이전 시점의 값을 선형화하는 하는 방법이라면, unscented 확장 칼만 필터는 이전 시점의 추정 값 근처 여러 개의 샘플들을 추출하고 가중치를 두어 현재 시점 값을 추적하는 방법이다. 하지만 서론에서 밝힌 바와 같이 이러한 방법은 TBM 요격을 위한 추적 방법만을 제시할 뿐 궤적을 예측하는 연구나 사례는 없다.

3. 표적 재지정 알고리즘

유도탄이 표적을 향해 비행하는 중에 돌발 상황이 발생하여 추적 중인 표적이 아닌 다른 표적을 추적해야 할 상황이 발생하게 되면 표적 재지정 의사결정이 필요하다. 표적 재지정 알고리즘은 이러한 의사결정을 돕기 위해서 전장에 존재하는 표적들에 대한 유도탄의 예상 명중 확률을 계산하여 가장 높은 확률의 표적으로 재지정을 하는 알고리즘을 의미한다.

표적 재지정 알고리즘은 Figure 1과 같이 세 단계로 이루어진다. 첫 번째 단계는 표적 재지정 명령이다. 표적 재지정 상황에 대한 판단은 교전 통제소에서 내리는 것으로 가정하여, 교전 통제소의 판단에 의해 표적 재지정 알고리즘이 시작된다. 두 번째 단계에서는 표적 재지정을 위해 전장에 있는 모든 표적의 우선순위를 계산하는 단계로, 이를 위해 본 연구에서는 궤적 예측 모형과 명중 확률 모형을 제안한다. 마지막 단계에서는 계산된 각 표적에 대한 예상 명중 확률 중 가장 높은 확률을 가진 표적으로 표적 재지정을 수행한다. 표적 재지정 알고리즘에서 가장 중요한 요소는 전장에 존재하는 표적의 우선순위를 계산하는 두 번째 단계이다. 다시 말해, 궤적 예측

모형과 명중 확률 모형을 통해 올바른 우선순위를 도출해야만 유도탄이 재지정된 표적을 요격할 확률을 높일 수 있다.

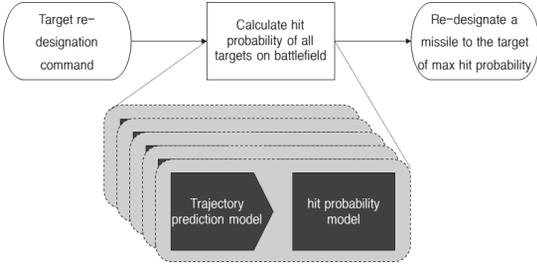


Fig. 1. Flow Chart of Target Re-designation Algorithm

3.1 TBM 궤적 예측 모형

TBM 궤적 예측 모형은 TBM 발사 후 일정시간 동안 탐지된 레이더 정보를 바탕으로 향후 예상되는 궤적을 예측하는 것을 목표로 한다. TBM 궤적 정보는 레이더를 통해서 Table 1과 같이 시간에 따른 위치 및 속도 정보를 포함한다. 본 연구에서는 XYZ 좌표계를 사용하여 위치 정보와 속도 정보를 표시하며, 위치 및 속도 정보는 각각 시간에 따라서 경도 (X축), 위도 (Y축), 고도 (Z축)의 세 벡터로 구성한다. 관측되는 TBM의 정보는 6개의 열로 구성된 매트릭스 형태이다. 이를 앞으로 TBM의 궤적 매트릭스로 명명한다. 알고리즘 구현 과정에서 TBM의 궤적 매트릭스는 보안 및 현실적인 문제 때문에 TBM 시뮬레이터를 구현하여 생성하였다.

Table. 1. Example of TBM Trajectory Matrix

Time	Position(P)			Speed(V)		
	Longitude (X)	Latitue (Y)	Altitude (Z)	Longitude (X)	Latitue (Y)	Altitude (Z)
1	PX_{t1}	PY_{t1}	PZ_{t1}	VX_{t1}	VY_{t1}	VZ_{t1}
2	PX_{t2}	PY_{t2}	PZ_{t2}	VX_{t2}	VY_{t2}	VZ_{t2}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

랜덤 포레스트는 Figure 2와 같이 주어진 입력 값에 따라 예측을 하는 여러 의사결정나무(decision tree)를 생성한 후, 다수결 원칙에 따라 최종 출력 변수 값을 예측하는 알고리즘이다. 의사결정나무는 노드(node)와 가지(branch)로 구성되며, 노드는 입력변수의 값을 의미하고, 가지는 다음 노드로 넘어가는 입력변수의 조건에 해당된다. 특히, 마지막 노드인 나뭇잎(leaf)은 출력변수의 예측

값을 저장한다. 의사결정나무 생성을 위한 방법에는 여러 가지가 있는데, 랜덤포레스트 기법에서는 일반적으로 classification and regression tree (CART)를 이용한다 (Mitchell, 1997). CART는 의사결정나무의 나뭇잎을 제외한 모든 노드에 입력변수를 할당하는 알고리즘으로, 루트 (root) 노드부터 시작하여 순차적으로 할당한다. 이를 위해 CART는 입력변수 공간을 변수의 분산을 기준으로 분산이 낮은 변수부터 재귀적으로 분할하여, 분할된 공간 내에 유사한 데이터들이 모이도록 한다. 입력변수 x 의 평균을 m_x 라고 하고, 학습데이터 집합 D 의 출력 값을 y_1, y_2, \dots, y_m 이라고 했을 때, 입력변수 x 의 분산 S_x 는 식 (1)과 같다.

$$S_x = \sum_{i \in D} (y_i - m_x)^2 \quad (1)$$

랜덤 포레스트는 CART 알고리즘을 사용하는 의사결정나무를 확장한 알고리즘으로, 학습 데이터 집합에서 복원 샘플링 방법인 배깅(bagging)을 통해 다수의 집합을 만들고 각 집합마다 의사결정 나무를 학습한 후, 신규 데이터가 입력되었을 때 의사결정나무 결과들의 투표를 통한 클래스 예측 값 또는 평균을 통해 최종적인 출력 값을 예측한다. 랜덤 포레스트의 학습 과정에서는 각 샘플링 집합마다, 입력변수 p 개 중 \sqrt{p} 개를 임의로 선택하고, 선택된 입력변수들로 의사결정나무를 만들기 때문에 서로 다른 모양의 의사결정나무가 만들어진다. 다수의 법칙에 의해 의사결정 나무가 많아질수록 예측 값이 특정 값으로 수렴하는 과적합을 피할 수 있으며, 배깅에 의해 무작위로 추출된 데이터를 사용하고 있어 항공 역학적 노이즈로부터 크게 영향을 받지 않고 궤적을 예측할 수 있다는 장점이 있다.

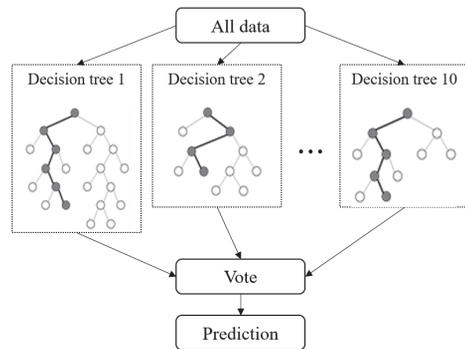


Fig. 2. Random Forest

랜덤 포레스트를 적용하기 위해서는 관측된 TBM의 궤적 매트릭스의 정보를 하나의 벡터 형태로 변환해야 한다. 정해진 관측 시간 구간(예를 들어 20초에서 50초의 30초 구간) 동안의 TBM 궤적 매트릭스를 벡터 형태로 변환하여 랜덤 포레스트의 입력 값으로 사용하였을 때, 출력 값은 다음 시점의 TBM 궤적 매트릭스가 된다. 이때, 랜덤 포레스트로 시점 별 궤적 매트릭스를 예측하며, 예측 시점을 이동하면서 궤적 매트릭스를 예측하기 위해서 무빙윈도우(moving window) 기법을 적용하였다. 랜덤 포레스트와 무빙윈도우 기법을 적용한 TBM 궤적 예측 모형은 Figure 3과 같은 형태로 이루어진다.

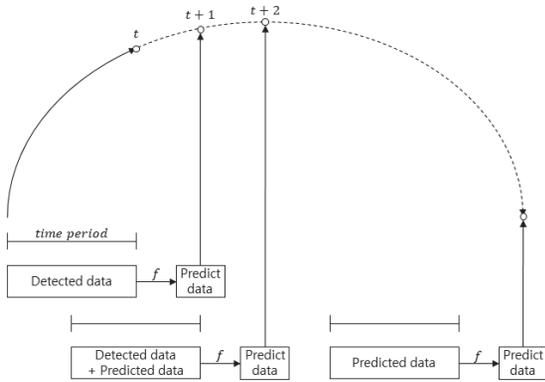


Fig. 3. TBM Trajectory Prediction Model

현재 시점 (t) 에서 다음 시점 ($t+1$)의 궤적 매트릭스를 예측하기 위해서는, 현재 시점 이전에 정해진 구간 (time period) 동안 수집된 TBM의 궤적 매트릭스가 입력 값으로 필요하다. 수집된 데이터를 랜덤 포레스트(f)에 적용하여 얻은 출력 값이 다음 시점에서의 예상 궤적 매트릭스가 된다. 그 후의 미래 시점($t+2$)에 대한 예측에서는 정해진 구간 동안 수집된 실제 궤적 매트릭스와 예측된 궤적 매트릭스의 조합이 입력 값으로 작용하며, $t+2$ 시점의 예상 궤적 매트릭스를 구할 수 있다. 이처럼 재귀적으로 무빙윈도우 기법을 통해서 다음 예상 궤적 매트릭스를 구하면 최종적으로 TBM의 궤적을 예측할 수 있다.

3.2 명중 확률 계산 모형

본 연구에서는 명중 확률(hit probability)을 유도탄이 표적에 명중할 확률로 정의한다. 기존에 명중 확률을 구하기 위해서 여러 방면에서 연구가 진행되어 왔다. 하지

만 선행 연구에서는 현실적이지 않은 수리적 모델링에 근거하여 명중 확률을 추정하였다. Noh, S., *et al.*의 연구는 유도탄의 LOS(line of sight)와 적 미사일의 이동 방향에 기반을 둔 명중 확률을 제안하였는데, 이는 다양한 시나리오를 반영할 수 없다는 문제점을 지니며, 모델링이 복잡하기 때문에 계산 시간이 오래 걸리는 단점이 존재한다(Noh and Gmytrasiewicz, 1998).

따라서 본 연구에서는 시뮬레이터를 이용해서 표적의 예상 궤적과 이에 따른 아군 유도탄의 예상 추적 경로를 통해 표적과 유도탄의 최대 근접 지점을 예측하고, 이를 토대로 명중 확률을 예측한다. 표적의 예상 궤적은 랜덤 포레스트를 이용한 궤적 예측 모형을 사용하며, 유도탄의 예상 추적 경로는 비례 항법 유도에 따라 비행하는 유도탄 시뮬레이터를 통해 구현한다(Gutman and Palmor, 2011). 시뮬레이터를 통해 도출된 최대 근접 지점에서 유도탄과 표적 사이의 거리 및 유도탄과 표적의 사이 각 정보를 통해서 예상 명중 확률을 계산하는 모형을 제안한다. 유도탄과 표적의 최대 근접 지점은 Figure 4와 같이 표현할 수 있다.

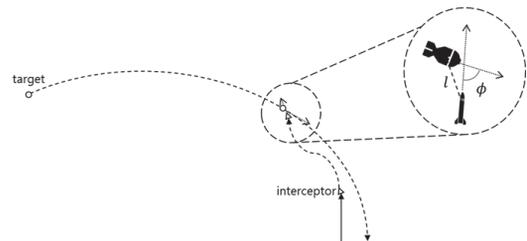


Fig. 4. The Nearest Point between a Target and an Interceptor

최대 근접 지점에서 거리 (l)는 표적과 유도탄의 최대 근접 거리라고 명명하며, 최대 근접 지점에서 사이 각 (ϕ)은 표적과 유도탄의 사이 각으로 명명한다. 표적과 유도탄의 최대 근접 거리가 짧을수록 명중 확률이 높아지며, 유도탄의 유효 사정거리가 존재하기 때문에 유효 사정거리보다 최대 근접 거리가 크다면 명중 확률이 0이 된다. 또한, 유도탄과 표적이 만나는 각도가 0도일 때 명중 확률이 가장 높으며, 유도탄과 표적의 각도가 커지면 명중 확률이 상대적으로 줄어든다 (Kirmse, 2004). 본 연구에서는 이러한 가정 사항을 담아서 최대 근접 거리에 따른 명중 확률(P_{dist}) 및 표적과 유도탄의 사이 각에 따른 명중 확률(P_{ang}) 분포를 아래 그림과 같이 제안한다.

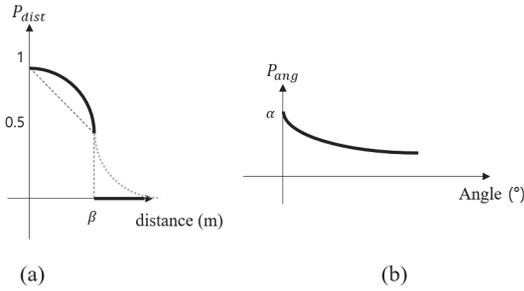


Fig. 5. Hit Probability Distributions by Distance (a) and Angle (b)

Figure 5의 (a)는 최대 근접 거리에 따른 명중 확률을 나타낸다. x축은 최대 근접 거리를 의미하며, y축은 그때의 명중 확률을 의미한다. β 는 유도탄의 유효 사정 거리로 최대 근접 거리가 β 보다 클 경우 해당 유도탄의 표적 명중 확률은 0이 된다. 최대 근접 거리에 따른 명중 확률은 식 (2)로 정리된다.

$$P_{dist} = \begin{cases} 2\left(\frac{l}{\beta}\right)^2 & 0 \leq l \leq \frac{\beta}{2} \\ 1 - 2\left(\frac{l}{\beta}\right)^2 & \frac{\beta}{2} < l \leq \beta \\ 1 & l > \beta \end{cases} \quad (2)$$

Figure 5의 (b)는 표적과 유도탄의 사이 각에 따른 명중 확률을 나타낸다. x 축은 표적과 유도탄의 사이 각을 의미하며, y축은 그때의 명중 확률을 의미한다. α 는 각도에 주어지는 가중치를 의미하며, 사용자가 지정하는 매개변수이다. 표적과 유도탄의 사이 각에 따른 명중 확률은 식 (3)로 정리된다.

$$P_{ang} = e^{-\alpha\phi} \quad (3)$$

표적과 유도탄이 시뮬레이터 상에서 최대 근접 지점까지 이동하게 되면, 위 식에 따라 최대 근접 거리에 의한 명중 확률과 사이 각에 의한 명중 확률이 계산된다. 이후 해당 표적에 대한 유도탄의 명중 확률 (P_{hit})은 두 확률의 곱으로 식 (4)와 같이 표현된다.

$$P_{hit} = P_{dist} \times P_{ang} \quad (4)$$

본 연구가 제안하는 모형은 현재 주어진 표적과 유도

탄의 속도와 위치 정보만을 이용하여 명중 확률을 구할 수 있다는 장점이 있다. 또한 현재 주어진 정보에 따라서 동적으로 예상 명중 확률을 구할 수 있어서 활용성 측면에서도 우수하다고 볼 수 있다. 추가적으로 예상 최대 근접 지점을 예측하는 과정에서, 미래에 교전이 일어날 위치에 대한 정보도 얻을 수 있다는 장점을 가지고 있다.

3.3 표적 재지정 시나리오

본 연구에서는 급변하는 전장 상황에서 비행중인 아군 유도탄에 새로운 표적을 지정해야하는 상황을 표적 재지정 상황이라고 정의한다. 아래와 같이 실제 전장에서 발생할 수 있는 3가지 표적 재지정 시나리오를 제시한다. 첫 번째 표적 재지정 상황은 유도탄이 추적 중이던 표적을 잃어버리는 표적 망실 상황, 두 번째 표적 재지정 상황은 추적 중이던 표적이 위협의 요인이 아닌 기만 표적인 경우, 마지막은 추적 중이던 표적이 탄두와 몸체로 분리되는 표적 분리 상황이다. 표적 재지정 상황이 발생하면 아군 교전통제소가 표적 재지정 알고리즘을 통해 지정할 새로운 표적을 찾는 동안 알고리즘 계산 시간이 소요되며, 유도탄에 새로운 표적을 전파할 때까지 통신 지연시간이 발생하게 된다. 본 연구에서는 알고리즘 계산 시간과 통신 지연시간을 합하여 지연시간으로 정의한다. 표적 재지정 상황 발생 시점과 유도탄이 지정할 새로운 표적을 할당 받는 시점 사이에 지연시간이 발생하며, 해당 지연시간동안 유도탄은 표적 재지정 상황 별로 다른 비행 패턴을 가질 것으로 가정한다.

표적 망실 상황은 추적 중이던 표적이 레이더에서 사라져 더 이상 추적되지 않는 상황을 의미한다. TBM 표적 재지정 시나리오에서 가장 일반적으로 발생하는 상황으로, 타 유도탄에 의해 표적이 격추된 경우, 표적이 레이더의 범위를 벗어난 경우, 표적이 공중에서 폭발된 경우 등 다양한 상황이 표적 망실 상황으로 표현된다. 표적 망실 상황이 발생하였을 때, 아군 유도탄은 지연시간 동안은 기존에 움직이던 속도와 회가속도를 그대로 유지한 채 비행하다가 새로운 표적이 지정되면 해당 표적을 추적할 것으로 가정한다.

기만 표적 상황은 추적 중이던 표적이 위협의 요인이 아닌 것으로 판단되었을 경우이다. 위협의 요인이 아닌 표적으로는 기만 표적, TBM의 추진체와 같이 TBM에서 분리되는 잔여 부속물이 된다. 잔여 부속물은 TBM과 함께 이동하므로 초기에는 TBM의 궤적을 따라서 움직이기 때문에 발사 초기에 TBM으로 오인될 가능성이 있다. 기만 표적 상황이 발생하면 아군 유도탄은 지연시간동안

기만 표적의 궤적을 추적하다가 신규 표적이 지정되면 해당 표적을 추적한다.

표적 분리 상황은 추적 중이던 표적이 여러 개로 분리되는 경우이다. 표적이 분리되는 상황은 TBM 발사 과정에서 추진체가 분리되는 경우와, TBM 비행 중 기만 행동을 위해서 기만 표적을 낙하시키는 경우 등이 존재한다. 표적이 분리되는 경우 탄두는 계속해서 기존 비행 궤적에 따라서 운동 상태를 유지하며, 반면 분리된 잔여 부속물은 탄두와는 다른 궤적을 따라가게 될 것으로 가정한다. 표적이 분리되었을 때 아군 유도탄이 분리된 두 물체 중 어떠한 물체를 쫓을지 알 수 없다. 따라서 표적 분리 상황이 발생하면 지연시간 동안에는 아군 유도탄이 분리된 표적 중 임의의 표적을 추적하며, 이후 새로운 표적이 지정되면 목표물을 변경하여 추적한다.

4. 실험 및 결과

본 연구에서 제안하는 TBM 궤적 및 명중확률 예측, 그리고 표적 재지정 방법을 검증하기 위해 가상의 전장 상황을 구축하였다. 구축한 가상의 전장 상황을 토대로 TBM 궤적 예측 모델을 학습하였으며, 명중 확률 예측을 위해 TBM의 항공 역학적 요소를 고려하여 궤적 예측 모델의 정밀성을 보완하였다. TBM 궤적 예측과 명중 확률 예측을 위해 랜덤포레스트를 사용하는 것에 대한 정당성을 확보하기 위하여, 다른 기계 학습 기반 예측 모형들과 비교실험을 진행하였다. 최종적으로는 본 연구에서 제안하는 예상 명중 확률 기반 표적 재지정 방법과 기존 휴리스틱 방법의 차이를 실험을 통해 살펴보았다. 모든 시뮬레이션은 동일 PC에서 진행되었으며, 사용된 PC는 3.50GHz CPU와 16GB RAM의 사양을 가졌다.

4.1 실험 모델 구성

TBM 궤적 예측 및 명중 확률 모형을 실제로 활용하기 위해서는 전장 환경(TBM 발사 및 목표 지점, 유도탄 발사 지점, TBM 및 유도탄 발사 시간, 시뮬레이터 업데이트 및 예측 주기)을 가정하고, 가정된 전장 환경에서 TBM 궤적 예측 모델을 학습해야한다. 또한, 궤적 예측 모델을 이용한 명중 확률 예측 모델을 구축하기 위해 예측 주기에 따른 궤적 예측 정밀화 모형이 필요하다.

전장 환경 중 시뮬레이터 업데이트 주기 및 궤적 예측 주기는 궤적 예측 모형 및 명중 확률 모형에서 매우 중요하게 작용한다. 본 연구에서는 아군 레이더의 업데이트 주기를 1초로 가정하고, 시뮬레이터 업데이트 및 궤적 예

측 주기를 동일하게 1초로 설정하였다. 이 외에, TBM의 발사 및 목표 지점, 유도탄의 발사 지점 그리고 TBM 및 유도탄 발사 시간은 실험에 따라 다르게 설정하여, 각 실험에 앞서 명시한다.

4.1.1 TBM 궤적 예측 모델 학습

TBM 궤적 예측 모델을 학습하기 위하여 1초 주기로 업데이트되는 TBM 시뮬레이터를 통해 다수의 TBM 궤적을 만들었다. TBM의 출발 위치는 Figure 6에서 회색으로 칠해진 부분으로, x 좌표 [-200km, 200km], y 좌표 [150km, 220km]로 한정하였으며, z 좌표는 모두 0km로 설정하였다. 모든 TBM은 (0, 0, 0)을 목표로 발사되며, 모든 궤적에 노이즈를 첨가하여 미세한 항공 역학적 변동 요소를 반영하고자 하였다. 이에 따라, 동일 위치에서 발사된 여러 대의 TBM이 서로 다른 궤적을 가질 수 있으며, 최종 탄착 지점이 (0, 0, 0)에서 조금 벗어날 수 있다. x 좌표와 y 좌표를 5km간격으로 나누어 총 1215개 지점에서 TBM이 발사되도록 하였으며, 각 지점에서 5대의 TBM을 발사하여 총 6075개의 궤적을 생성하였다.

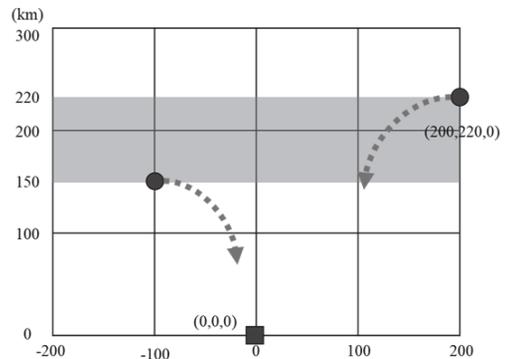


Fig. 6. Initial Position Setting in Simulation.

다음 시점 TBM의 위치 및 속도를 예측하기 위해 필요한 시간 구간을 30초로 설정하였다. 이에 따라 생성된 모든 궤적을 궤적 예측 모델의 입력 값으로 이용되는 30초간의 TBM 궤적 매트릭스 (180개 변수)와 출력 값으로 이용되는 다음 시점의 TBM 궤적 매트릭스 (6개 변수)의 집합으로 분할하여 궤적 예측 모델을 학습하였다.

4.1.2 궤적 예측의 정밀성 보완

유도탄이 발사된 직후에는 TBM과 유도탄이 멀리 떨어져있기 때문에 교전 통제소에서 수집된 레이더 정보를

기반으로 하여 유도된다. 이후 TBM과 유도탄의 거리가 가까워지면 유도탄 내의 자체 레이더에 의해서 유도된다. 유도탄 자체 레이더가 근접 거리에서 정밀하게 표적 정보를 추적하는 것에서 아이디어를 얻어, 본 연구의 시뮬레이터에서는 유도탄과 표적의 거리가 좁혀짐에 따라 시뮬레이터 업데이트 및 궤적 예측 주기를 짧게 하였다.

유도탄과 표적의 거리가 10km 초과인 경우 표적 궤적 예측 모형 및 비례 항법 유도 방법 모두 시뮬레이터의 기본 주기인 1초마다 업데이트를 한다. 이후 유도탄과 표적의 거리가 1km 초과 10km 이하로 좁혀졌을 경우, 표적의 이동은 표적 궤적 예측 모형에서 이동할 것으로 예측한 거리의 1/10 이동하여 0.1초 주기로 업데이트를 한다. 이때, 유도탄은 표적과 동일한 주기인 0.1초 주기로 비례 항법 유도 방법을 통해 업데이트 한다. 유도탄과 표적의 거리가 100m 초과 1km 이하가 되었을 때, 표적의 이동은 표적 궤적 예측 모형에서 이동할 것으로 예측한 거리 1/100 이동하여 0.01초 주기로 업데이트 한다. 앞선 상황과 마찬가지로 유도탄은 표적과 동일한 주기인 0.01초 주기로 업데이트한다. 마지막으로 유도탄과 표적의 거리가 100m 이하로 가까워졌을 때에는 위와 동일한 방법으로 표적 및 유도탄의 이동주기를 0.001초로 하여 업데이트 한다. 유도탄과 TBM의 거리가 줄어드는 동안 동일한 방식으로 유도탄과 TBM을 업데이트하며, 유도탄과 TBM의 거리가 다시 늘어나는 최근접점에 도달하면 시뮬레이션을 종료하고 명중 확률을 계산한다.

유도탄과 표적이 가까워짐에 따라 궤적 업데이트를 세분화하였을 때 예측 성능을 높일 수 있지만, 단순히 이동 거리를 선형 내적을 통해서 나누는 것은 포물선 운동을 하는 TBM의 경우 문제가 발생할 수 있다. TBM은 포물선 운동을 하기 때문에, TBM의 이동을 선형 내분을 통해 나눌 때 실제 TBM의 위치와 세분화한 TBM의 위치가 차이를 보이게 된다. Figure 7에서 나타나듯, T 시점에서 1초 후 갱신되는 표적의 위치 변화를 직선으로 가정

할 때 (점선)와 포물선 운동에 따른 표적의 실제 위치 변화 (회색선)는 차이가 발생한다. 따라서 본 연구에서는 1초마다 갱신되는 표적의 속도 및 가속도 정보에 기반을 둔 운동 방정식을 통해 1초 사이의 세부 시간 별 위치와 속도를 구하여 TBM의 예측 궤적이 실제 궤적과 유도하도록 보정한다.

s^T, v^T, a^T 는 각각 T 시점에서의 위치, 속도, 가속도를 의미하며, Δt 는 1초 보다 작은 세부 업데이트 시간을 의미한다. 현재 시점 T 의 정보에 따른 미래 시점 $T + \Delta t$ 에서의 위치 및 속도는 식 (5), (6)과 같이 정의한다.

$$s^{T+\Delta t} = s^T + \int_T^{T+\Delta t} (v^T + a^T t) dt \quad (5)$$

$$v^{T+\Delta t} = v^T + \int_T^{T+\Delta t} a^T dt \quad (6)$$

운동 방정식을 통해 표적의 위치와 속도를 보정하였을 경우 Figure 7의 실선의 형태로 표적의 위치가 업데이트 된다. 이는 직선으로 예측하는 것에 비해서 훨씬 포물선에 가까운 위치 변화를 보임으로써 정밀한 명중 확률 예측이 가능하다.

4.2 TBM 궤적 예측 실험

TBM의 궤적 예측은 기계 학습 기반 회귀 모델 중 하나인 랜덤 포레스트 모델을 이용한다. 본 실험에서는 TBM의 궤적 예측을 랜덤 포레스트 모델로 하는 것이 적합한지 판단하기 위해서, 대표적인 회귀 모델인 LASSO (least absolute shrinkage and selection operator) (Tibshirani, 1996) 회귀 모델과 ridge 회귀 모델(Hoerl and Kennard, 1970)을 사용하여 비교 실험을 수행하였다. LASSO, ridge 회귀 모델을 통한 궤적 예측 실험에서도, 랜덤 포레스트와 동일한 방식으로 TBM의 궤적 및 명중 확률을 예측하였다. 궤적 예측 모형의 성능을 알아보기 위해 각 모델을 통해 예측한 궤적과 실제 궤적의 차이를 비교하였다. 또한, 본 연구에서 제안한 명중 확률 모형을 적용할 때, 각 회귀 모델을 통해 예측한 명중 확률과 실제 궤적을 이용해 계산한 명중 확률의 차이를 분석해 봄으로써 어떤 모델이 명중 확률 계산을 위한 TBM 궤적 예측에 적합한지 비교 분석하였다.

4.2.1 TBM 궤적 예측 비교 실험

TBM의 궤적을 예측하기 위한 모델로 랜덤 포레스트, LASSO, ridge 모델을 4.1.1절에서 설명한 동일한 데이터

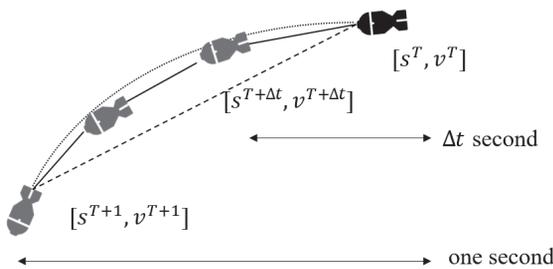


Fig. 7. Detail Target Update in Simulator

Table 2. Result of TBM Trajectory Prediction Model

Model	Average of MSE by time (km)								
	mean	standard deviation	~0.5	0.5~1	1~1.5	1.5~2	2~2.5	2.5~3	3~
Proposed Method	0.7367	0.5599	231 (39.3%)	246 (41.8%)	64 (10.9%)	21 (3.6%)	11 (1.9%)	7 (1.2%)	8 (1.4%)
Ridge	0.7688	0.6441	235 (40.0%)	209 (35.5%)	78 (13.3%)	30 (5.1%)	16 (2.7%)	12 (2.0%)	8 (1.4%)
LASSO	2.8545	2.1506	44 (7.5%)	120 (20.4%)	60 (10.2%)	49 (8.3%)	37 (6.3%)	33 (5.6%)	245 (41.7%)

를 이용해 학습했다. 또한, 궤적 예측 시점부터 탄착 시점까지 매 시점 별로 시뮬레이터를 통해 생성한 위치와 예측한 위치의 MSE(mean squared error)의 평균을 성능 지표로 하여 각 모델들의 성능을 비교하였다.

TBM의 발사 위치는 x 좌표 [-100km, 100km], y 좌표 [170km, 200km]로 하였으며 z 좌표는 모두 0km로 하였다. 모든 TBM은 (0, 0, 0)을 목표로 발사되며, x 좌표와 y 좌표를 10km간격으로 나누어 총 84개 지점에서 TBM이 발사되도록 하였다. 그리고 각 지점별로 궤적 예측 시점을 [100s, 160s] 범위에서 10초 간격으로 나누어 7개의 예측 시점에 대해 실험을 진행하였다.

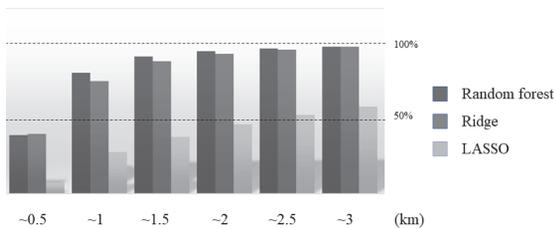


Fig. 8. Cumulative Histograms of Mean MSE per each time

Table 2는 3가지 회귀 모델을 이용한 TBM 궤적 예측 실험 결과이며, 각 모델 별로 총 588번의 실험의 성능 지표인 시점 별 MSE 평균의 평균과 표준편차, 그리고 성능 지표(시점 별 MSE의 평균에 따른 집단별 도수)를 구간 별로 나누어, 각 구간에 해당하는 실험의 횟수 및 비율이 기록되어있다. 3가지 모델 중 랜덤 포레스트 모델의 평균이 가장 낮은 것을 알 수 있으며, 랜덤 포레스트를 이용했을 때 시점 별 MSE의 평균이 낮은 값에 많이 분포하고 있음을 알 수 있다. 이는 Figure 8의 누적 히스토그램에서 시점 별 MSE 평균이 0.5 이하인 경우에만 ridge 모델의 분포가 조금 더 크며, 나머지의 경우에는 랜덤 포레스트의 누적 분포가 항상 더 큰 것을 통해서도 알 수 있

다. 즉, 랜덤 포레스트를 통해 TBM의 궤적을 예측하는 것이 강건한 결과를 도출하면서도 상대적으로 예측 성능이 뛰어났다.

4.2.2 TBM 명중 확률 계산 비교 실험

TBM 궤적 예측 모델은 표적 재지정 알고리즘의 기반이 되는 가장 필수적인 모델이다. 4.2.1절에서 예측 시점 별 MSE의 평균을 성능지표로 하였을 때, 랜덤 포레스트가 TBM 궤적 예측에 적합함을 확인하였지만, 이 사실이 랜덤 포레스트가 명중 확률 계산에도 다른 모델에 비해 더 적합하다고 판단할 근거가 되지는 못한다. 만일 랜덤 포레스트가 명중 확률 계산에 적합하지 않다면, 표적 재지정 알고리즘의 기반 모델이 되기는 힘들다. 이에 따라, 랜덤 포레스트 모델을 통해 예측한 TBM 궤적이 명중 확률 계산에 적합한지 판단할 실험이 필요하다.

TBM 명중 확률을 예측하기 위한 모델로 랜덤 포레스트 모델이 적합한지 알아보기 위해 4.2.1절과 동일하게 LASSO, ridge 모델과 비교실험을 진행하였다. 실험을 위한 전장 상황으로 TBM의 발사 위치는 (200, 200, 0)으로 하였으며, 모든 TBM은 (0, 0, 0)을 목표로 발사하도록 하였다. 유도탄의 발사 위치는 x 좌표 [-40km, 50km], y 좌표 [-40km, 50km]로 하였으며 z 좌표는 모두 0km로 하였다. 각 유도탄 발사 지점별로 발사 시점을 [150s, 200s] 범위에서 10s 간격으로 나누어 6개의 시점에 대해 실험을 진행하여, 총 600개의 시나리오에 대한 실험을 진행하였다. 각 시나리오 별로 유도탄이 TBM 시뮬레이터를 통해 생성한 궤적을 쫓을 때의 실제 명중 확률과 TBM예측 모델을 통해 생성한 궤적을 쫓을 때의 예측 명중 확률의 차이를 성능지표로 하여 비교를 했다.

총 600개의 시나리오 중 일부 시나리오에서 실제 궤적을 기반으로 시뮬레이션 했을 때는 TBM과 유도탄의 최근접거리가 10m이내여서 명중 가능한 경우이지만 예측

Table 3. Result of TBM Hit Probability Calculation Model

Model	Prediction failure count	Average of MSE by time (km)								
		Mean	Standard deviation	~ 0.002	0.002~ 0.004	0.002~ 0.004	0.004~ 0.006	0.006~ 0.008	0.008~ 0.01	0.01~
Proposed Method	3	0.7367	0.5599	231 (39.3%)	246 (41.8%)	64 (10.9%)	21 (3.6%)	11 (1.9%)	7 (1.2%)	8 (1.4%)
Ridge	3	0.7688	0.6441	235 (40.0%)	209 (35.5%)	78 (13.3%)	30 (5.1%)	16 (2.7%)	12 (2.0%)	8 (1.4%)
LASSO	125	2.8545	2.1506	44 (7.5%)	120 (20.4%)	60 (10.2%)	49 (8.3%)	37 (6.3%)	33 (5.6%)	245 (41.7%)

궤적을 기반으로 시뮬레이션 했을 때는 명중 불가능한 것으로 판단하거나, 반대로 실제 궤적 기반으로는 명중 불가능한 경우이지만 예측 궤적 기반으로는 명중 가능한 것으로 판단하는 예측 실패 상황이 발생하였다. Table 3에서 확인 할 수 있듯 랜덤 포레스트와 ridge 회귀 모델의 예측 실패 횟수가 3회인데 반해, LASSO의 경우에는 125회로 약 21%의 시나리오에 대해 예측 실패하여 명중 확률 계산을 위한 궤적 예측 모형으로 적절하지 않음을 알 수 있었다.

랜덤 포레스트와 ridge 모델을 통해 명중 확률을 예측했을 때 총 600개의 시나리오 중 각각 543개, 542개의 시나리오에 대해 예측 명중 확률과 실제 명중 확률 기반으로 모두 명중 가능한 것으로 판단되었다. 모두 명중 가능한 것으로 판단된 시나리오 중 랜덤 포레스트가 ridge 모델에 비해 예상 명중 확률과 실제 명중 확률의 오차가 평균 0.002 더 작은 것으로 나타났다. 또한, 랜덤 포레스트의 경우 55.43%의 시나리오에서 확률 오차가 0.004보다 작았으며, 93.92%의 시나리오에서 0.01보다 작아 명중 확률 계산을 위한 궤적 예측 모델로 적합할 것으로 판단되었다. 또한, 실제 명중 확률과 예상 명중 확률의 차이가 아주 작아, 예상 명중 확률을 통해 표적 재지정 하는 것이 적합함을 알 수 있었다.

4.3 표적 재지정 알고리즘 실험

4.3.1 표적 재지정 알고리즘 비교 실험 구성

실제 전장 상황은 급변하기 때문에 짧은 순간에도 야군 유도탄과 적 TBM의 상태가 빠르게 변화한다. 이에 따라 표적 재지정 상황이 발생하면 야군 교전통제소는 유도탄에 신속하게 새로운 TBM을 지정해야한다. 가장 간단한 방법으로, 유도탄에 가장 근접한 TBM을 새로운 표적으로 재지정하는 휴리스틱 방법이 일반적으로 이용

되어왔다. 본 연구진의 조사 결과 가장 근접한 표적을 재지정하는 방법 이외에 현재 유도탄에 새로운 TBM을 지정해 주는 알고리즘은 제안되지 않았다. 이에 본 연구에서 제안한 명중 확률 모형 기반 표적 재지정 방법과 최근 접 표적으로 재지정 하는 최단 거리 기반 표적 재지정 방법을 비교 분석하였다.

Table 4. Positions of Interceptor-missile Launcher in the Experiment

	x	y	z
Launch point 1	0	0	0
Launch point 2	-30 km	20 km	0
Launch point 3	20 km	-30 km	0
Launch point 4	-10 km	-10 km	0

표적 재지정 실험을 위한 전장 상황으로 3대에서 5대의 TBM이 x 좌표 [150km, 200km], y 좌표 [150km, 200km], z 좌표 0km 범위의 임의의 지점에서 발사되도록 하였다. 각 TBM은 처음 발사되는 TBM을 기준으로 50초 이내에 모두 발사되도록 하였으며 유도탄은 첫 TBM 발사 이후 [140s, 170s]에 Table 4에 명시된 발사대 중 한 발사대에서 발사하며, 표적 재지정 상황은 유도탄 발사 이후 [5s, 20s]에 발생하도록 하였다.

본 연구에서는 표적 재지정 상황 발생 시점과 유도탄이 새로운 표적을 지정할 때까지 지연시간이 발생할 것으로 가정하였다. 지연시간 중 알고리즘 계산 시간은 표적 재지정 알고리즘을 통한 표적 할당을 위한 계산 시간으로, 최단 거리 기반 표적 재지정은 단순 거리 계산만이 필요하므로 계산 시간 t_c 를 0으로 가정한다. 표적 재지정 알고리즘 계산 시간 t_c 는 명중 확률 계산 시뮬레이터의 계산 시간 측정치를 통해 분석한 결과에 따라 표적당 평

균 1.2초, 표준편차 0.4초의 정규분포를 따른다고 가정한다. 통신 지연 시간 t_d 는 명중 확률 기반 및 최단 거리 기반 표적 재지정 모두 $[0s, 5s]$ 범위의 균일 분포를 따를 것으로 가정하였다. 실제 전장상황에서는 아군 교전통제소 장비의 능력에 따라 알고리즘 계산 시간과 통신 지연 시간이 크게 소요되지 않을 수도 있으므로, 실험은 Table 5와 같이 표적 재지정 상황 별로 지연 시간의 구성에 따라 3가지 실험을 진행하였다.

Table 5. Experiments Considering Calculation and Delay times

	Computation time	Communication delay time
Case 1	$t_c \sim N(1.2, 0.4^2)$	$t_d \sim [0, 5]$
Case 2	None	$t_d \sim [0, 5]$
Case 3	None	None

4.3.2 표적 재지정 알고리즘 비교 실험

본 연구에서 제안하는 명중 확률 기반 표적 재지정 알고리즘과 최단거리 기반 표적 재지정 방법을 비교하기 위하여 성능지표를 정의하였다. 첫 번째 성능 지표는 표적 재지정 성공 횟수로, 재지정된 표적과 유도탄의 최근 접점이 10m 이내여서 명중 가능한 재지정된 표적이 명중 가능한 횟수(number of successful re-designation)을 의미한다. 두 번째 성능 지표는 최종 명중 확률 상위 횟수(number of predominance)로 전체 960번의 실험 중 각 방법이 최종 명중 확률 측면에서 더 높았던 횟수를 나타낸다. 이 때, 최종 명중 확률은 최근접점에 도달하였을 때 계산한 시뮬레이션 상 실제 명중 확률을 의미한다.

첫 번째 실험은 알고리즘 계산 시간과 통신 지연 시간을 모두 고려한 경우로, 최단 거리 기반 표적 재지정의 경우 알고리즘 계산 시간만큼 상대적으로 더 적은 지연 시간을 가지는 유리한 상황이다. 아래 Table 6을 보면 최단 거리 표적을 추적하는 것이 표적에 근접하는 데에는

Table 6. Target Re-designation Experiment (Case 1)

Re-designation situation	Simulation run	Number of successful re-designation		Number of predominance	
		Shortest distance based	Hit probability based	Shortest distance based	Hit probability based
Loss	960	748	717	352	396
Debris	960	788	754	375	413
Target separation	960	792	760	312	480

Table 7. Target Re-designation Experiment (Case 2)

Re-designation situation	Simulation run	Number of successful re-designation		Number of predominance	
		Shortest distance based	Hit probability based	Shortest distance based	Hit probability based
Loss	960	745	734	178	319
Debris	960	781	769	184	254
Target separation	960	780	771	198	358

Table 8. Target Re-designation Experiment (Case 1)

Re-designation situation	Simulation run	Number of successful re-designation		Number of predominance	
		Shortest distance based	Hit probability based	Shortest distance based	Hit probability based
Loss	960	772	766	169	305
Debris	960	798	789	166	298
Target separation	960	800	797	186	382

더 유리한 것을 알 수 있다. 하지만 명중 확률 기반 표적 재지정 알고리즘이 거리 기반 재지정 방법에 비해 평균 약 2.5초~5초 정도의 추가 지연시간이 더 발생함에도 표적을 명중할 확률은 더 큰 것으로 나타난다.

두 번째 실험은 통신 지연 시간만 고려한 경우로 명중 확률 기반과 거리 기반 표적 재지정 모두 동일한 제약을 가진다. 첫 번째 실험에서는 거리 기반 표적 재지정이 명중 확률 기반 표적 재지정에 비해 평균 32.3회 높은 성공 횟수를 가졌지만, 두 번째 실험에서는 Table 7과 같이 이 수치가 11.3회로 줄어들어 거리 기반 방법의 장점인 명중 가능 횟수 측면에서 차이가 줄어들음을 알 수 있다. 또한, 최종 명중 확률 순위 측면에서 case 1에서는 명중 확률 기반 표적 재지정 알고리즘이 평균 83.3회 우위를 보였으나, case 2에서는 평균 123.7회로 큰 폭의 증가가 있었다. 이를 통해 소요되는 지연 시간의 차이가 줄어들수록 명중 확률 기반 표적 재지정 알고리즘이 더 효과적임을 알 수 있다.

마지막 실험은 지연시간을 고려하지 않은 경우로 Table 8을 보면 거리 기반 표적 재지정이 명중 확률 기반에 비해 평균 6회 높은 표적 재지정 성공 횟수를 가져 이전의 실험들에 비해 그 차이가 작아졌다. 이에 반해 최종 명중 확률 순위는 명중 확률 기반 표적 재지정 알고리즘이 평균 154.7회 우위를 보여 이전 실험들에 비해 차이가 커지는 것을 확인할 수 있었다.

실험 결과를 정리해보면 일반적으로 최단 거리에 있는 표적을 재지정할 경우 유도탄이 표적을 명중할 수 있는 거리에 근접하는 경우는 더 많은 것을 알 수 있었다. 하지만, TBM에 근접하는 것이 명중을 보장하는 것은 아니며, 최단 거리 기반 표적 재지정의 지연시간 이점이 없어질수록 또 소요되는 지연시간이 줄어들수록 표적 재지정 성공 횟수의 차이는 미비하게 변하였다. 이에 반해, 최단 거리 기반 표적 재지정의 지연시간 이점이 없어지고, 지연시간이 줄어들수록 명중 확률 기반으로 표적을 재지정할 경우 실제 명중 확률 측면에서 굉장히 유리함을 알 수 있었다. 이는 아군 교전통제소의 컴퓨팅 및 통신 능력이 좋아 지연시간을 고려하지 않을수록 본 연구에서 제안한 표적 재지정 알고리즘이 더욱 효과적임을 의미하며, 미래에는 명중 확률 기반 표적 재지정 알고리즘을 통해 표적을 재지정 하는 것이 더 큰 의미를 가질 수 있음을 암시한다.

5. 결론

본 연구는 랜덤 포레스트 기법을 이용하여 TBM의 예

상 궤적을 예측하고, 예측된 궤적 정보를 기반으로 하여 계산된 명중 확률을 기반으로 하는 비행 중 유도탄의 실시간 표적 재지정 알고리즘을 제안하였다. 제안 방법론은 먼저 현재 주어진 표적과 유도탄의 위치 및 속도 정보에 따른 예상 명중 확률 개념을 제시하여, 기존 무기 할당 문제에서는 고정된 값으로 사용하는 예상 명중 확률을 실시간으로 업데이트 하였다. 또한 기존에는 표적에 무기를 할당한 후에 의사결정을 수정할 수 없었던 한계점을 극복하고자, 비행 중인 유도탄의 표적 재지정에 대한 연구를 수행하였다.

본 연구에서는 기존 명중 확률의 개념에 대한 연구가 많지 않아 명중 확률 계산 모형의 비교 실험 구성이 제한되었다. 이에 따라 향후 연구에서는 명중 확률 계산 모형의 타당성을 높일 수 있는 추가 연구를 진행할 것이다. 또한, WTA 문제 해결 방법론과 함께 표적 재지정 알고리즘을 비교하는 실험을 구성하여, 제안 방법론의 신뢰성을 높이고자한다.

References

- Ahuja, R. K., Kumar, A., Jha, K. C., & Orlin, J. B. (2007) "Exact and heuristic algorithms for the weapon-target assignment problem", *Operations Research*, 55(6), 1136-1146.
- Bhowmik, S., & Roy, C. (2007) "Application of extended kalman filter to tactical ballistic missile re-entry problem", *arXiv preprint arXiv:0707.1918*.
- Bisht, S. (2004) "Hybrid genetic-simulated annealing algorithm for optimal weapon allocation in multilayer defence scenario", *Defence Science Journal*, 54 (3), 395.
- Blodgett, D. E., Gendreau, M., Guertin, F., Potvin, J. Y., & Séguin, R. (2003) "A tabu search heuristic for resource management in naval warfare", *Journal of Heuristics*, 9(2), 145-169.
- Bogdanowicz, Z. R. (2009) "A new efficient algorithm for optimal assignment of smart weapons to targets", *Computers & Mathematics with Applications*, 58 (10), 1965-1969.
- Breiman, L., Friedman, J., Stone, C. J., & Olshen, R. A. (1984), "Classification and regression trees", *CRC press*.
- Eckler, A. R., & Burr, S. A. (1972) "Mathematical

- models of target coverage and missile allocation”, *MILITARY OPERATIONS RESEARCH SOCIETY ALEXANDRIA VA*.
- Gutman, O., & Palmor, Z. J. (2011) “Proportional navigation against multiple targets”, *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 34(6), 1728-1733.
- Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (1970) “Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems”, *Technometrics*, 12(1), 55-67.
- Kalman, R. E. (1960) “A new approach to linear filtering and prediction problems”, *Journal of basic Engineering*, 82(1), 35-45.
- Karasakal, O. (2008) “Air defense missile-target allocation models for a naval task group”, *Computers & Operations Research*, 35(6), 1759-1770.
- Kirmse, A. (2004) “Game Programming Gems 4 (Game Programming Gems Series)”, *Charles River Media, Inc.*
- Kim, D. Y. (2014) “Discussion: North Korean ballistic missile threat and inconsistency of THAAD effectiveness in the Korean peninsula”, *Unification Strategy Forum Report*, 56(1), 53-54.
- Leboucher, C., Shin, H. S., Le Menec, S., Tsourdos, A., & Kotenkoff, A. (2013) “Optimal weapon target assignment based on a geometric approach”, *IFAC Proceedings Volumes*, 46(19), 341-346.
- Leboucher, C., Shin, H. S., Le Ménéec, S., Tsourdos, A., Kotenkoff, A., Siarry, P., & Chelouah, R. (2014) “Novel evolutionary game based multi-objective optimisation for dynamic weapon target assignment”, *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3), 3936-3941.
- Lee, Z. J., Lee, C. Y., & Su, S. F. (2002a) “An immunity-based ant colony optimization algorithm for solving weapon-target assignment problem”, *Applied Soft Computing*, 2(1), 39-47.
- Lee, Z. J., Su, S. F., & Lee, C. Y. (2002b) “A genetic algorithm with domain knowledge for weapon-target assignment problems”, *Journal of the Chinese Institute of Engineers*, 25(3), 287-295.
- Lee, Z. J., Su, S. F., & Lee, C. Y. (2003) “Efficiently solving general weapon-target assignment problem by genetic algorithms with greedy eugenics”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 33(1), 113-121.
- Liu, C., Shui, P., & Li, S. (2011) “Unscented extended Kalman filter for target tracking”, *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 22(2), 188-192.
- Ljung, L. (1977) “The extended Kalman filter as a parameter estimator for linear systems”, *Linköping University*.
- Mitchell, T. M. (1997) “Machine learning”, *WCB*.
- Naeem, H., & Masood, A. (2010) “An optimal dynamic threat evaluation and weapon scheduling technique”, *Knowledge-Based Systems*, 23(4), 337-342.
- Noh, S., & Gmytrasiewicz, P. J. (1998) “Coordination and belief update in a distributed anti-air environment. In System Sciences”, *Proceedings of the Thirty-First Hawaii International Conference on* (Vol. 5, pp. 142-151). IEEE.
- Siouris, G. M., Chen, G., & Wang, J. (1997) “Tracking an incoming ballistic missile using an extended interval Kalman filter”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 33(1), 232-240.
- Tibshirani, R. (1996) “Regression shrinkage and selection via the lasso”, *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 267-288.
- Wu, C., & Han, C. (2007) “Strong tracking finite-difference extended Kalman filtering for ballistic target tracking. In Robotics and Biomimetics”, *IEEE International Conference on* (pp. 1540-1544). IEEE.
- Xin, B., Chen, J., Zhang, J., Dou, L., & Peng, Z. (2010) “Efficient decision makings for dynamic weapon-target assignment by virtual permutation and tabu search heuristics”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 40(6), 649-662.



이 한 강 (hankang89@gmail.com)

2012 연세대학교 정보산업공학과 학사
2018 연세대학교 산업공학과 석사

관심분야 : 제조 데이터 사이언스, 머신 러닝, 딥 러닝



장 재 연 (pook00953@gmail.com)

2015 연세대학교 정보산업공학과 학사
2015~ 현재 연세대학교 산업공학과 박사과정 재학 중

관심분야 : 제조 데이터 사이언스, 머신 러닝, 딥 러닝, 최적화, 시뮬레이션



안 재 민 (j.ahn120@gmail.com)

2011 한국과학기술원 전산학과 학사
2013 한국과학기술원 전산학과 석사
2013~ 현재 국방과학연구소 재직 중

관심분야 : Defense System, 소프트웨어 공학, 소프트웨어 신뢰성 분석



김 창 욱 (kimco@yonsei.ac.kr)

1988 고려대학교 산업공학과 학사
1990 고려대학교 산업공학과 석사
1996 미국 Purdue 대학교 산업공학과 박사
1998~2002 명지대학교 산업공학과 조교수
2002~ 현재 연세대학교 산업공학과 교수

관심분야 : 머신러닝과 제조 및 국방으로의 응용