

Design of Ballistic Calculation Model for Improving Accuracy of Naval Gun Firing based on Deep Learning

Moon-Tak Oh*

*Engineer, Naval R&D Center, Hanwha Systems, Pangyo, Korea

[Abstract]

This paper shows the applicability of deep learning algorithm in predicting target position and getting correction value of impact point in order to improve the accuracy of naval gun firing. Predicting target position, the proposed model using LSTM model and RN structure is expected to be more accurate than existing method using kalman filter. Getting correction value of impact point, the another proposed model suggests a reinforcement model that manages factors which is related in ballistic calculation as data set, and learns using the data set. The model is expected to reduce error of naval gun firing. Combining two models, a ballistic calculation model for improving accuracy of naval gun firing based on deep learning algorithm was designed.

▶ **Key words:** Deep learning, Ballistic calculation, IMM Kalman filter, Reinforcement learning, Impact point correction

[요 약]

본 논문에서는 함포 사격 정확도를 향상시키기 위해 표적 위치 예측과 사격 오차 도출에서의 딥러닝 알고리즘 적용 가능성을 연구하였다. 표적 위치 예측 시 딥러닝 알고리즘의 하나인 LSTM 모델과 RN 구조를 적용했을 때 좀 더 정밀한 표적 위치를 예측할 수 있다는 가능성을 확인하고 모델을 설계하였다. 사격 오차 도출 시 사격제원 계산에 영향을 끼치는 요소들을 데이터 셋으로 관리하며, GAN을 사용하여 데이터 셋을 생성 후 강화 학습을 진행하여 사격 오차를 줄일 수 있는 모델을 설계하였다. 2가지 모델을 결합하여 사격 정확도를 향상시키기 위한 딥러닝 기반의 사격제원 계산 모델을 설계하였다.

▶ **주제어:** 딥러닝, 사격제원 계산, IMM 칼만 필터, 강화 학습, 탄착 수정

I. Introduction

과학 기술이 발전함에 따라 함정에서 운용하는 무기체계가 다양화되고 기술적으로 발전하고 있으나, 함포는 여전히 함정의 기본 전투 임무 수행과 생존 가능성 확보 측면에서 중요한 역할을 담당하고 있다[1]. 하지만 함포는 기상 조건, 표적의 기동, 포신 마모도, 장약 온도, 탄의 상태, 센서 오차 등 정확한 데이터 획득이 힘든 내/외부 요인들로 인해 사격 정확도가 높지 않다. 따라서 함포 사격 정확도를 높이기 위해 센서 오차 개선, 사격제원 계산 알고리즘 개선 등 사격 정확도를 높이기 위한 연구들이 진행되고 있다. 또한, 운용적인 측면에서는 사격 후 표적과 탄착점과의 오차를 계산하여 다음 사격 시 사격 위치를 보정하는 탄착점 수정을 통하여 사격 정확도를 높이고 있다. 탄착점 수정값은 표적과 실제 탄착점과의 오차를 그대로 반영하는 것이 이상적이지만 표적이나 탄착점을 측정하는 센서의 오차로 인해 값이 정확하지 않을 수도 있고 탄이 날아가는 동안 기상 변화, 예측한 표적 위치와 실제 표적 위치와의 차이 등 내/외부 환경요인의 변화 때문에 운용자의 경험이나 직관에 의존하여 수동으로 탄착점 수정값을 획득하고 있다. 운용자의 판단으로 보정 값을 결정하기 때문에 오차가 발생할 가능성이 존재하고, 이는 함포 사격 정확도를 낮추는 요인이 될 수 있다.

최근 인공지능과 IoT, 클라우드, 빅데이터, VR/AR 등의 최신 기술이 융합되어 사회 전반을 지능화시키는 제4차 산업혁명이 도래하였다. 세계 주요국은 인공지능을 민간 분야뿐만 아니라 국방 분야에서도 빠르게 수용하기 위해 노력 중이다. 특히, 미국, 중국 등은 인공지능을 군 핵심 핵심도구로 인식하고 적극적 연구 및 투자 중이다[2][3].

본 논문에서는 제4차 산업혁명을 대표하는 기술 중 하나인 인공지능을 적용하여 함포 사격 정확도를 향상시키기 위한 연구를 진행하였다. 운용자의 주관을 배제하기 위해 인공지능의 대표적인 분야 중 하나인 머신러닝을 채택하였고, 탄착 수정값에 영향을 끼치는 요소들에 머신러닝 기법 중 하나인 딥러닝 알고리즘을 적용할 수 있는지 판단하였다. 딥러닝 알고리즘을 적용할 수 있다고 판단된 요소들을 선별한 후 딥러닝 모델을 적용한 사격제원 계산 모델을 도출하였다. 사격 관련 데이터가 현재 확보되어 있지 않으므로 실제로 본 논문에서 제안한 사격제원 계산 모델이 기존 모델보다 사격 정확도 측면에서 성능이 개선되는지에 대한 비교는 추후 연구에서 알아볼 예정이다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 Considerations applying deep learning algorithm in defense field

최근 사회적으로 인공지능이 이슈가 되면서 여러 분야에서 인공지능을 적용하려는 노력을 하고 있다. 인공지능 구현 기법 중 하나인 딥러닝 알고리즘은 빅데이터 확보 여부가 성능에 필수적인 요소이므로 민간 분야 뿐만 아니라 국방 분야에서도 빅데이터 확보 및 활용 방안을 모색하는 활동이 활발해지고 있다. 그러나 민간 분야에서보다 빅데이터에 대한 중요성 인식 및 활용에 대한 부분은 미흡한 것이 사실이다. 실제로 한국군의 데이터 수집/관리 체계를 살펴보면 미군과 비교하였을 때 제도, 조직, 인력 및 예산 등 대부분이 미비하여 빅데이터로서 분석할 가치가 있는 데이터를 방치 또는 폐기하고, 데이터가 있어도 전사 차원의 체계적인 관리와 공유가 이루어지지 못해 빅데이터 활용을 제대로 하고 있지 못하는 실정이다[4]. 또한 수집된 데이터도 특정 도메인에 국한되어 있기 때문에 도메인에 포함되지 않은 분야의 경우 데이터의 양이 방대하지도 않은 문제가 있다.

본 논문에서 다루는 함포 사격을 예로 들어보자. 함포 사격 정확도를 높이기 위해서는 함포 사격에 영향을 끼치는 데이터를 수집 및 분석해야 한다. 관련 데이터로는 함포를 사격할 당시의 자함 위치 및 자세, 표적 위치, 기온, 기압, 풍향, 풍속 등이 있다. 하지만 함포 사격은 빈번하게 이루어지지 않고, 사격한 시점의 정보들을 데이터베이스화 되어 있지도 않기 때문에 데이터의 양과 질이 절대적으로 부족할 수밖에 없다. 딥러닝 알고리즘의 데이터의 불균형 해소 및 데이터의 양을 늘리는 기법들인 Resampling, GAN(Generative Adversarial Network) 등을 통하여 데이터의 양을 늘리는 방법이 있지만 함포 사격의 경우 인명과 직결되기 때문에 데이터의 정확성과 신뢰성이 무엇보다 중요하다. 따라서 실제 데이터를 계속 축적하여 관리할 필요가 있고, 데이터 부족으로 인해 가상의 데이터를 생성하여 딥러닝에 적용할 경우는 많은 검증이 필요하다.

1.2 Previous study of predict target position

기동하는 표적에 대한 위치 예측에 관한 연구는 여러 분야에서 이전부터 이루어지고 있었으며 표적 위치를 예측하는 방법은 칼만 필터 등의 필터 기법을 이용하여 예측하거나 Bayesian 네트워크를 이용한 모델에 기반한 예측 기법을 사용한다. 그 중 칼만 필터는 표적 위치 예측에 널리

사용되어 왔다. 그러나 기동 표적 예측에 있어서 단일 필터가 사용되면 그 성능이 저하된다. 이러한 이유로 많은 종류의 칼만 필터 알고리즘이 연구되어 왔다. 그 중에서도 IMM(Interacting Multiple Model) 알고리즘은 다양한 표적의 기동에 대해서 좋은 성능을 가지는 것으로 알려져 있다[5]. 실제 운용 중인 국내 전투체계를 탑재한 함에서도 사격제원 계산 시 IMM 칼만 필터 기법을 이용하여 표적 위치를 예측하고 있다.

최근에는 사회 전반적으로 인공지능에 대한 관심이 많아지면서 인공지능 구현 기법 중 하나인 딥러닝 알고리즘을 이용한 표적 위치 예측에 대한 연구도 활발히 이루어지고 있다. 그뿐만 아니라 기존에 위치 예측 알고리즘으로 주로 채택된 칼만 필터와 딥러닝 알고리즘을 적용한 위치 예측 결과에 대한 비교, 분석 연구도 진행되고 있다.

두 기법에 대한 비교, 분석 연구 중 2개의 관련 연구 결과를 살펴보자.

첫 번째로 칼만 필터와 딥러닝 기반의 LSTM(Long Short-Term Memory) 모델을 적용하여 각 비행 특성별 항적 추적 결과를 RMSE(Root Mean Square Error)로 비교한 결과를 살펴보면 Fig. 1. 과 같다[6].

Sortation	LSTM	Kalman filter
Constant velocity	0.004044	0.003872
Equivalent acceleration	0.038722	0.005506
Hard Turning	0.009229	0.012769

Fig. 1. RMSE result for track tracking by LSTM and kalman filter

결과를 살펴보면 Hard Turning 비행 특성에서는 LSTM 모델을 적용한 결과가 칼만 필터를 적용한 결과보다 우수한 것을 확인할 수 있다. 또한, Equivalent acceleration 비행 특성의 경우 해당 연구에서 학습 데이터가 부족하여 다소 성능저하가 있지만, Hard Turning 비행 시 기존 칼만 필터를 활용한 항적 추적성능보다 정확하다고 주장하고 있다.

다른 관련 연구로 칼만 필터와 딥러닝 알고리즘 중 하나인 RNN(Recurrent neural network)과 RN(Relation Network) 구조를 이용하여 자기 차량의 주변 차량 경로 예측 결과를 MAE(Mean Absolute Error)로 비교한 결과를 살펴보면 Fig. 2. 와 같다[7].

	Prediction term Δ	MAE (grid)	MAE X (grid)	MAE Y (grid)
Proposed Scheme	0.5	0.64	0.16	0.54
	1.0	0.89	0.22	0.75
	2.0	1.22	0.35	1.03
Kalman Filter	0.5	1.73	0.51	1.55
	1.0	3.26	0.96	2.99
	2.0	6.36	2.07	5.84

Fig. 2. Performance comparison of kalman filter and RNN in related research

결과를 살펴보면 칼만 필터보다 해당 연구에서 제시한 기법의 예측 성능이 더 우수한 것을 확인할 수 있다. 또한, 예측 시간이 길어질수록 딥러닝 알고리즘을 적용한 결과가 더 우수한 것을 확인할 수 있다.

1.3 Previous study of time series data augmentation

딥러닝에서 학습률은 데이터의 양과 질이 중요한 요소로 작용한다. 따라서 딥러닝의 성능을 높이기 위해 이미 확보된 데이터를 활용하여 새로운 데이터를 생성하는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 데이터를 생성하는 대표적인 알고리즘으로는 GAN이 있다.

GAN은 생성모델과 판별모델이 경쟁하면서 실제와 가까운 이미지, 동영상, 음성 등을 자동으로 만들어내는 기계 학습 방식 중 하나이다. 생성모델은 가짜 데이터를 생성하는 모델이고, 판별모델은 실제 데이터와 가짜 데이터를 판별하는 모델이다. 판별모델에 실제 데이터를 입력하여 입력 데이터를 실제로 분류하도록 학습하고, 생성모델에서 생성한 가짜 데이터를 입력하여 입력 데이터를 가짜로 분류하도록 학습을 시킨다. 그 후 생성모델을 학습된 판별모델을 속이는 방향으로 학습을 시키고 다시 판별모델에 데이터를 입력한다. 이러한 과정을 반복하여 생성모델과 판별모델은 경쟁적으로 발전하게 되며 판별모델이 가짜 데이터를 진짜 데이터라고 인식할 확률이 50%로 수렴하게 되면 실제 데이터와 가짜 데이터의 경계는 모호해진다[8].

함포 사격에 영향을 끼치는 데이터들은 시간에 영향을 받는 시계열 데이터이므로 시계열 데이터에 GAN을 적용한 연구 사례를 살펴보자.

실험 데이터는 많은 시계열 연구자들이 공통으로 사용하는 UCR(University of California, Riverside) 데이터에서 교통 데이터인 DogerLoopGame 라는 시계열 데이터를 이용했으며, 2개의 클래스(데이터 셋)에 대한 증강 데이터와 원본 데이터와의 평균 정확도 결과는 Fig. 3. 과 같다[9].

	20%~100%	40%~100%	60%~100%	80%~100%
class_1	77%	78.3%	87.9%	89.8%
class_2	78.9%	79.9%	80%	80%

Fig. 3. DogerLoopGame Experiment Result (Average Accuracy by Class)

결과를 살펴보면 원본 데이터와의 유사성이 평균 80%정도로 시계열 데이터가 부족할 경우 GAN을 이용하여 데이터를 생성 후 사용하는 것이 가능할 것이라고 판단하고 있다.

III. The Proposed Scheme

함포의 명중률에 영향을 주는 성능/효과도 관점에서의 오차들은 다음과 같다.

- ① 위치벡터 추정 오차
- ② 미래위치 추정 오차
- ③ 함포통제오차
- ④ 탄도오차

이러한 오차를 발생시키는 요인은 다음과 같다[1].

- ① 탐지체계 성능(거리, 방위, 고각) 오차
- ② 자함 센서(위치, 자세, 속도) 측정 오차
- ③ 환경 센서(풍향, 풍속, 기온, 기압 등) 오차
- ④ 함포 구동오차
- ⑤ 탄 특성(중량, 포구속도 등) 오차
- ⑥ 표적기동모델 오류(등속, 등가속, 선회, popup 등)
- ⑦ 장비 설치 오차

해당 오차는 크게 센서 오차 및 표적기동모델 오류로 인한 최종 표적 위치 예측에 대한 오차, 센서 측정 오차 또는 하드웨어 문제로 인한 사격제원 계산 시 사용되는 값에 대한 오차로 나눌 수 있다. 따라서, 함포 사격 정확도에 영향을 주는 요소는 표적 위치 예측 성능, 사격제원 계산 시 사용되는 각종 변수의 정확성 2가지로 나눌 수 있다.

2절에서 살펴본바 현재 국방 분야의 데이터 양과 질은 민간 분야에 비해 부족한 것이 사실이며, 수집된 데이터 또한 특정 분야에 국한되어 있다. 현재 함포 사격 관련 데이터는 따로 수집 및 관리가 되어 있지 않으므로 사격제원 계산 모델에 딥러닝 알고리즘을 적용하여 실제로 값을 도출하는 과정은 불가능하다. 하지만 칼만 필터와 딥러닝 알고리즘을 적용한 표적 위치 예측 결과를 비교, 분석한 관련 연구를 확인한 결과 딥러닝 알고리즘을 적용한 표적 위치 예측 결과가 우수하다는 것을 확인할 수 있었다.

따라서, 본 논문에서는 함포 사격 정확도에 영향을 주는 2가지 요소에 대해 표적 위치 예측에는 딥러닝 알고리즘 중 하나인 LSTM과 RN 구조, 사격제원 계산 정확성에는 강화 학습 모델을 적용하고 학습률을 높이기 위해 GAN을 적용하여 데이터를 확보하는 모델을 설계하였다.

1. Prediction of target position

함포 사격 시 표적은 대부분 기동 중이기 때문에 사격 시점으로부터 TOF(Time Of Flight) 이후의 표적 위치를 정확히 예측하는 것은 사격 정확도를 높이는 중요한 요소이다. 함포 사격제원 계산 시 IMM 칼만 필터를 이용한 표적 위치 예측 절차는 Fig. 4. 와 같다.

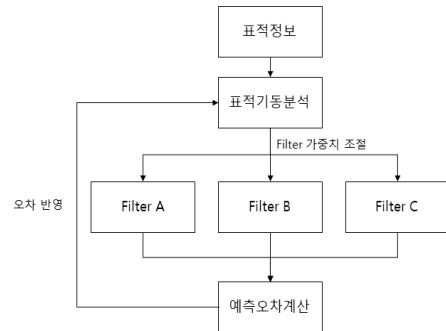


Fig. 4. Target position prediction process using IMM kalman filter

위 그림과 같이 다수의 필터를 이용하여 표적 기동을 판단하고 자동으로 각각의 필터 가중치를 조절하여 예측오차를 계산한 후 해당 오차를 다시 표적 기동에 반영하는 과정을 반복하여 최종적으로 표적 위치 예측을 수행한다. 표적 위치 예측 시 등속도 또는 등가속도 운동과 같이 일정한 규칙을 따르는 운동에 대해서는 비교적 정확히 표적 위치를 예측하지만, 급 기동, 급 선회 등 가변성이 큰 움직임에 대해서는 예측 정확도가 떨어진다.

또한, 실제 전장 환경에서는 적군이 수행하는 전술적인 기동 패턴이 있고, 급격한 상황 변화에 따라 유동적으로 움직임이 급변하기 때문에 표적 위치를 정확하게 예측하기는 사실상 쉽지 않다.

따라서, 딥러닝 알고리즘으로 기본적인 표적 위치를 예측하는 모델을 설계하고, 추가로 기존 칼만 필터로는 반영할 수 없는 전술적인 기동 패턴을 딥러닝 알고리즘으로 학습하였을 때 더욱 정밀한 표적 위치 예측이 가능할 것으로 판단하였다.

표적 위치 예측 시 표적이 급격하게 기동을 변경하는 경우에 칼만 필터보다 딥러닝 알고리즘을 적용한 방법의 결과가 우수하다는 것을 관련 연구를 통해 확인하였다. 또한, 표적 위치 예측 시간이 길어질수록 딥러닝 알고리즘을 적용한 방법의 결과가 우수하다는 것을 확인하였다. 함포 사격의 경우 탄이 표적에 명중하기까지 적게는 수 초에서 많게는 수십 초까지 소요되기 때문에 딥러닝 알고리즘을 활용하여 표적 위치를 예측하면 칼만 필터를 적용했을 때

보다 표적 위치 오차가 줄어들어 사격 정확도 향상이 이루어질 것으로 판단된다.

적군의 기동 패턴의 경우 보통 적 함 또는 적 항공기 단 일로는 움직이지 않으며 일정 규모의 집단을 이루어 전술 기동하기 때문에 관련 연구에서 차량 위치를 예측하는 경우와 유사하다고 판단하였고, 딥러닝 알고리즘으로 적군 기동 패턴을 학습을 할 수 있다면 표적 위치 예측 결과에 유의미한 영향을 줄 것으로 판단하였다. 그러나 전술적 기동 패턴의 경우 군 작전에 관련된 사항이기 때문에 데이터가 존재하지 않는다. 해당 데이터는 과거의 교전 상황 시 적군의 기동 영상 또는 기동 기록이 있을 경우 데이터화 하여 학습을 시켜야 하므로 표적 위치 예측 모델을 제안하고 실제 데이터 학습 시 표적 위치 예측 결과가 개선되었는지에 대한 여부는 다음 연구에서 진행하도록 하겠다.

딥러닝 알고리즘을 적용한 표적 위치 예측 모델은 Fig. 5. 와 같다.

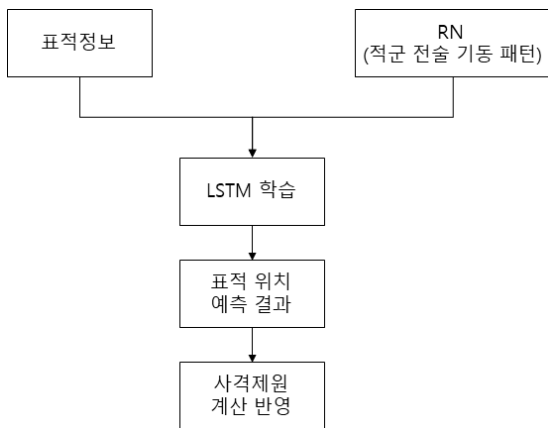


Fig. 5. Target position prediction model using LSTM and RN

함포 사격 시 기 획득한 표적 정보와 RN을 통해 추출한 적군의 전술 기동 패턴의 특징을 LSTM 구조에서 학습시킨다. 학습 결과 표적 위치 예측 결과가 도출되며 해당 위치에 사격을 명중시키기 위한 사격제원 계산이 수행된다.

2. Factors affecting ballistic calculation

함포 사격은 기본적으로 탄도방정식을 통해 사격제원을 계산한 결과값을 토대로 수행한다. 탄도방정식은 식 (1) 과 같다.

$$m \frac{d^2 \vec{r}}{dt^2} = \vec{F}_A - m(2\vec{\Omega} + \vec{\rho}_{N/E}) \times \vec{V} + m\vec{g} \quad (1)$$

$$\vec{F}_A = \frac{1}{2} \rho V^2 A C_D$$

- \vec{F}_A : 탄에 작용하는 공력(Drag Force)
- $\vec{\Omega}$: 지구 자전 각속도
- $\vec{\rho}_{N/E}$: 지구에 고정된 좌표계에 대한 항법좌표계의 각속도 벡터
- \vec{g} : 지구 중력 가속도
- m : 탄의 질량
- $\frac{1}{2} \rho V^2$: 동력(Dynamic Pressure)
- A : 탄의 단면적
- C_D : 공력 계수

탄도방정식 결과에 영향을 끼치는 값으로는 지구 자전에 의해 생기는 코리올리 힘, 지구 중력 가속도, 탄의 질량, 탄의 단면적, 공력 계수, 동력 등 여러 요인이 있다. 이 중 탄에 작용하는 공력은 대기 환경에 영향을 크게 받는다.

함포 사격은 크게 대공 사격과 대함 사격으로 나뉜다. 대공 사격은 공중에 있는 표적을 향해 직사로 발포를 하고, 대함 사격은 해상에 있는 표적을 향해 곡사로 발포를 하는 차이점이 있다. 하지만 두 사격 모두 탄이 여러 고도를 통과한다는 공통점이 있다. 고도에 따라 대기 환경은 크게 달라지기 때문에 각 고도에 대한 정확한 기상 데이터를 획득해야 사격 정확도를 높일 수 있다. 고도가 높아지면 밀도가 감소하고, 밀도가 감소함에 고각은 증가한다. 고도 변화에 따른 고각의 편이는 Fig. 6. 과 같다[10].

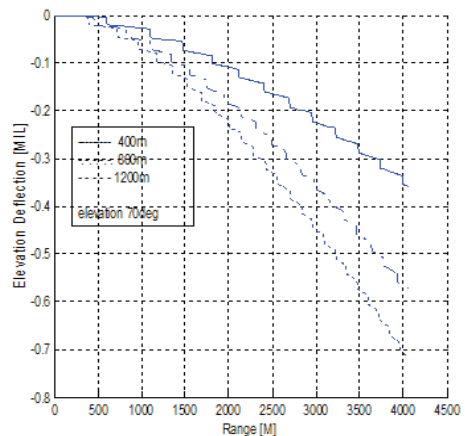


Fig. 6. Elevation deflection due to elevation change

기상에는 여러 가지가 있지만 기온, 풍향, 풍속, 습도, 공기밀도가 사격에 중대한 영향을 끼치는 요소로 뽑을 수 있다. 특히, 기온의 경우 고도에 따라 변화가 크다. 기온이 감소하면 밀도가 증가하고, 밀도가 증가함에 따라 고각은 감소한다. 기온 변화에 따른 고각의 편이는 Fig. 7. 과 같다[10].

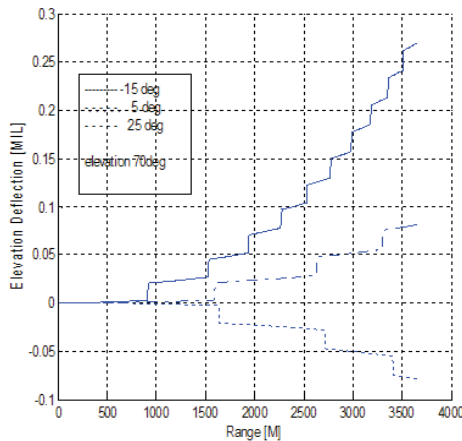


Fig. 7. Elevation deflection due to temperature change

Fig. 6., Fig. 7.에서 확인할 수 있듯이 대기 환경의 변화가 사격 정확도에 큰 영향을 끼치는 것을 확인할 수 있다. 그러나 함포 사격을 진행할 전장 환경은 수시로 변화하기 때문에 해당 지역의 기상을 정확히 측정하는 것은 불가능하다. 또한, 자함의 위치에서의 기상은 함 내 자체 센서로 어느 정도 정확한 값을 얻을 수 있지만 탄 궤적이 지나가는 고도별 기상은 해당 구간에 별도의 측정 장비가 없으므로 기존에 주어진 수식을 통해 예측해야 한다. 수식이 실제 기상을 정확히 모델링할 수 없기 때문에 이 부분에서 기상 오차가 발생하게 된다. 기상 변화에 따른 탄착 오차뿐만 아니라 불규칙한 탄 제원에 따른 포구속도 변화, 함포 발사 시점 시의 자함 기울어짐 등 탄착 오차에 영향을 주는 요소들이 복합적으로 작용하여 사격 정확도에 영향을 미친다.

따라서, 본 논문에서는 탄도방정식 계산에 영향을 주는 요소들과 해당 값들로 사격한 결과 실제 표적과의 오차 값을 데이터 셋으로 관리하여 이후 사격 시 관리 중인 데이터 셋과 유사한 환경에서 사격을 할 경우 이전 사격 시의 오차를 보정 값으로 이용하여 좀 더 정밀한 사격을 할 수 있도록 모델을 제안한다. 강화 학습을 기반으로 데이터 셋을 관리 및 학습하며 데이터 셋의 양을 늘리기 위해 GAN을 통해 이미 획득한 데이터 셋과 유사한 데이터 셋을 생성하여 학습률을 높인다. 가상 데이터 셋을 생성할 때 임의의 값으로 생성하면 판별모델에서 실제 데이터와 다르다고 판단할 가능성이 크다. 또한, 판별모델이 실제 데이터로 판단했을 경우 실제 데이터 특성과는 다른 데이터가 생성될 경우 학습에 대한 신뢰성이 떨어질 수 있다. 따라서, 실제 함정에서 운용 중인 센서의 특성을 모델링하여 가상 데이터 셋을 생성한다.

관련 연구에서 이미 가상 데이터(표적 정보, 자함 정보, 환경 정보)만 사용 또는 실제 데이터와 혼용하여 시뮬레이

션 수행이 가능하고, 시뮬레이션 결과를 통해 사격제원 계산 모듈을 보완하여 실제 사격 결과가 기준치 대비 사격 정확도가 우수한 것이 검증되었다[11]. 따라서 센서 모델링을 통해 얻은 가상 데이터가 실제 데이터의 특성과 유사한 것을 확인할 수 있고, 해당 모델링을 적용하여 생성한 가상 데이터 셋에 GAN을 적용하면 실제 데이터의 특성과 유사한 데이터가 도출될 것으로 판단할 수 있다.

GAN을 통해 생성할 사격 정보 데이터 셋은 Table 1. 과 같이 구성하였다.

Table 1. Data set of firing information

사격 정보 데이터 셋
탄 정보(탄종/탄무게/포구초속/장약 온도)
사격제원 계산 정보(선회각/고각)
자함 위치 정보(위도/경도/고도)
자함 자세 정보(롤/피치/헤딩)
표적 위치 정보(위도/경도/고도)
대기 환경 정보 (기온/기압/풍향/풍속/습도/공기밀도)
사격 결과 정보(선회각/고각 오차)

사격 정보 데이터 셋은 추후 추가 또는 삭제가 가능하며 실제 함 운용 시 얻을 수 있는 데이터의 형태와 동일한 타입 및 형상을 가지도록 한다.

본 논문에서 제안하는 사격 오차 보정 학습 모델의 구성은 Fig. 8. 과 같다.

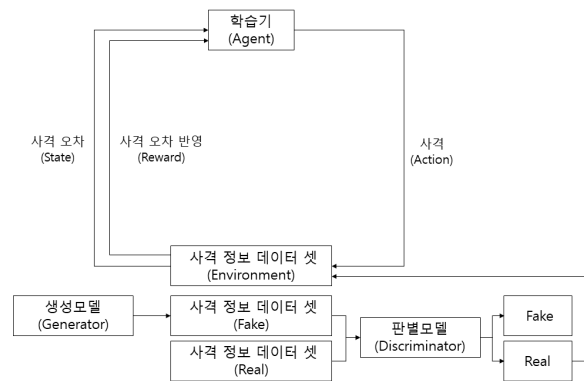


Fig. 8. Improving accuracy of naval gun firing using reinforcement learning

사격 정보 데이터 셋을 학습시키면 학습 결과로 표적과 실제 사격 지점 간의 선회각, 고각 오차가 도출된다. 도출된 오차를 반영하여 해당 과정을 반복 수행하며 사격 정확도를 향상시킨다. 그러나 실제 함포 사격은 인명과 직결되는 사안이므로 본 모델에서는 함포 사격에 필요한 값인 선회각, 고각 보정 값만 제시하고 그 정보의 사용 여부는 운용자 판단에 맡기도록 한다.

본 논문에서 제안한 모델을 결합하여 최초 표적 획득으로부터 사격까지의 절차를 수행하는 모델은 Fig. 9. 와 같다.

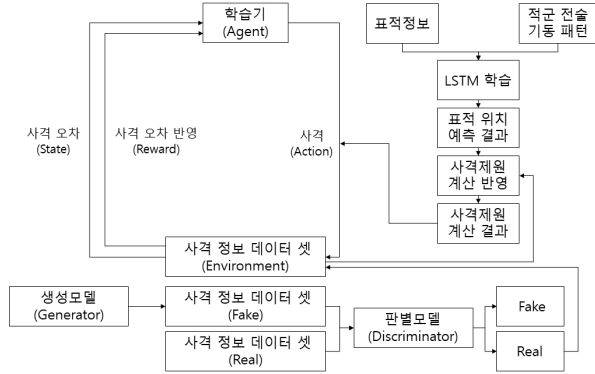


Fig. 9. Improving accuracy of naval gun firing using reinforcement learning

적군과 교전 시 센서로부터 적군 위치에 대한 정보를 획득하면 기존에 학습한 적군 전술 기동 패턴을 추가로 반영하여 LSTM 모형으로 학습을 시킨다. 도출된 적군 예상 위치에 사격제원 계산을 수행 시 기존에 관리 중인 사격 정보 데이터 셋을 확인하여 현재 사격 환경 조건과 비교 후 유사하거나 일치하는 데이터 셋을 확인하여 보정 후 사격제원 계산을 수행한다. 도출된 사격제원 계산 결과를 토대로 사격을 실시하고, 사격 후의 오차 및 사격 당시의 환경 정보는 사격 정보 데이터 셋에 저장한다. 사격 정보 데이터 셋의 양이 부족하여 학습이 제대로 이루어지지 않는 경우 GAN을 통해 가상의 사격 정보 데이터 셋을 만들어 데이터의 양을 보강한다.

IV. Conclusions

본 논문에서는 사격 정확도 향상을 위해 2가지 방향에 대해 딥러닝 알고리즘을 적용하는 모델을 설계하였다.

표적 위치 예측 시 LSTM 모형을 적용하고 표적 간 기동 특징 추출은 RN 구조를 적용하여 표적 위치 예측 모델을 설계하였다.

또한, 함포 사격 당시 사격제원 계산에 영향을 끼치는 정보와 사격 결과 발생한 오차 정보를 데이터 셋으로 관리하여 강화 학습 모델에 적용을 시키고, 부족한 데이터 셋을 GAN으로 생성하여 강화 학습 모델의 학습률을 높이는 사격 정확도 향상 모델을 설계하였다.

두 모델을 결합하여 적군과 교전 시 표적 획득부터 사격 후 탄착 수정하여 재사격을 하는 과정까지 수행하는 딥러닝 기반 사격제원 계산 모델을 설계하였다.

차후 논문에서는 함포 사격에 대한 실제 데이터를 확보하여 제안한 모델과 기존 모델의 사격 정확도를 비교하여 제안 모델의 성능 검증 연구를 진행할 예정이다.

REFERENCES

- [1] Dong-Hoon Lee, Cheol-Ho Kim, Tae-Su Kim, "Gun-oriented Engagement Simulation System," Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology, Vol. 10, No. 1, pp. 78-85, Mar. 2007.
- [2] C. Kim, et. al., "Development of Artificial Intelligence(AI) and Application of Defense Sector," Defense & Technology, No. 428, pp. 62-75, Oct. 2014.
- [3] S. Kim, et. al, "Trends in Artificial Intelligence Technology and Application of Defense Sector," Defense & Technology, No. 455, pp. 88-99, Jan. 2017.
- [4] Seong-Woo Kim, Gak-Gyu Kim, Bong-Kyu Yoon, "A Study on a Way to Utilize Big Data Analytics in the Defense Area," Journal of the Korean Operations Research and Management Science Society, Vol. 39, No. 2, pp. 1-19, Jun. 2014. DOI: 10.7737/JKORMS.2014.39.2.001
- [5] Young-Ju Lee, "The Research of Naval Tracking Filter using IMM3 for Naval Gun Ballistic Computer Unit," Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology, Vol. 8, No. 3, pp.24-32, 2005.
- [6] Jin-Ha Hwang, Jong-Min Lee, "Improvement of Track Tracking Performance Using Deep Learning-based LSTM Model," Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 25, No. 1, pp. 189-192, May 2021.
- [7] Byeoungdo Kim, Uin Won Choi, "Machine Learning Based Vehicle Trajectory Prediction Technique Using Relation Network," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 156-157, Jan. 2018.
- [8] Goodfellow, Ian, et al. "Generative Adversarial Nets," Advances in neural information processing systems 27, pp. 2672-2680, 2014.
- [9] ChangHyun Lee, DongHun Shin, HoSeok Jeon, JinWoo Jung, KiWon Kwon, TaeHo Im, "A Study on Application of Time Series Data Enhancement Technique and Performance Evaluation using Generative Adversarial Neural Network (GAN)," Proceedings of Symposium of the Korean Institute of communications and Information Sciences, pp. 1067-1068, Jun. 2021.
- [10] Hwan il Kang, Kang Park, Woo Seoung Park, "A Study on the Built Trajectory for the External Circumstances and Improvement of the Hit Probability," KSC Annual Conference Proceedings, Vol. 39, No. 2, pp. 46-48, Nov. 2012.
- [11] Eui-Jin Kim, "Naval Gun Fire Control System Simulation for Verification Depending on Development Phase," Journal of the

Korea Society for Simulation, Vol. 20, No. 2, pp. 41-48, Jun.
2011. DOI: 10.9709/JKSS.2011.20.2.041

Authors



Moon-Tak Oh received the M.S. degrees in Computer System and Multi Media from Chungnam National University, Korea, in 2015. He is currently and Engineer in Hanwha Systems Co., Ltd.

He is interested in Combat System, Ballistic Calculation System, System Modelling.