論文 J. of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences 46(4), 283-289(2018)
DOI:https://doi.org/10.5139/JKSAS.2018.46.4.283
ISSN 1225-1348(print), 2287-6871(online)

인공신경망을 이용한 공대지 유도폭탄의 투하가능영역 산출

김성균*, 박정호**, 박상혁**, 이승필***, 김길훈***

Computation for Launch Acceptability Region of Air-to-Surface Guided Bomb Using Artificial Neural Network

Seonggyun Kim*, Jeongho Park**, Sanghyuk Park**, Seoungpil Lee*** and Kilhun Kim***
LIG Nex1 Corporation*,**,***

ABSTRACT

Launch Acceptability Region(LAR) means an area for successfully hitting the target. And LAR should be calculated in real time on aircraft so that LAR can be seen by pilot. LAR can be changed by the launch condition of the bomb, the impact condition of the target, and the atmospheric condition at the time of flight of the bomb. In this paper, we propose the calculation method of LAR using Artificial Neural Network(ANN). The learning data was generated by changing each condition from existing LAR model, and LAR model was derived through ANN learning. We confirmed the accuracy of the new LAR model by comparing the difference between the result data of existing LAR model and the new LAR model. And we confirmed the possibility of real time calculation of the LAR model on the aircraft by comparing the calculation time.

초 록

투하 가능 영역(LAR)은 표적에 성공적으로 명중하기 위한 영역을 의미하여, 항공기에서 실시간으로 계산되어 조종사가 인지할 수 있도록 시현해 주어야한다. LAR는 폭탄의 투하 조건, 표적의 탄착조건, 비행 시의 대기조건에 따라 변경된다. 본 논문에서는 인공신경망을 이용한 LAR 모델의 계산방법을 제시하였다. 기존의 LAR 모델에서 각 조건들을 변화하여 학습데이터를 생성하였으며, 인공신경망 학습을 통해 LAR 모델을 도출하였다. 기존 LAR 모델의 결과 데이터와 새로운 LAR 모델의 결과 데이터의 차이를 비교하여 모델의 정확도를 확인하였고, 계산시간을 비교하여 새로운 LAR 모델의 항공기에서 실시간 계산 가능성을 확인하였다.

Key Words : Air-to-Surface Guided Bomb(공대지 유도폭탄), Launch Acceptability Region(투하 가능 영역), Artificial Neural Network(인공 신경망)

† Received : November 8, 2017 Revised : January 25, 2018 Accepted : February 27, 2018
* Corresponding author, E-mail : seounggyun.kim@lignex1.com

Ⅰ. 서 론

투하 가능 영역(LAR : Launch Acceptability Region)은 항공기에 장착된 유도무기가 목표 표적을 성공적으로 명중하기 위해 제시되는 발사영역을 의미하며, 조종사는 투하 가능 영역 내에서 무장(로켓, 폭탄 또는 미사일)을 발사하여야 표적을 명중할 수 있다[1]. 투하 가능 영역은 항공기에서 실시간으로 계산되고 이를 전방 시현기(HUD : Head Up Display)나 다기능 전시기(MFD : Multi Function Display)에 시현한다. 시현된 투하 가능 영역을 바탕으로 조종사는 무장의 투하여부를 판단하게 된다. 투하 가능 영역의 개념도는 Fig. 1과 같다.

공대지 유도폭탄(Air-to-Ground Guided Bomb)은 항공기에서 투하되어 추진기관 없이 투하시점의 운동에너지와 위치에너지만으로 표적까지 유도되어 지상의 목표물을 파괴하는 무기체계이다. 추력이 존재하지 않는 제한사항을 고려하여 정확도, 탄착각, 사거리 등의 요구 성능을 충족하기 위해서는 계산된 투하 가능 영역 내에서 투하하는 것이 필수적이다. 이러한 유도폭탄의 특성으로 인해 공대지 유도폭탄의 투하 가능 영역은 항공기의 투하조건과 표적의 탄착조건, 그리고 유도폭탄의 비행 시의 대기조건 등에 의해 결정된다[2]. 이러한 투하 가능 영역에 대한 연구는 지속적으로 연구되어왔다. 최근 연구에는 공대지 유도탄과 공대지 유도폭탄의 투하 가능 영역의 실시간 계산 알고리듬에 대한 연구가 수행되었다[2,3].

공대지 유도탄의 실시간 투하 가능 영역 계산 알고리듬 연구에서는 공대지 순항 유도탄을 기준으로 연구되었다[3]. 위 연구에서는 항공기의 속도, 비행경로각, 표적과의 상대고도를 입력조건으로 설정하고, Bi-section 기법을 적용한 Pseudo

Fig. 1. Concept of a Launch Acceptability Region(LAR)

6자유도 시뮬레이션을 이용하여 9개의 3차원 최대·최소 사거리 테이블(Range Table)을 산출하였다. 산출된 사거리 테이블을 통하여 16개의 투하 가능 영역 상수(LAR constant) 값을 결정하고, LAR footprint를 산출한다.

공대지 유도폭탄의 경우에는 추력이 없고 투하 시 가지고 있던 위치 및 운동에너지만으로 활공하여 유도되므로 상대적으로 바람의 영향을 많이 받게 된다. 바람의 영향을 많이 받기 때문에 바람 조건을 고려한 정밀모델을 사용할 경우 정확도는 증가하지만 투하 가능 영역의 계산 실시간성이 떨어지게 된다. 그래서 최근에 연구된 공대지 유도폭탄에 대한 투하 가능 영역 계산은 CLARA(Common Launch Acceptability Region Approach) 개념을 적용한 투하 가능 영역 계산 알고리듬에 대하여 연구되었다[2]. CLARA는 미 공군과 SAE가 연구·도출한 방법으로, 시뮬레이션을 통하여 데이터베이스를 구축하고, 데이터베이스를 바탕으로 근사화 된 투하 가능 영역 계산 모델을 생성한다. 위 연구에서는 CLARA 개념 중 시뮬레이션 조건 생성, 데이터베이스 구축 투하 가능 영역 계산 함수 생성 부분을 이용하였다. 시뮬레이션 조건 생성에서는 완전배치법을 사용하였고, 6자유도 비행 시뮬레이션을 통해 데이터베이스를 구축하였다. 투하 가능 영역 계산 함수는 최소자승법을 사용하고, F-검정을 이용한 후방소거법으로 회귀모델을 산출하였다. 이렇게 도출된 투하 가능 영역 모델은 정확도와 계산 실시간성이 보장되어 일반적 투하 가능 영역 모델을 계산하는데 적용 가능함을 확인하였다.

인공신경망(Artificial Neural Network)을 이용한 투하 가능 영역에 대한 연구는 강인 웨이블렛 신경망(RWNN : Robust Wavelet Neural Network)을 이용한 투하 가능 영역을 모델링한 연구와 다층 퍼셉트론(MLP : Multi Layer Perceptron)을 이용한 무기 교전 지대(WEZ : Weapon Engagement Zone)를 계산한 연구가 있다[4,5]. 강인 웨이블렛 신경망을 이용한 연구는 기존 투하 가능 영역 모델을 인공신경망에 학습시켜 새로운 투하 가능 영역 모델을 구축하고, 기존 모델과의 비교하여 성능을 향상시켰다. 다층 퍼셉트론을 이용한 연구는 공대공 미사일을 기준으로 데이터베이스를 구축 후 인공신경망을 이용하여 무기 교전 지대를 계산하였다. 다층 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에 1개 이상의 중간층을 두어 단층 퍼셉트론으로 학습이 불가능한 비선형적 데이터를 학습이 가능하도록 고안된 방법이다. Fig. 2에 다층 퍼셉트론의 구조를 나타내었다.

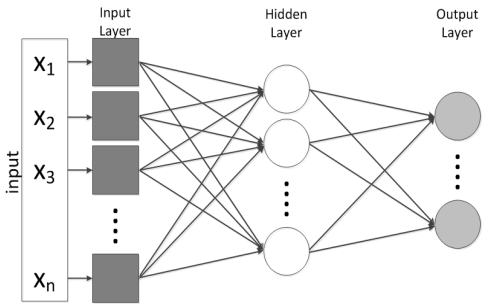

Fig. 2. Multi Layer Perceptron

앞의 연구는 기존의 LAR 모델이 수학적 모델로 구성되었으며, 인공신경망을 이용하여 수학적 모델의 파라미터를 추정하는 방법으로 LAR 모델을 생성하였다. 뒤의 연구는 무장 교전 지대의 데이터의 최대·최소 거리를 인공신경망에 학습시켜서 최대·최소 거리만을 추정하는 방법을 사용하였다. 하지만 본 연구에서 사용한 LAR 모델을 수학적 모델로 구성되지 않고 LAR를 구성하는 각 점이 시뮬레이션을 통한 계산되는 모델로 구성되었으며, 최대·최소 거리만으로 LAR를 구성할 수가 없고, 각 점의 거리를 모두 계산되어야 하는 LAR 모델이다.

본 연구에서는 기존 공대지 유도폭탄의 LAR 모델을 다층 퍼셉트론(MLP)으로 구성된 인공신경망을 이용하여 새로운 LAR 모델로 도출하였다. 인공신경망으로 새로 도출한 LAR모델은 기존 모델 대비 비슷한 LAR를 가지며, 계산 시간이 기존에 비해 획기적으로 감소하여 새로운 LAR 모델의 항공기 실시간 계산 가능성을 확인하였다. 또 인공신경망의 특성인 가중치와 편향치를 가지고 LAR 모델을 구성하기 때문에, 항공기에 LAR 모델을 적용시킬 때 많은 조건에서의 결과를 가지고 선형 내삽을 통해 LAR 모델을 도출하는 것 보다 더 적은 메모리를 사용하게 되는 장점이 있다.

Ⅱ. 본 론

2.1 인공신경망(Artificial Neural Network)

인공신경망(ANN : Artificial Neural Network)은 생물학적 두뇌의 작동원리에서 영감을 얻어 만든 연산기술이다. 생물학적 두뇌는 뉴런(Neuron)이라는 최소 단위 신경 세포들이 시냅스(Synapse)라는 물질로 연결되어 복잡하고 거대한 그물망으로 이루어져있는데 인공신경망은 이러한 구조를 수학적으로 모델링한 기계학습 알고리즘이다.

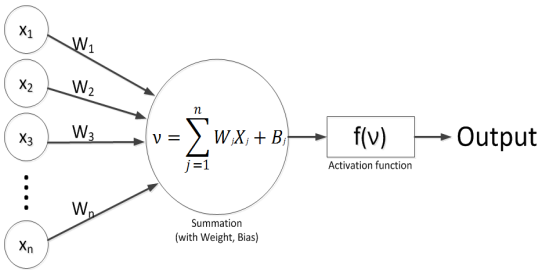

Fig. 3. Structure of Neuron

인공신경망은 입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer), 출력층(Output layer)으로 구성되어 있다. 각 층에는 뉴런이 존재하며, 입력층의 뉴런은 입력 변수와 1:1 매칭이 되며, 출력층의 뉴런은 출력 변수와 매칭, 그리고 은닉층의 뉴런은 모델의 복잡도를 결정한다.

인공신경망은 문제해결을 위해 직접적인 방법을 통하지 않고 학습을 통해 시냅스의 결합세기를 변화시켜 문제를 해결 할 수 있다. 이때, 시냅스의 결합세기는 연결 가중치(weight)와 편향치(bias)로 나타난다. 이러한 가중치와 편향치로 만들어진 인공신경망은 다양한 문제에 대하여 적용할 수 있으며, 분석 목적에 따라 크게 예측과 패턴인식의 두 가지로 나눌 수 있다[5].

일반적인 뉴런에 대한 개념도를 Fig. 3에 나타내었다. 각 뉴런에서는 입력(X_i)과 가중치(W_i)의 곱에 편향치(B_i)를 더하여 값(ν)을 도출하고, 도출된 값에 활성 함수(Activation function, $f(\nu)$)을 이용하여 다음 뉴런의 입력 값으로 변환된다.

2.2 LAR 모델 도출

2.2.1 기존 LAR 모델

기존 LAR 모델은 투하조건과 대기조건을 입력받아 LAR의 위치좌표(위·경도)를 도출한다. 도출된 LAR의 좌표는 30도 간격으로 총 12개의 좌표로 나타난다.

기존 LAR 모델은 LAR를 계산 할 때, 간략화된 시뮬레이션을 통해 각 점의 좌표를 계산하며, 12번 반복을 통해 LAR의 좌표를 계산한다. 기존 LAR 모델은 이러한 시뮬레이션과 반복연산으로 인해 계산시간이 오래 걸리게 된다.

기존 LAR 모델의 연산시간을 측정해본 결과, 1개의 case 당 약 1.06 sec의 연산시간이 걸리는 것으로 확인되었다. 연산환경은 2.3.3절의 Table 6과 같은 연산환경을 사용하였고, 연산시간은 Visual studio의 chrono라는 함수를 이용하여 측정하였다.

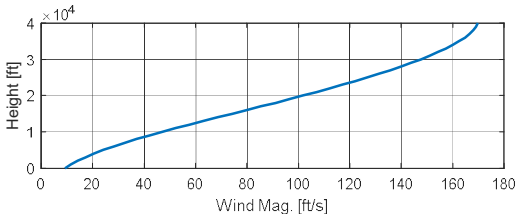

Fig. 4. Wind Magnitude Profile

2.2.2 입력 조건 설정

기존 LAR 모델의 입력조건 중 투하 조건은 고도 조건과 속도 조건으로 나뉘며, 무장의 운용 고도 및 운용 속도와 연관된다. 고도 조건은 무장의 최대·최소 운용 고도를 1,000 피트(ft) 단위로 나누어서 설정하였으며, 속도 조건은 무장의 최대·최소 운용 속도를 마하 수(MACH Number) 0.02 단위로 나누어 설정하였다. 이렇게 만들어진 투하조건은 총 304 케이스로 나누어진다.

대기 조건은 바람 조건으로 MATLAB의 Horizontal Wind Model을 사용하였다. 함수명은 'atmoshwm'이다. 이 함수의 입력 값은 위치 값(위·경·고도)을 받는다. 위·경도 값은 표적의 위치를 입력하였고, 고도는 2,000ft에서부터 40,000ft까지 20개로 나누어서 입력하였다. 그래서 고도에 따른 바람의 속도 20개를 계산하였다. 이 값은 하나의 케이스에 동일하게 적용된다. 고도에 따른 바람의 세기는 Fig. 4와 같다. 바람 방향은 케이스 변화에 따라 30도씩 바뀌어 총 12개 케이스의 변화가 있다.

투하조건과 대기조건을 대해 총 3,648개의 LAR 모델 입력조건을 생성하였고, 각 조건에 대하여 Table 1에 간략하게 나타내었다.

2.2.3 학습 데이터 세트 구성

위의 절과 같이 만든 LAR 모델 입력 조건과 기존의 LAR 모델을 이용하여 각 조건별 투하 가능 영역 시뮬레이션을 수행하였다. 2.2.1절에서

Table 1. LAR model Input Condition

Launch cond.	Alt.	divide 1,000 ft	304 cases
	Vel.	divide 0.02 M	
Atmosp. cond.	Wind Alt. - 2,000~40,000ft (20 section) Mag. - Using Horizontal Wind (in MATLAB, atmoshwm) Dir. - Divided 30 deg Total 12 case (only Dir. varying)		
Conditions total 3,648 cases			

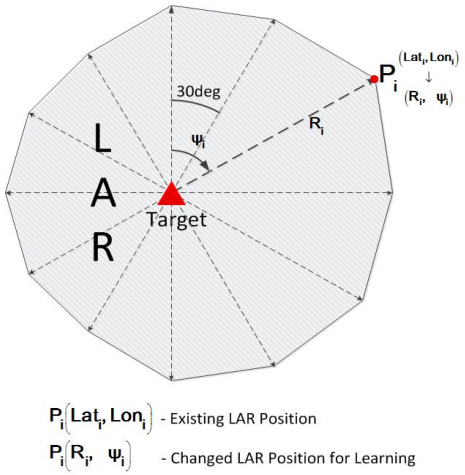

Fig. 5. LAR Model Drawing

언급하였듯이 LAR의 좌표는 1 case당 총 12개의 좌표로 나타나며, 각 좌표는 위도, 경도 값으로 표현된다. 이를 간단한 계산을 통하여 표적을 원점으로 하는 극좌표계로 표현할 경우, 표적과 30도 간격에 위치한 각 점까지의 거리로 표현 가능하다. 따라서 Fig. 5와 같이 한 점(P_i)에 대한 위도(Lat_i), 경도(Lon_i) 2개의 결과 파라미터를 1개의 추측 가능한 파라미터 각도(Ψ_i) 그리고 양의 값을 가지는 정수 거리(R_i) 파라미터로 설정하여 학습으로 추정할 모델 함수의 복잡성을 줄이고 결과의 가독성을 높일 수 있다.

본 연구에서 인공신경망의 학습 데이터 중 입력데이터는 시뮬레이션 입력조건처럼 투하고도·속도, 바람의 고도·속도·방향의 값으로 한 케이스 당 62개의 값으로 이루어진다. 목표 데이터는 시뮬레이션 결과 값인 표적과의 거리의 값 1개의 값으로 이루어진다. 시뮬레이션은 3,648번을 수행 하였으므로, 입력 데이터 세트의 크기는 62x3,648이 되고, 목표 데이터 세트의 크기는 1x3,648의 크기를 가진다. 이 학습 데이터 세트는 투하 가능 영역을 구성하는 결과 값 중 1개의 점에(P_i) 대한 크기이다. 투하 가능 영역은 30도 간격으로 12개의 결과로 나타나므로 위와 같은 크기의 학습 데이터 세트가 12개로 구성된다. 학습 데이터 세트에 대해 Table 2에 정리하였다.

Table 2. Learning data set size

Input data set	Set size : 62x3,648 Number of set : 12 sets
Target data set	Set size : 1x3,648 Number of set : 12 sets

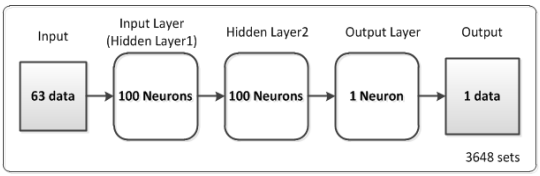

Fig. 6. Block Diagram of LAR

Table 3. LAR ANN Result Size

	Input Layer	Hidden Layer2	Output Layer
Weight	100x62	100x100	1x100
Bias	100x1	100x1	1x1

2.2.4 새로운 LAR 모델 도출

본 연구에서 MATLAB의 인공신경망 툴박스인 Neural Network/Data Manager(nntool)을 이용하여 인공신경망을 구성하였다. 구성된 인공신경망의 레이어는 총 3개로 히든레이어(Hidden Layer)가 2개 출력레이어(Output Layer)가 1개로 구성된다. 각 히든레이어의 신경(Neuron)의 개수는 100개로 설정하였다. 구성한 인공신경망의 간략한 구성도를 Fig. 6에 나타내었다. 각 레이어의 활성함수(Activation Function)은 하이퍼볼릭 탄젠트 시그모이드 함수(Hyperbolic Tangent Sigmoid Function)를 사용하였으며, 사용한 시그모이드 함수를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\tan sig(n) = \frac{2}{1+e^{-2n}} - 1$$

인공신경망을 수행한 결과, 각 레이어에서의 가중치와 편향치를 얻을 수 있었다. 가중치와 편향치의 결과 값은 매우 큰 크기의 결과이므로 본 논문에는 기술하지 않고, 결과의 크기만을 기술하였다. 각 레이어에서의 가중치와 편향치의 크기는 Table 3에 나타내었다.

2.3 결과 확인

2.3.1 LAR 모델 검증 시뮬레이션 조건

결과 검증을 위해, 입력 조건을 바꾸어 가며 기존 LAR 모델에 대한 시뮬레이션을 수행하였다. 검증 시뮬레이션의 입력조건은 투하 고도·투하 속도·바람에 대한 조건이 필요하다.

100개의 입력 조건을 생성하였으며, 각 조건은 랜덤 수를 적용하여 운용영역 내 임의의 조건을 생성하였다. 바람조건 중 바람크기는 고정하고, 고도에 따른 바람방향만 변경하였다. 시뮬레이션 입력 데이터를 Table 4에 정리하여 나타내었다.

Table 4. Validation Simulation Input Case

Launch cond.	Altitude	Random Number Apply (With in Operating area)
	Velocity	
Atmosp. cond.	Only Dir. Varying	
total 100 cases		

위의 시뮬레이션에서 사용하였던 입력데이터를 새로 도출된 LAR 모델에 적용하였다. 결과로 나온 LAR의 거리 및 면적을 비교하여 새로운 LAR 모델의 기존 LAR 모델과의 유사성을 확인하였고, 계산 시간을 측정하여 새로운 LAR 모델에 대한 실시간 계산 가능성을 확인하였다.

2.3.2 새로운 LAR 모델의 정확도

LAR는 12개의 점을 가진 다각형의 형태로 나타난다. 위의 절에서 설정한 조건으로 기존의 LAR 모델과 새로운 LAR 모델에 적용하여 시뮬레이션 하였다. Figs. 7~9는 100개의 LAR 모델 시뮬레이션 결과 중 임의의 케이스(case 01, 50, 100)를 정하여 도시하였다.

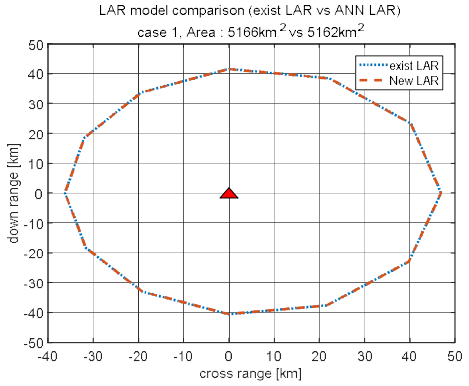

Fig. 7. LAR model comparison - Case 01

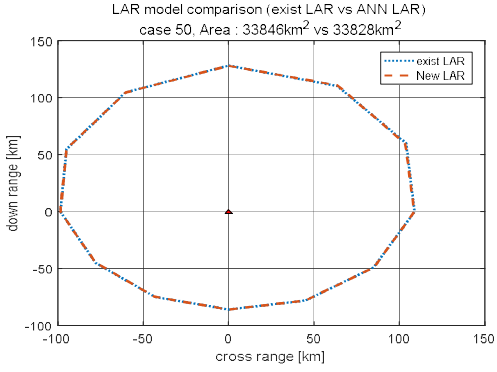

Fig. 8. LAR model comparison - Case 50

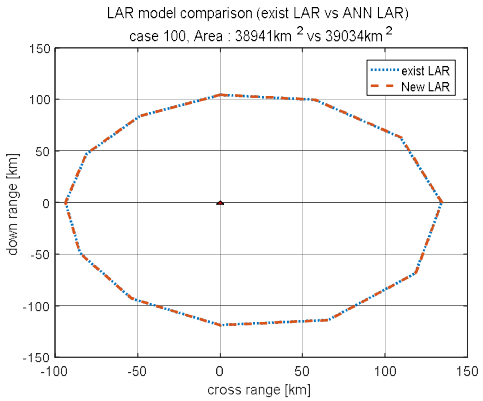

Fig. 9. LAR model comparison - Case100

위에 도시된 그림으로는 기존 LAR 모델과 새로운 LAR 모델의 차이를 확인하기는 어렵다. 정확한 차이를 확인하기 위해, 표적(원점)에서부터 다각형의 각 꼭짓점까지 의 거리 차와 두 다각형 면적의 차를 계산하여 결과를 확인한다. 비교 결과의 대푯값을 Table 5에 정리하였다.

우선 거리를 비교한 데이터를 확인하면, 두 길이의 차가 평균 0.12km에 표준편차가 0.21km이다. 최댓값으로는 3.16km가 차이나며, 이는 전체 길이의 2.32% 오차로 확인된다.

Table 5. ANN LAR model Error

		Dist. Err.	Area Err.
Mean	Val.	0.1182[㎞]	36.0607[㎢]
	Per.	0.1189[%]	0.1210[%]
Max	Val.	3.1632[㎞]	250.1406[㎢]
	Per.	2.3209[%]	0.5322[%]
Min	Val.	3.1959e-5[㎞]	0.0761[㎢]
	Per.	3.7660e-5[%]	4.2778e-4[%]
Std.		0.2118[km]	43.8210[㎢]

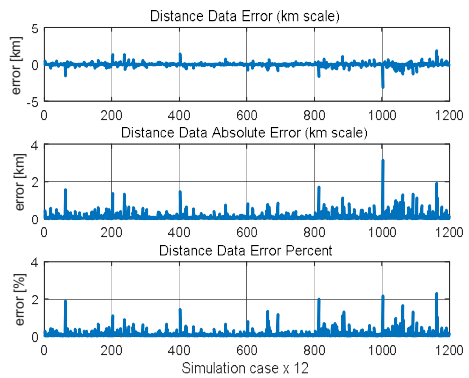

Fig. 10. Distance Error

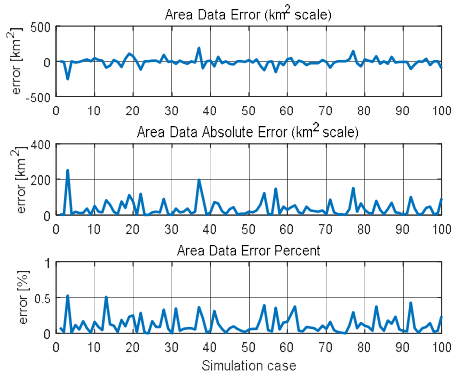

Fig. 11. Area Error

그리고 면적의 경우에는 평균 36.06㎢, 표준편차 43.82㎢이며, 최댓값으로는 250.14㎢으로 전체 면적의 약 0.53% 오차로 확인된다.

위와 같이 각 LAR 모델의 결과가 차이가 거의 없다. 이는 인공신경망을 이용하여 도출한 새로운 LAR 모델이 기존 LAR 모델과 유사함을 확인 할 수 있다. 거리 오차 데이터와 면적 오차 데이터를 Fig. 10과 11에 도시하였다.

2.3.3 새로운 LAR 모델의 실시간 계산 가능성

위의 절에서 새로운 LAR 모델의 정확도를 확인하였다. 새로운 LAR 모델은 정확도와 더불어 항공기에서의 계산 실시간성도 보장되어야한다. 기존의 LAR 모델은 2.2.1절에서 언급하였듯이 1개 case당 1.06 sec의 연산시간이 걸린다. 이러한 연산시간은 연산환경이 더 좋지 않은 항공기에서의 계산 실시간성을 보장 할 수 없었다. 이 절에서는 인공신경망을 이용하여 도출한 LAR 모델의 연산시간을 측정하여 모델의 실시간성을 확인하였다.

새로운 LAR 모델을 Table 6과 같은 분석환경에서 총 100개의 케이스에 대해 연산시간을 측정하였다. 측정방법은 2.1.1절의 기존 LAR 모델 측정방법과 동일하게 측정하였다. 새로운 LAR 모델에서 한 개의 케이스에 대해 연산시간을 측정하였지만, 시간이 짧아서 연산시간이 측정 불가로 나왔다. 그래서 총 100개 전체 케이스에 대한 연산시간을 측정하였으며, 측정 결과 16.05 msec가 측정되었다. 이를 케이스의 개수로 나누면 각 케이스 당 연산시간은 약 0.1605 msec 임을 확인할 수 있다. 이는 기존의 LAR 모델 연산시간의 약 1/150000로 매우 작아진 값이다. 그리고 이 연산시간은 새로운 LAR 모델이 항공기에서 실시간적으로 계산이 가능할 것으로 판단된다.

Table 6. Computational Environment

CPU	Intel Core i5-3470 @ 3.2GHz
RAM	16.0 GB
HDD	SSD
Operation System	Windows 7 64bit
Operation Program	Visual Studio 2015 Enterprise

2.3.3 LAR 모델 간 메모리 비교

메모리 비교는 각 모델의 결과 파일의 용량을 비교하였다. 기존 LAR 결과 데이터는 한 개의 case 당 약 1.05 kb를 차지하고, 본 논문에서는 총 3,648개의 case를 생성하여 만들었고 총 3.75 mb의 크기를 가진다.

새로 생성한 LAR 모델의 결과는 가중치와 편향치 데이터이다. 결과 데이터는 각도에 따라 12개로 나뉘고 layer에 따라 3개로 나뉘어서, 가중치와 편향치 데이터는 각각 36개씩 생성된다. 편향치 데이터는 약 810 bite의 크기를 가지며, 총 19.5 kb의 크기를 차지한다. 가중치는 1 layer에서 약 52 kb, 2 layer에는 약 86 kb, 3 layer에서는 855 bite의 크기를 가지며, 총 1.64 mb의 크기를 가진다. 그러므로 새로운 LAR 모델의 크기는 1.66 mb의 크기를 가진다. 결과 파일의 크기를 비교한 결과 새로운 LAR 모델의 총 크기가 약 1/2인 것으로 나타났다.

기존 LAR의 결과 데이터를 본 연구의 개수보다 더 많이 생성을 한다면, 기존 모델의 데이터는 용량이 늘어나게 되하지만, 인공신경망을 이용한 새로운 LAR 모델을 layer 수가 변하지 않는 이상 비슷한 크기의 데이터 용량을 가질 것으로 예상된다. 그래서 두 모델의 결과 용량 차이는 더 날 것이다. 이는 많은 양의 데이터를 항공기에 적용하는 것보다 메모리의 양을 획기적으로 줄일 수 있을 것으로 판단된다.

III. 결 론

본 논문에서는 기존에 구축된 공대지 유도폭탄 LAR 모델의 실시간 계산 성능 확보를 위해 인공신경망을 이용하여 새로운 LAR 모델을 도출하고 그 결과를 기술하였다. 시뮬레이션을 통해 기존 LAR 모델과 비교/검증한 결과, 인공신경망을 이용하여 학습한 새로운 LAR 모델이 기존 모델로부터 얻은 결과와 매우 유사하며, LAR 계산을 위해 필요한 연산시간이 획기적으로 감소하여 실시간 계산이 가능함을 확인하였고, 차지하는 용량이 줄어들어 기존 LAR 모델에 비해 항공기의 적용에 적합한 모델임을 확인하였다.

References

1) Clemares, D. B., Segador, P. G., Oliva, Á. H., Triviños, Y. L. R., “Regression models for LAR Generation,“ *VIII UCM Modeling Week*, June 2014, pp. 1~4

2) Seo, J. J., “Developing an Algorithm to Calculate Launch Acceptability Region for Air-to-Ground Guided Bomb,” *Journal of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 45, No. 6, Jun. 2017, pp. 517~522.

3) Park, S. S., Hong, J. H., Ryoo, C. K., “Computation Algorithm for Launch Acceptability Region of Air-to-Surface Missile,” *Journal of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 43, No. 10, Oct. 2015, pp. 910~919.

4) Yoon, K. S., Park, J. H., Kim, I. G., Ryu, K. S., “New Modeling Algorithm for Improving Accuracy of Weapon Launch Acceptability Region,” *Digital Avionics Systems Conference (DACS), 2010 IEEE/AIAA 29th,* December 2010.

5) Birkmire, B., “Weapon Engagement Zone Maximum Launch Range Approximation using a Multilayer Perceptron,” *Degree of Master,* Wright State University, Ohio USA, 2011. pp. 13~24.