

Probabilistic AI-Based Prediction of Missile Target Selection, Launch Intent and Post-Engagement Behavior

Yukyung Shin*, Jihyun Roh**, Sungbin Ahn***, Hyunwoo Jang***, Hocheol Jeon****

*Engineer, Hanwha Systems Co., Seongnam, Korea

**Chief Engineer, Hanwha Systems Co., Seongnam, Korea

***Senior Researcher, Euclidsoft, Daejeon, Korea

****Principal Researcher, Agency for Defense Development, Seoul, Korea

[Abstract]

This paper proposes an AI-based intent prediction model to enhance the real-time command and control capabilities of the Korea Air and Missile Defense (KAMD) system in response to North Korea's growing ballistic missile and nuclear threats. In previous systems, geographic constraints on the Korean Peninsula and extremely short engagement windows posed significant challenges for real-time response, making it particularly difficult to counter emerging threats such as hypersonic missiles. To overcome these limitations, a rapid prediction system is required that can quickly infer intent based solely on initial trajectory data and support timely interception and follow-on decision-making within limited timeframes.

This study presents an AI model that predicts strategic intent, follow-on actions, and target objectives associated with enemy ballistic missile operations by analyzing trajectory characteristics and operational patterns. The model combines the Vision Transformer (ViT) and Conditional Variational Autoencoder (CVAE), and incorporates both inter-trajectory correlations and temporally accumulated data to enhance adaptability and decision-making accuracy. In particular, the model is trained on a hierarchically structured dataset that reflects real-world target classifications and intent-based operational priorities, enabling more realistic and mission-relevant intent and behavior prediction. This hierarchical approach also reinforces its suitability for real-world defense applications. The proposed model can serve as a core component for real-time situational awareness during operations, as well as for early warning and preemptive threat analysis in peacetime. It demonstrates strong potential for practical integration into defense command systems.

▶ **Key words:** Ballistic Missile Defense, Situational Awareness, Indication Analysis, Defense AI, Vision Transformer (ViT), Conditional Variational Autoencoder (CVAE)

-
- First Author: Yukyung Shin, Corresponding Author: Hocheol Jeon
*Yukyung Shin (ykshin@hanwha.com), Hanwha Systems Co.
**Jihyun Roh (jihyun.roh@hanwha.com), Hanwha Systems Co.
***Sungbin Ahn (sbahn@euclidsoft.co.kr), Euclidsoft
***Hyunwoo Jang (hwjang@euclidsoft.co.kr), Euclidsoft
****Hocheol Jeon (hcjeon71@add.re.kr), Agency for Defense Development
 - Received: 2025. 04. 29, Revised: 2025. 05. 22, Accepted: 2025. 05. 23.

[요 약]

북한의 탄도미사일 및 핵무기 위협에 대응하기 위한 한국형 미사일 방어체계(KAMD)의 실시간 지휘통제 역량을 강화하기 위해 AI 기반의 의도 예측 체계를 제안한다. 기존의 체계는 한반도의 지리적 특성과 제한된 교전 시간으로 인해 실시간 대응에 한계를 가지며 특히 극초음속 미사일과 같은 새로운 위협에 신속하게 대응하기 어렵다. 이러한 위협에 대응하기 위해서는 탐지 직후의 항적 정보만으로 빠르게 의도를 파악하고, 제한된 시간 내 요격 및 후속 결정을 지원할 수 있는 신속한 예측 체계가 필요하다. 본 연구에서는 항적 정보를 중심으로 적 탄도탄의 특성과 작전 패턴을 분석하고, ViT 및 CVAE를 결합한 AI 기반 모델을 설계하여 적의 전략적 의도와 후속행위 및 목표물을 예측하도록 하였다. 항적 간의 상관관계와 시계열적 누적 정보를 모델에 반영함으로써 높은 적응성과 판단력을 확보할 수 있도록 하였다. 특히 본 모델은 실제 작전에서 사용되는 목표물 분류와 의도별 우선순위를 반영한 계층적 데이터셋을 기반으로 학습되었으며 현실적이고 작전 지향적인 의도 및 후속행위 예측이 가능하다. 이러한 구조는 실제 작전 환경에서의 적용 가능성을 높이며 작전 중 실시간 상황 인식뿐 아니라 평시의 사전 징후분석 및 조기 경보체계의 핵심 요소로 활용될 수 있어 국방 지휘체계에 실제 적용 가능성을 제시한다.

▶주제어: 탄도미사일 방어, 상황 인식, 징후 분석, 국방 AI, ViT, CVAE

I. Introduction

한국형 미사일 방어체계(KAMD, Korea Air and Missile Defense)는 북한의 탄도미사일 및 핵무기 위협에 대응하기 위한 핵심 방어 전략이다[1]. KAMD는 길체인, 한국형 미사일 방어, 대량응징보복으로 구성된 3축 체계의 일환으로 다양한 탐지 및 요격 자산의 통합적으로 운용함으로써 방어 효율성을 극대화하고자 한다.

미사일의 경우, 발사 후 2분 이내에 남한에 도달할 수 있어 실시간 탐지 및 신속한 의사결정이 필수적이다[2]. 이처럼 기존의 지휘통제 방식만으로는 점차 다양화되고 복잡해지는 위협에 효과적으로 대응하기 어렵다.

따라서 본 연구에서는 AI 기반의 지휘통제체계를 통해 탄도미사일 대응작전을 자동화하고, 항적 탐지부터 위협 평가, 목표 예측, 후속행위 판단에 이르는 전 과정을 지능화하는 방법을 제안한다[3]. 이를 통해 기존의 한계를 극복하고 정밀하고 민첩한 대응을 가능하게 하고자 한다.



Fig. 1. Time to Impact of Hypersonic Missiles on South Korea[2]

그러나 한반도의 지리적 특성상 짧은 중심 거리와 극히 제한된 교전 시간은 방어체계 운용에 있어 중요한 제약 요인으로 작용한다. 특히 Fig. 1.과 같이 북한 극초음속

II. Preliminaries

AI 기반 탄도미사일 대응작전은 레이더 및 KTMO (Korea Theater Missile Operations)를 통해 확보된 항적 정보를 바탕으로, 적 탄도탄의 유형 및 탄두 특성을 예측하는 것으로 시작된다[3, 4]. 항적의 동적 특성(속도, 고도 등)을 분석하여 탄도미사일의 종류인 탄종 및 탄두 유형을 식별하고 이를 기반으로 적 탄도탄의 Pull-Up 시점과 아군 목표물에 대한 탄착점(Impact Point, IP)을 예측한다[5]. 이후, 이러한 정보를 종합하여 적의 작전 의도를 분석하고, 그에 따른 후속 목표물 및 행위를 예측하는 것이 주요 목표이다[6].

2.1 Related works

탄도미사일이 최초로 탐지되면, 최소 1개 이상의 항적이 확보된다. 이후 항적 정보를 기반으로 다양한 센서 데이터를 수신하여, 탄도미사일의 발사 의도 및 위협 수준을 분석하는 절차가 진행된다. 전체 절차는 Fig. 2와 같다.

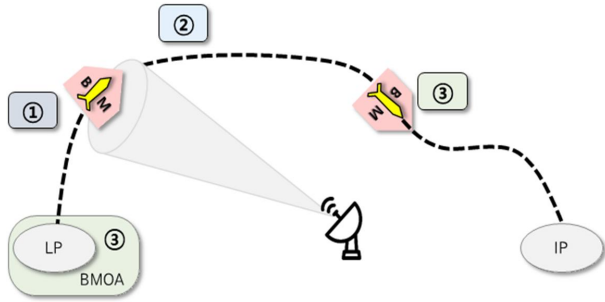


Fig. 2. Overall Process Flow of the Proposed System

첫 번째는 레이더를 통해 항적 정보를 수신하고, 이를 기반으로 탄종과 탄두의 특성을 분석하여 고위협을 예측한다[4]. 두 번째는 해당 항적 데이터를 통해 경로를 예측하고, 세 번째는 탄도미사일작전지역(Ballistic Missile Operation Area, BMOA) 또는 발사지점(Launch Point, LP)을 유추하여 적 탄도탄의 Pull-Up 여부와 아군 목표물에 대한 탄착점(Impact Point, IP)을 예측하고, 이를 기반으로 주요 목표물(Target)을 추론한다[5]. 마지막으로 목표물에 대한 적의 의도를 분석하고, 그 의도에 따라 예상되는 후속 공격 목표 및 행위를 예측한다.

Table 1은 각 단계별 수신 정보와 그 처리 흐름을 나타낸다. KTMO에서 최소 하나 이상의 탄도미사일(Ballistic Missile, BM)의 항적(track001)이 레이더를 통해 탐지되면, 고위협예측 모델에서 탄종(BM Class)와 탄두(BM Warhead)를 추론한다. 이후 목표예측 모델의 추론 결과인 PU 정보, BMOA, 현재 목표물, IP의 정보를 수신 후, 의도분석 모델을 통해 적의 의도와 다음 목표물 및 후속 행위(BMOA, 탄종 등)를 판단한다. 또한, 본 모델은 단일 항적에 대한 분석에 그치지 않고, 초기부터 누적된 항적 정보에 시계열적인 가중치를 적용함으로써, 제파 공격 가능성까지 고려한 적의 의도를 보다 정밀하게 예측한다.

Table 1. Attributes of Each System

Step	System	Attribution
①	KTMO	- Track ID : track001 - LP : (x_{LP}, y_{LP})
②	Pred. of Thread BM	- Class: Shot-Range - Warhead : High Explosive
③	Pred. of PU & Target	- Pull-Up(PU) : 0 - # of BMOA: 3 - Target ID : T5 - IP : (x_{IP}, y_{IP})
④	Pred. of Intent & next Shot-Plan	- What is Intent of T5? - What is Next Shot-Plan?

III. The Proposed Scheme

3.1 Data

Fig. 3.은 본 연구에서 사용된 데이터셋의 구조를 시각적으로 나타낸다. 상단 그림은 상위 의도(Level 1 Intent)와 하위 의도(Level 2 Intent), 그리고 목표물(Target) 단위의 계층적인 구조로 구성되어 있다[7, 8]. 상위 의도는 A1~A3, B1~B4로 구분되며, 이는 각각 다른 유형의 전략적 작전 의도를 의미한다. 예시로 A 그룹은 핵 공격을 기반으로 한 작전 시나리오를, B 그룹은 재래식 전면전을 가정한 시나리오를 나타낸다[9]. 이러한 상위 의도는 군사 전략에서의 다양한 공격 형태를 반영한 것으로, 각 의도는 1순위부터 3순위까지의 우선순위에 따라 목표물 집단(Target Group, TG)인 하위 의도로 연결된다. 각 목표물 집단은 특정 유형의 목표물 카테고리 분류되며, 예를 들어 TG1~TG7은 통신 시설, 탄약고, 공군기지, 정부청사 등으로 분류될 수 있다. 각 목표물 집단 내에는 구체적인 개별 목표(Target)들이 포함되며, 이는 실제 작전 시나리오를 기반으로 다양하게 조정이 가능하다.

중앙 그림에는 상위 의도별로 목표물 집단에 대한 1~3순위의 우선순위가 명시되며 하단 테이블 그림을 통해 목표물 집단 별 세부 목표를 구성한다. 예를 들어, A1 의도에 따라 TG2, TG1, TG3가 1순위부터 3순위까지 연결되고 TG2에는 개별 목표물 T5~T7이 포함된다. 이러한 구조를 통해 단일 목표물에 대한 반복 타격 가능성, 또는 목표물 집단 간 중복되는 목표를 활용한 다중 해석이 가능하도록 설계되었다.

본 데이터셋은 참고문헌 [9]의 체계를 기반으로 하되, 실제 군 작전 환경에서의 활용 가능성을 고려하여 각 군 전문가의 입력을 통해 우선순위를 조정할 수 있도록 구성되었다. 이를 통해 다양한 작전 시나리오에 대한 유연한 대응 모델 학습이 가능하며, 상황에 따라 실시간 의도 예측과 후속행위 판단을 위한 데이터를 생성할 수 있다.

3.2 Model

일반적으로 하나의 항적을 입력으로 받아 적의 의도를 예측하는 태스크는 분류 모델로 활용할 수 있지만 계층적인 데이터 구성을 처리하고 우선순위를 반영한 데이터셋을 활용하기 위한 방안이 필요하다. Fig. 3.과 같이 목표물 집단 내 개별 목표물들이 연달아 있다.

BMOA에서 타격하는 목표물 집단 내 우선순위가 연이어져 있는 목표물들의 특징도 유사하므로 이러한 특성을 반영한 이미지 기반 모델을 활용한다.

학습 단계에서는 3차원으로 구성하여 x 를 BMOA 및 탄종, 탄두 조합, y 를 목표물 60개 리스트, z 는 각 의도를 나타낸다. 여기서, x 를 구성할 때 탄종, 탄두를 전체 조합하지 않아도 된다. x 에 따른 y 의 목표물 60개 리스트는 타격 대상이면 255, 타격 대상이 아니면 0을 지정한다.

추론 단계에서의 입력값은 Fig. 4.와 같다. 각 항적 정보(track001)에 대한 탄종(단거리), 탄두(고폭), 목표물(T5), BMOA(3)을 고위협예측과 목표예측에서 수신하여 이를 이미지화하기 위한 작업으로 수식 (1)과 같다. 실제 초기에 탐지되었던 항적에도 지속적으로

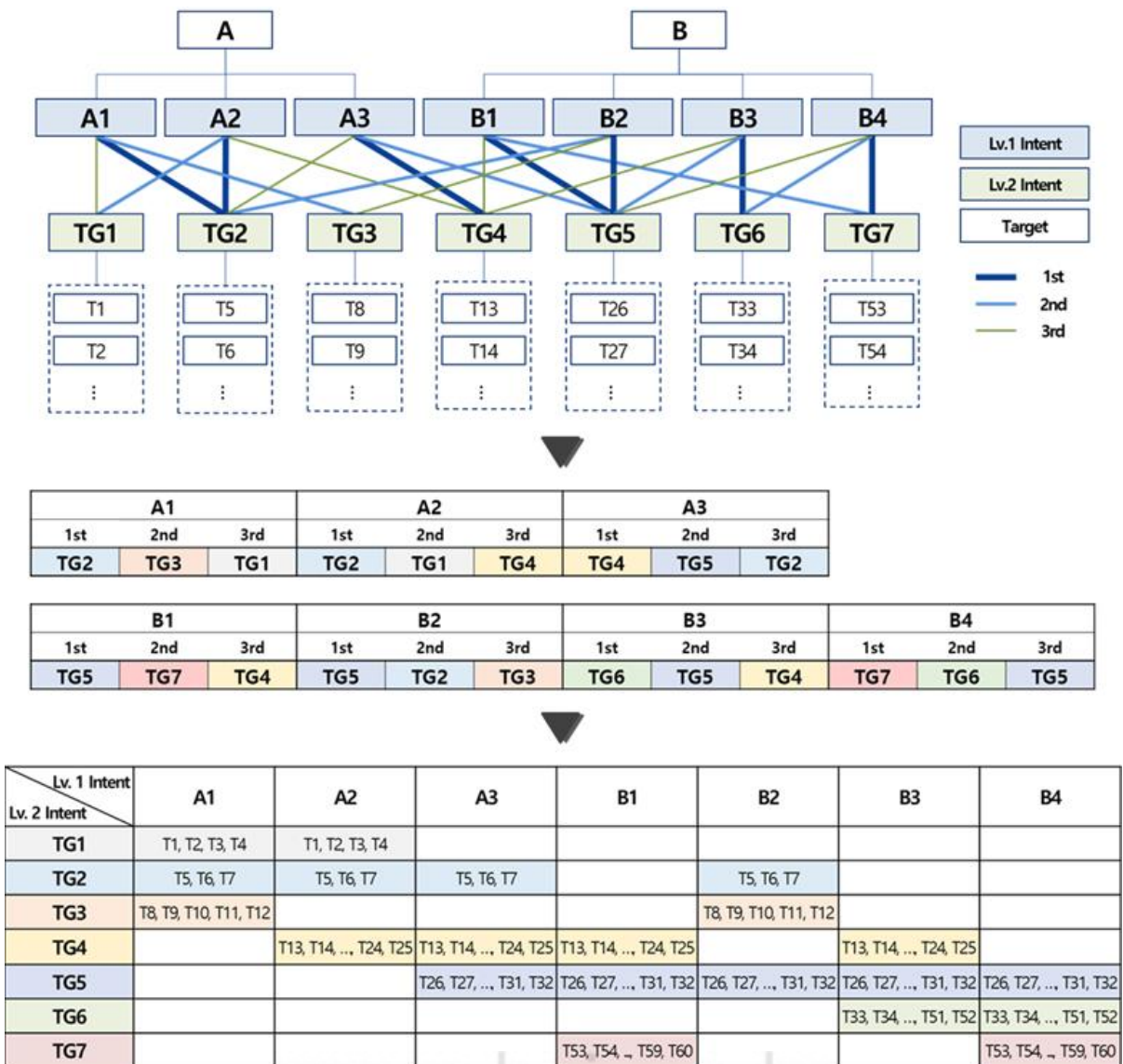


Fig. 3. Hierarchical Structure of Targets Based on Strategic Intent

가중치를 부여하여 값들을 보존함으로써 0~255 사이의 값을 유지한다.

$$features_T = \left(\frac{dropCnt_T}{shotCnt_T} \times (1 - \alpha) + \left(clip(mean(X') \times \frac{currentCnt_T}{shotCnt_T} \times \alpha) \right) \right) * 255 \quad (1)$$

$$\therefore clip(x) = \max(\min(mean(X'), 1), 0)$$

$currentCnt_T$ 는 목표물 T 에 현재 탐지되고 있는 대한 항적의 개수를 의미하며 모든 개별 목표물들을 관리한다. $shotCnt_T$ 는 탐지 시점부터 4초 간격으로 탐지되면서 현재까지 탐지된 모든 항적의 개수를 의미한다. $dropCnt_T$ 은 삭제된 항적의 개수를 의미한다. 총 실제 탐지시 레이다에서는 항적을 추적 후 삭제하는 경우도 다수 존재한다. 여러 레이다가 동시에 추적하기 때문에 항적이 서로 동일한 것인지 판단하는 경우, 하나의 항적 생성 후 다른 항적들을 삭제하기 때문에 $dropCnt$ 에 대한 α 상수를 결정하여 탐지된 비율 대비 삭제된 비율을 계산한다. $clip$ 의 수식은 값을 보정하기 위한 수식이다.

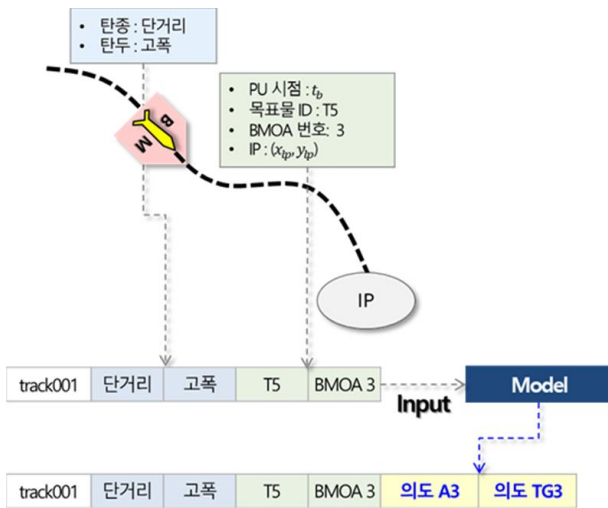


Fig. 4. Input Data Structure for Model Training

이후 의도에 따른 후속 목표물과 행위를 순차적으로 예측하는 방법으로는 Seq2Seq(Sequence-to-Sequence) 모델을 사용할 수 있다[10]. 그러나 Fig. 5와 같이, 이 모델은 각 시점의 출력을 순차적으로 생성하므로 연산 속도가 느리고, 초기 입력과 후속 항목 간의 연관성이 점차 약화되는 정보 소실 문제가 발생한다.

특히 대량의 탄도미사일이 동시다발적으로 탐지되는 실제 작전 환경에서는 이러한 순차적 모델의 적용이 현실적으로 적합하지 않다. 이에 따라 본 연구는

Transformer 계열 모델을 활용하여 다수의 항적 정보를 병렬적으로 처리하고, 초기 입력 정보까지 효과적으로 반영할 수 있도록 구성하였다[11]. 또한, 각 항적 간 연관성을 고려하여 다음 목표물에 대한 예측 정확도를 향상시키고자 하였다.



Fig. 5. Limitations of the Seq2Seq Model

의도별 목표물 속성과 후속 행위 예측의 정밀도를 향상시키기 위해 CVAE 모델을 적용하였다[12]. CVAE는 미사일 특성과 작전 맥락에 대한 조건부 분포를 학습하여 동일한 조건에서도 다양한 후속 시나리오를 생성할 수 있는 생성형 AI 모델로 활용된다. 이를 통해 실제 전장 환경의 불확실성과 복잡성에 대응하며, 후속 행위에 대한 보다 유연하고 현실적인 예측이 가능하다. 다음 절에서는 해당 모델 기반의 실험 결과를 제시한다.

IV. Experimental Result

본 장에서는 제안한 데이터 구조를 기반으로 이미지 기반의 모델을 활용하여 실험을 수행하였으며, 실험에 사용된 학습 데이터, 실험 설정, 그리고 성능 비교에 대해 결과를 서술한다.

4.1 Dataset & Experiment

군 전문기관에서 연구한 결과를 기반으로, 의도별 5개씩 총 35개의 원본 데이터셋을 구축하였다[9]. 본 연구에서는 해당 데이터를 베르누이 통계기법 및 확산 모델(Diffusion model)을 활용하여 총 500배 증강하였으며, 결과적으로 17,535개의 학습용 데이터를 생성하였다[7, 8]. 이 중 80%는 학습용, 20%는 테스트용으로 분할하여 모의 실험에 활용하였다. 학습 과정에서는 5-Fold 교차 검증을 통해 학습 중 검증을 수행하였으며, 학습 Epoch 수는 50으로 설정하였다.

의도 예측모델의 성능을 비교하기 위해 ViT(Vision Transformer)[13], CNN(Convolutional Neural

Network)[14], TabNet(Tabular Network)[15] 총 3가지 모델을 대상으로 실험을 수행하였다. 이 중 최종 모델을 선정하기 위해 정확도(Accuracy) 및 F1-score를 기준으로 비교 분석하였다.

Fig. 6. ~ Fig. 8.은 각 모델의 학습 과정 중 검증 결과를 시각화한 그래프이다. 결과적으로, ViT 모델이 전반적으로 높은 F1-score를 유지하며 각 의도별 예측에서 안정적인 성능을 확인할 수 있다.

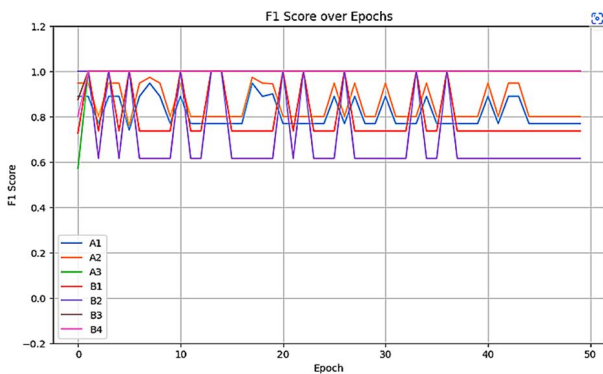


Fig. 6. F1-Score of ViT Model

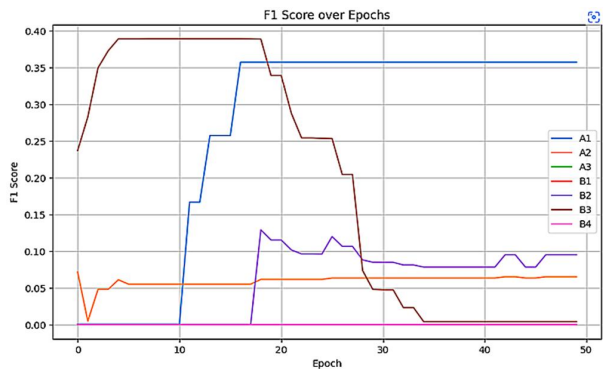


Fig. 7. F1-Score of TabNet Model

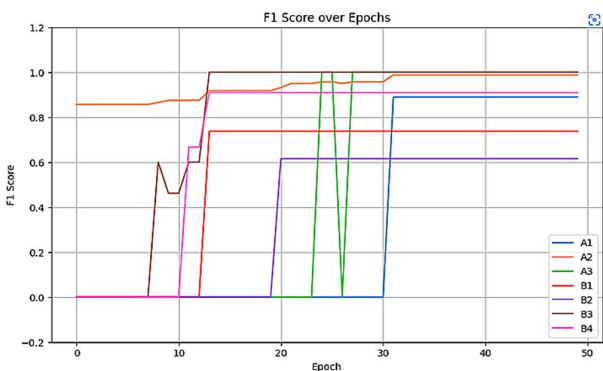


Fig. 8. F1-Score of CNN Model

Table 2는 테스트 데이터셋으로 실험한 결과이다. 실험 결과, ViT 모델이 정확도와 F1-Score 모두에서 가장

우수한 성능을 나타냈다. CNN은 비교적 높은 정확도를 보였으나, 정밀도와 재현율의 균형을 나타내는 F1-Score는 ViT에 비해 상대적으로 낮은 수치를 보였다.

Table 2. Results of Intent Prediction Models

Model	Accuracy (%)	F1-Score (%)
ViT	96.55%	97.66%
CNN	94.58%	87.68%
TabNet	14.25%	11.32%

ViT는 Transformer의 Self-Attention 메커니즘을 활용하여 전체 입력 데이터 간의 관계를 학습하며, 지역적인 패턴을 효과적으로 학습하는 CNN보다 우수한 표현력과 예측 성능을 달성한 것으로 판단된다. 반면, TabNet의 경우 학습 및 추론 성능이 크게 떨어졌으며, 이는 TabNet 구조가 대용량 데이터에 최적화되어 있고, 상대적으로 느린 추론 속도를 가지는 구조적 한계 때문인 것으로 판단된다. 이에 따라 본 연구에서는 ViT 모델을 최종 의도 예측모델로 선정하여 후속 실험 및 분석에 적용하였다.

이후, CVAE 모델을 통해 얻어진 의도별 목표물 및 후속행위에 대한 성능 결과는 Table 3과 같다. 이후 후속 실험에서는 예측된 의도를 바탕으로 한 후속 행위(예: 목표물 타격 방식, 제 2차 공격 목표, 작전 변화 양상 등에 대한 실험은 진행하지 않았다. 이는 후속 행위 예측을 위해서는 시간 흐름에 따른 실제 공격 진행 패턴, 적의 미사일 보유 현황, 작전환경 정보 등의 제약사항이 많기 때문에 실제계와 유사한 모의기 환경에서는 검증하지 않았다.

Table 3. Results of Post-Engagement Prediction

Intent	BMOA	Missile Class	Target
A1	84.48%	74.18%	71.95%
A2	100%	100%	98.21%
A3	80.31%	74.34%	77.98%
B1	84.23%	80.13%	71.60%
B2	88.05%	73.27%	75.69%
B3	82.32%	63.84%	88.13%
B4	74.77%	89.79%	83.56%

4.2 Experiment Result

Table 4와 Fig. 9.은 ViT 기반 의도 예측모델이 시간 흐름에 따라 항적 정보를 누적하면서, 적의 작전 의도를 어떻게 판단하고 변화하는지를 보여준다.

시퀀스(Sequence, Seq)는 4초에 한 번씩 레이다 모의기를 통해 탐지되는 목표물 리스트(Target List)에 따라 현재 의도(Ground Truth, GT)인 A1이 의도 예측모델의 결과(Prediction, Pred)의 변화 양상을 확인할 수 있다.

초기 시점(Seq. 2)에서는 A2에 대한 누적 확률이 우세하게 나타났으며(A2: 0.786, A1: 0.064), 모델은 해당 의도를 중심으로 제한된 수의 목표({3, 4} 등)를 탐지하였다. 이는 모델이 초기 항적 정보만을 바탕으로 예측을 수행함에 따라 상대적으로 낮은 신뢰도의 판단이

이루어진 결과로 해석된다. Fig 3.의 목표물 집단을 보면 개별 목표물 T3, T4는 TG1 목표물 집단에 속해있으며 이는 A1보다는 A2에서의 우선순위 가중치가 높기 때문에 초기 탐지된 항적에 따라 A2로 예측되었다. 이후 시퀀스가 진행되며(Seq. 3), 추가 항적이 누적됨에 따라 A2 의도에 대한 누적 확률이 증가하는 것을 확인할 수 있다.

그러나 약 Seq. 15 시점 이후부터는 A2의 누적 확률이 점차 감소하고 A1 의도가 급격히 상승하기 시작하였다. Fig. 9.에서는 이 전환 구간이 뚜렷하게 드러나며, Seq. 18에서 A1이 A2를 완전히 역전하고, 이후 시점부터는 A1의 누적 확률이 1.0에 수렴하며 명확한 예측 결과로 고정되는 양상을 볼 수 있다. Table 4에서도 이 구간에서의 탐지된 목표물이 A1 고유 목표물 집단을

Table 4. Simulation Results for Intent A1

Seq.	Intent		Cumulative Probability							Target List * unique target of A1
	GT	Pred	A1	A2	A3	B1	B2	B3	B4	
0	A1	A2	0.162	0.418	0	0.214	0	0	0	{4}
1	A1	A2	0.064	0.786	0	0.084	0	0	0	{3, 4}
2	A1	A2	0.016	0.938	0	0.024	0	0	0	{1, 3, 4}
3	A1	A2	0	0.971	0	0.011	0	0	0	{1, 2, 3, 4}
4	A1	A2	0	0.979	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4}
5	A1	A2	0	0.982	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4}
6	A1	A2	0	0.984	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4}
7	A1	A2	0	0.989	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 6}
8	A1	A2	0	0.991	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 6}
9	A1	A2	0	0.992	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 6}
10	A1	A2	0	0.994	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6}
11	A1	A2	0	0.994	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6}
12	A1	A2	0	0.995	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6}
13	A1	A2	0	0.995	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6}
14	A1	A2	0	0.996	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6}
15	A1	A2	0	0.994	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 9, 12}
16	A1	A2	0.029	0.968	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 9, 10, 12}
17	A1	A2	0.259	0.733	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 9, 10, 12}
18	A1	A1	0.817	0.176	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 12}
19	A1	A1	0.958	0.038	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 12}
20	A1	A1	0.978	0.017	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12}
21	A1	A1	0.980	0.015	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 5, 6, 8, 9, 10, 12}
22	A1	A1	0.992	0	0	0	0	0	0	{1, 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 12}

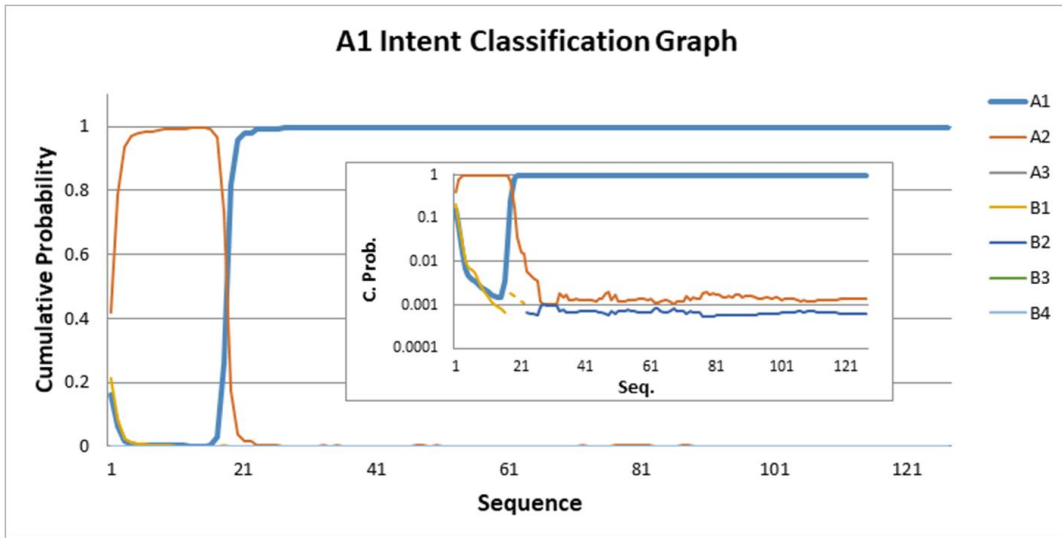


Fig. 9. Result of A1 Intent Classification

포함되어 모델이 상황 전환에 능동적으로 적응하고 있음을 확인할 수 있다.

또한 Fig. 9의 보조 그래프는 A2 및 B 계열 의도(B1~B4)의 누적 확률이 전 구간에서 0.01 이하로 유지되었음을 보여주며, 모델이 잡음에 민감하지 않고 명확한 의도 후보군만을 중심으로 학습 및 예측을 수행하고 있음을 확인할 수 있다. 이러한 결과는 ViT 모델이 시계열적으로 입력되는 항적 정보를 기반으로 초기 불확실한 판단을 보완하고, 누적 정보를 바탕으로 의도를 정교하게 수정해 나가는 과정에서 높은 실시간성 및 적응성을 보여주는 근거로 작용한다. 특히, 시점 변화에 따른 의도 전환(A2 → A1)을 민감하게 인식하여 실제 작전 환경에서의 적용 가능성을 높이는 중요한 성과로 평가된다.

Fig. 10. ~ Fig. 15.는 A2~3, B1~4에 대한 결과 시각화 그래프이다. 탐지 초기부터 각 의도에 해당하는 목표물들이 조기 탐지되어 누적 확률에 따라 1에 수렴하는 것을 확인할 수 있다.

본 실험은 ViT 기반 의도 예측모델이 실제 상황에서 목표물을 그 의도를 식별할 수 있는지를 검증하는 데 중점을 두었다. 앞서 설명과 같이 입력 항적 시퀀스가 누적됨에 따라 모델은 초기 불확실한 판단을 보완하며 정확한 의도 분류와 관련 목표물의 탐지를 수행하였다. 그러나, 앞서 모델 구조 및 실험에서 후속행위 예측에 대한 개념적 모델은 제시하였으나 실 체계와 가까운 모의기를 활용한 실험은 의도 및 목표물 탐지에 국한되며, 후속 행위 예측에 대한 정량적 검증은 추후 연구과제로 제안한다.

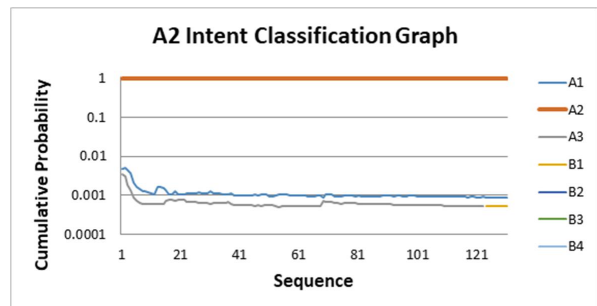


Fig. 10. Result of A2 Intent Classification

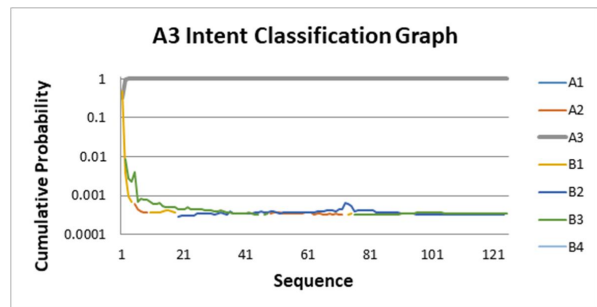


Fig. 11. Result of A3 Intent Classification

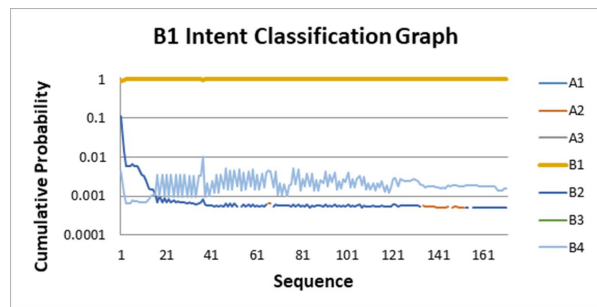


Fig. 12. Result of B1 Intent Classification

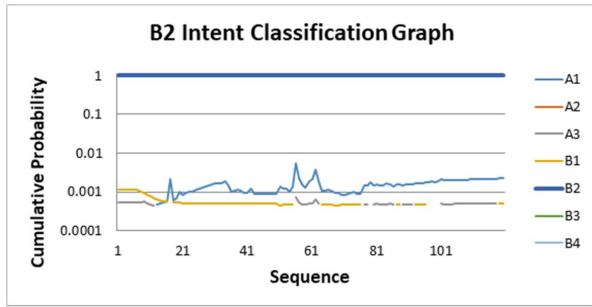


Fig. 13. Result of B2 Intent Classification

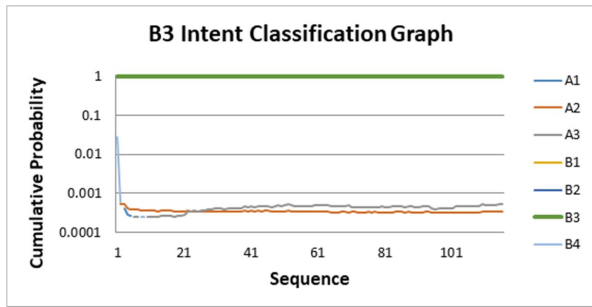


Fig. 14. Result of B3 Intent Classification

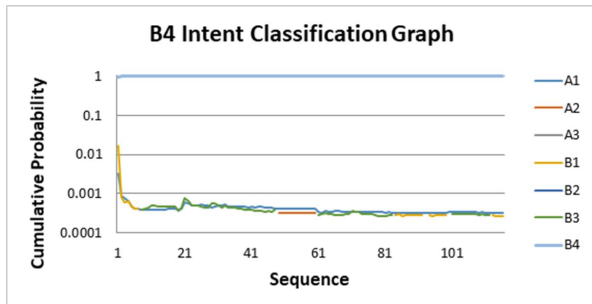


Fig. 15. Result of B4 Intent Classification

V. Conclusions

본 논문에서는 한국형 미사일 방어체계(KAMD) 내에서의 실시간 지휘통제를 위한 AI 기반 의도 예측모델을 제안하였다. 특히 계층적인 구조 및 우선순위를 반영한 데이터셋을 구성하여, 모의기 항적 데이터를 바탕으로 적의 전략적 의도를 분석하고 관련 목표물을 예측하는 알고리즘을 Vision Transformer (ViT) 구조를 중심으로 구현하였다.

군 전문기관에서 연구하고 생성한 데이터를 기반으로 실험한 결과, ViT 모델은 기존 CNN 및 TabNet 대비 높은 정확도를 기록하였으며, 각 의도와 CVAE 모델의 후속 행위에 대한 예측 성능의 우수함을 입증하였다. 또한, 실제 체계와 유사한 모의기 환경에서 시퀀스 기반

누적 항적 정보를 실시간으로 분석하여, 명확한 의도 전환을 감지하고 실시간 작전 시나리오에서도 본 모델이 높은 예측 신뢰도와 민감도를 확인하였다.

한편, 본 연구는 의도 예측 및 목표물 탐지에 중점을 두고 있으며, 후속 행위 예측과 같은 복합적 판단 요소는 실험에서 제외되었다. 이는 실제 작전 환경의 흐름과 지휘 맥락 등 고차원 정보가 필요한 과제로, 추후에는 모의기 데이터를 활용한 후속행위에 대한 예측 연구를 실험 단위가 아닌 실제계 적용 가능성 중심으로 확장할 계획이다.

적의 의도 예측은 단순히 교전 직전의 판단을 넘어, 사전 징후 분석 단계에서도 핵심적인 역할을 수행할 수 있다. 따라서 본 모델은 단순히 교전 직전의 상황 인식에 그치지 않고, 전략적 조기경보 체계의 핵심 구성요소로 활용될 수 있다. 또한, 징후 기반 정보처리 시스템과의 통합을 통해 실질적인 국방 AI 적용 사례로 확장될 수 있다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by the Agency for Defense Development (ADD), grant funded by the Defense Acquisition Program Administration (DAPA) (UG243001TD)

REFERENCES

- [1] The Korea Herald, "S. Korea completes project to improve command system against ballistic missiles", <https://www.koreaherald.com/article/3111501>
- [2] The Dong-A Ilbo, "North Korea Declares Completion of Mach 10 Hypersonic Missile... U.S. Warns 'We Have Plenty in Our Arsenal'," <https://www.donga.com/news/Politics/article/all/20220113/111221076/1>
- [3] H. Jeon, J. Choi, H. Choi, et al., "A Study on the Improvement Ballistic Missile Defense Operation Capabilities", 2024 KSII Spring Conference, pp. 285-286, Busan, Korea, Apr. 2024.
- [4] D. Lee, Y. Choi, J. Kim, et al., "Development of Ballistic Missile Classification method based on Dynamic Information", JOURNAL OF THE KOREA SOCIETY FOR SIMULATION (JKSS), vol. 34, no. 1, pp. 33-40, March, 2025. DOI : 10.9709/JKSS.2025.34.1.033

- [5] D. Hong, and Y. Kim, "Comparison of Generative-AI Model Based Pull-up Maneuvering Missile Trajectory Prediction Performance", JOURNAL OF THE KOREA SOCIETY FOR SIMULATION (JKSS), vol. 34, no. 1, pp. 13-21, March, 2025. DOI : 10.9709/JKSS.2025.34.1.013
- [6] H. Jeon, J. Choi, and J. Lee, "A Study on the Countermeasure Recommendation and the Intention Recognition for the Launched Ballistic Missile based on Enviroment Information", 2022 KIMST Annual Conference Proceedings, pp. 1403-1404, Jeju, Korea, Jun. 2022.
- [7] H. Jeon, H. Choi, and J. Choi, "A Study on the Learning Data Generating for TBM Intention Recognition", 2024 KIMST Annual Conference Proceedings, pp. 1427-1428, Jeju, Korea, Jun. 2024.
- [8] H. Choi, H. Jeon, J. Choi, et al., "A Research on the Data Model to Predict Enemy's Ballistic Missile Launch Intents and Plans", 2024 KIMST Annual Conference Proceedings, pp. 1415-1416, Jeju, Korea, Jun. 2024.
- [9] H. Lee, Y. Jung, Y. Han, et al., "Study on Target Value Derivation According to the Intent of SRBM Attacks by Nuclear-Armed States", JOURNAL OF THE KOREA SOCIETY FOR SIMULATION (JKSS), vol. 34, no. 1, pp. 23-31, March, 2025. DOI : 10.9709/JKSS.2025.34.1.023
- [10] I. Sutskever, O. Vinyals, and Q. V. Le, "Sequence to Sequence Learning with Neural Networks," NeurIPS (Advances in Neural Information Processing Systems), vol. 27, pp. 3104-3112, December 2014. DOI: 10.48550/arXiv.1409.3215
- [11] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, et al., "Attention Is All You Need," NeurIPS (Advances in Neural Information Processing Systems), vol. 30, pp. 5998-6008, December 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1706.03762
- [12] K. Sohn, H. Lee, and X. Yan, "Learning Structured Output Representation Using Deep Conditional Generative Models," NIPS (NeurIPS), vol. 28, pp. 3483-3491, December 2015. DOI: 10.48550/arXiv.1506.05517
- [13] A. Dosovitskiy, L. Beyer, A. Kolesnikov, et al., "An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale," ICLR (International Conference on Learning Representations), pp. 1-21, Virtual, May 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2010.11929
- [14] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition," Proceedings of the IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, November 1998. DOI: 10.1109/5.726791
- [15] S. Arik, and T. Pfister, "TabNet: Attentive Interpretable Tabular Learning," AAAI Conference on Artificial Intelligence, vol. 35, no. 8, pp. 6679-6687, Virtual, February 2021. DOI: 10.1609/aaai.v35i8.16742

Authors



Yukyung Shin received the M.S. degree in Data Science from Ajou University, Korea, in 2019. She is currently an engineer at Hanwha Systems. Her research interests include Defense Applications of AI and C2 Systems.



Jihyun Roh received the M.S. degree in Electrical and Electronic Engineering from Yonsei University, Korea, in 2012. He is currently a chief engineer at Hanwha Systems. His research interests include

Electronic Warfare, Command and Control System and Machine Learning.



Sungbin Ahn is currently pursuing the M.S. degree in Aerospace Industry Mobility Engineering at Hanseo University, Korea. He is currently a senior researcher at Euclidsoft. His research interests include AI and Edge AI.



Hyunwoo Jang received the M.S. degree in Industrial Artificial Intelligence from Chungbuk National University, Korea, in 2024. He is currently a senior researcher at Euclidsoft. His research interests include AI,

Edge AI and MLOps.



Hocheol Jeon received the Ph.D. degree in Computer Science and Engineering from Hanyang University, Korea, in 2011. He is currently a Principal researcher at Agency for Defense Development. His research interests

include Command and Control System, Data Link, Interoperability and Data Mining.