



J. Korean Soc. Aeronaut. Space Sci. 49(3), 197-204(2021)

DOI:https://doi.org/10.5139/JKSAS.2021.49.3.197

ISSN 1225-1348(print), 2287-6871(online)

## 심층 신경망을 이용한 실시간 유도탄 파편 탄착점 및 분산 추정

강태영<sup>1</sup>, 박국권<sup>2</sup>, 김정훈<sup>3</sup>, 유창경<sup>4</sup>

### Real-Time Estimation of Missile Debris Predicted Impact Point and Dispersion Using Deep Neural Network

Tae Young Kang<sup>1</sup>, Kuk-Kwon Park<sup>2</sup>, Jeong-Hun Kim<sup>3</sup> and Chang-Kyung Ryoo<sup>4</sup>

Inha University

#### ABSTRACT

If a failure or an abnormal maneuver occurs during the flight test of a missile, the missile is deliberately self-destructed so as not to continue the flight. At this time, debris are produced and it is important to estimate the impact area in real-time whether it is out of the safety area. In this paper, we propose a method to estimate the debris dispersion area and falling time in real-time using a Fully-Connected Neural Network (FCNN). We applied the Unscented Transform (UT) to generate a large amount of training data. UT parameters were selected by comparing with Monte-Carlo (MC) simulation to secure reliability. Also, we analyzed the performance of the proposed method by comparing the estimation result of MC.

#### 초 록

유도탄의 비행 시험 중 고장 또는 비정상적인 기동이 발생하는 경우 비행을 계속하지 않도록 의도적으로 자폭한다. 이때 파편이 발생하며 안전 지역을 벗어났는지 여부를 실시간으로 추정하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 Fully-Connected Neural Network(FCNN)를 이용하여 실시간으로 파편의 예상 낙하 영역 및 낙하 시간을 추정하는 방법을 제안한다. 많은 양의 학습 데이터 생성을 위해 Unscented Transform(UT)를 적용하였으며 신뢰도 확보를 위해 Monte-Carlo(MC) 시뮬레이션과 비교하여 파라미터를 선정하였다. 또한 제안한 방법의 추정 결과를 MC와 비교하여 성능을 분석하였다.

**Key Words** : Deep Neural Network(심층 신경망), Unscented Transform(무향 변환), Predicted Impact Point(예상 탄착점), Missile Debris Dispersion(유도탄 파편 분포), Flight Test(비행 시험)

#### 1. 서 론

현대의 유도무기 체계가 고도화됨에 따라 무기체계를 시험하고 성능을 평가하기 위한 발사 시험장은 훈련 및 교전 효과 극대화를 위해 필수적이다. 유도

무기 시험장은 체계적인 안전관리 하에 운용되어야 하며 이를 위해 시험 안전 통제 시스템을 연구, 개발하고 있다. 시험 중 유도탄의 고장이 발생하거나 외란 등으로 인하여 이상 기동이 발생하는 경우 유도탄이 시험장 영역을 벗어날 수 있기 때문에 비정상

† Received : November 10, 2020    Revised : January 20, 2021    Accepted : February 3, 2021

<sup>1,2,3</sup> Graduate Student, <sup>4</sup> Professor

<sup>4</sup> Corresponding author, E-mail : ckryoo@inha.ac.kr

© 2021 The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences

기동을 유지하지 않도록 공중에서 자폭을 수행한다. 이때 다수의 파편이 생성되며 낙하로 인하여 인명, 재산상의 피해를 야기할 수 있다. 이를 최소화하기 위해 사전에 예상 궤적에 대한 안전영역을 설정하여야 하며 이를 벗어나는 경우에 대해서도 예상 탄착점 및 분포 영역을 추정하는 것이 중요하다.

이와 관련하여 비행체의 예상 충돌 위치(Predicted Impact Point, PIP) 추정을 위한 다양한 기법들이 제안되었다. 비선형 batch 추정기와 Recursive Multiple Model 기반 Particle Filter를 결합하여 탄도 표적의 예상 충돌위치 및 발사점 추정을 위한 연구가 진행되었다[1]. 또한 낙하위치 추정의 정밀도 향상을 위해  $\beta$ 모델 기반 Interacting Multiple Model EKF ( $\beta$ -IMM-EKF)를 이용하여 비행체의 탄도계수를 추정하는 연구가 진행되었다[2]. 위와 같은 기법은 주로 재진입 비행체 혹은 탄도탄을 대상으로 하며 단일 비행체의 예상 낙하지점을 산출한다.

다수 파편의 분포 추정과 관련된 연구로는 이전의 비행시험 데이터를 가공하여 통계적 특성을 분석하고 파편 분포에 영향을 주는 인자를 식별하여 이에 대한 회귀 분석을 통해 분포 영역을 추정하는 연구가 진행되었다[3]. 이러한 기법은 연산시간이 단축된다는 장점이 있으나 데이터의 가공을 통해 추정하기 때문에 데이터 외의 경우에 대하여 신뢰도가 저하되는 문제가 발생할 수 있다. 또한 파편의 낙하 시뮬레이션 결과를 분석하여 시간에 따라 고도 층에서의 파편 분포 확률을 도출하고 Lyapunov equation 기반 공분산 전파 방식을 통해 파편 궤적의 진화를 예측한 연구도 진행되었다[4]. Lyapunov equation은 선형화를 기반으로 하기 때문에 급격한 기동으로 비선형성이 강해지거나 외란이 발생하는 경우 추정의 오차가 증가한다는 단점이 있다.

선형화에 의한 오차를 보완하기 위해 UT를 이용한 통계적 선형 회귀 방법으로 공분산을 전파하고 Gauss-Hermite Cubature-based numerical integration 접근을 사용한 연구도 진행되었다[5]. UT는 Taylor Series Expansion을 통해 Nonlinearity와 무관하게 Second Order에서의 정확도를 보장한다는 것이 증명되어 있으며 Jacobian이나 Hessian을 계산할 필요가 없어 연산 부담이 적다는 장점이 있다[6,7].

앞서 언급한 Lyapunov 방정식을 이용한 공분산 전파 알고리즘과 UT를 이용한 공분산 전파 기법을 이용해 초기 폭파된 파편의 분포를 모델링하고 낙하영역을 추정하여 시뮬레이션을 통해 이에 대한 성능 및 정밀도 분석이 수행된 사례도 있다[8].

본 논문에서는 심층 신경망을 이용하여 파편의 예상 탄착점, 분포 영역, 낙하 시간을 추정하는 방법을 제안한다. 심층 신경망은 비선형 함수를 추정하기 위해 많이 사용되며 매우 적은 연산으로 결과를 얻을 수 있다는 장점이 있다. 정확도 높은 학습 데이터 생

성을 위하여 파편의 비선형 운동방정식을 선형화하지 않고 통계적 특성을 예측할 수 있는 UT를 이용하였다. UT의 파라미터 선정을 위해 MC 시뮬레이션과 비교하여 파편의 분포 영역에 영향을 미치는 유도탄의 상태변수를 식별하고 이에 따른 적절한 파라미터를 선정하였다. FCNN을 이용하여 폭파 시점에서의 유도탄 상태변수를 입력으로 하는 신경망을 구성하였으며 성능 검증을 위해 유도탄의 6자유도 시뮬레이션을 통해 획득한 궤적 및 상태변수를 이용하여 MC의 결과와 비교하였다.

## II. 본 론

### 2.1 유도탄 파편 모델링

#### 2.1.1 좌표계 정의

유도탄 및 파편의 운동을 모의하기 위해 아래와 같은 좌표계를 정의하며 Fig. 1은 이를 나타낸다.

ECEF (Earth Centered Earth Fixed) 좌표계는 지구 중심을 원점으로 하며  $z_e$ 축은 지구 자전축 방향,  $x_e$ 축은 기준 경도선과 적도면이 만나는 점을 지나는 직선이다.  $y_e$ 축은  $z_e$ ,  $x_e$ 축과 오른손 좌표계를 형성하는 축이다.

LLA (Latitude, Longitude, Altitude) 좌표계는 비행체의 위치를 위도, 경도, 고도로 표현하기 위한 좌표계이며 WGS 84 지구 모델을 적용한다.

ENU (East-North-Up) 좌표계는 비행체의 무게중심을 원점으로 하며  $x_u$ 축은 동쪽,  $y_u$ 축은 북쪽,  $z_u$ 축은 지면에 수직한 위 방향을 향한다.

#### 2.1.2 파편 운동 방정식 및 항력 모델

유도탄의 자폭에 의해 생성된 파편은 폭파 시점에서의 유도탄의 상태와 폭파로 인해 파편이 분포되는 상태의 영향을 받는다. 폭파 시점에서의 유도탄의 상태변수는 식 (1)과 같다.

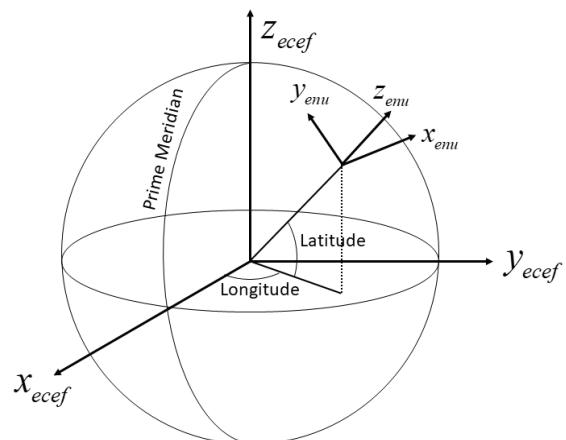


Fig. 1. Coordinate System

$$X_m = [V, \gamma, \psi, \phi, \lambda, r]^T \quad (1)$$

where,  $V$  : Missile Speed  
 $\gamma$  : Flight Path Angle  
 $\psi$  : Azimuth Angle  
 $\phi$  : Latitude  
 $\lambda$  : Longitude  
 $r$  : Distance from Earth Center

유도탄의 속도를 ENU 좌표계에서 나타내면 식 (2)와 같다.

$$\vec{V}_{ENU}^{Missile} = [Vc\gamma s\psi, Vc\gamma c\psi, Vs\gamma]^T \quad (2)$$

이때 분출되는 N개의 파편은 임의의 속력을 갖는 구형으로 가정하며 분출 속도는 식 (3)과 같고 각 변수의 분포는 Table 1의 범위에 속하는 균등분포를 따른다고 가정한다.

$$\vec{V}_{ENU}^{Explosion} = [V_e c\gamma_e s\psi_e, V_e c\gamma_e c\psi_e, V_e s\gamma_e]^T \quad (3)$$

파편의 초기 속도는 폭발 시점의 유도탄의 속도와 폭발로 인한 분출 속도를 더한 형태이며 식 (4)와 같다.

$$\vec{V}_{ENU}^{Debris} = \vec{V}_{ENU}^{Missile} + \vec{V}_{ENU}^{Explosion} \quad (4)$$

최종적으로 파편의 상태변수는 식 (5)와 같다.

$$X_D = [V_D, \gamma_D, \psi_D, \phi, \lambda, r] \quad (5)$$

위 상태변수는 파편의 낙하 위치, 분포 영역, 도달 시간에 영향을 미치는 요인이며 이에 따른 파편의 3 자유도 운동방정식은 식 (6)과 같이 구성된다[9].

$$\begin{aligned} \frac{dV_D}{dt} &= D_V - g s \gamma_D + \omega^2 r c \lambda (s \gamma_D c \lambda - c \gamma_D s \phi_D s \lambda) \\ \frac{d\gamma_D}{dt} &= D_\gamma - \frac{g}{V_D} c \gamma_D + \frac{V_D}{r} c \gamma_D + 2\omega c \phi_D c \lambda \\ &\quad + \frac{r\omega}{V_D} c \lambda (c \gamma_D c \lambda + s \gamma_D s \phi_D s \lambda) \\ \frac{d\phi_D}{dt} &= D_\phi - \frac{V_D}{r} c \gamma_D c \psi_D t \lambda + 2\omega (t \gamma_D s \psi_D c \lambda - s \lambda) \\ &\quad - \frac{r\omega^2}{V_D c \gamma_D} c \psi_D s \lambda c \lambda \\ \frac{dr}{dt} &= V_D s \gamma_D \\ \frac{d\phi_i}{dt} &= V_D c \gamma_D \frac{c \phi_D}{r c \lambda} \\ \frac{d\lambda}{dt} &= \frac{V_D c \gamma_D s \psi_D}{r} \end{aligned} \quad (6)$$

where,  $\omega$  : Rotation Speed of Earth  
 $D_V$  : Drag of Speed Component  
 $D_\gamma$  : Drag of Flight Path Angle Component  
 $D_\psi$  : Drag of Azimuth Angle Component

바람에 대한 파편의 상대 속도는 식 (7)과 같으며 항력은 식 (8)과 같이 계산된다.

$$\vec{V}_{rel} = \vec{V}_{ENU}^{Debris} - \vec{V}_{ENU}^{wind} \quad (7)$$

$$\vec{D}_{ENU} = -\frac{1}{2} \rho \|\vec{V}_{rel}\|^2 C_d \cdot \frac{\vec{V}_{rel}}{\|\vec{V}_{rel}\|} \quad (8)$$

where,  $\rho$  : 대기 밀도  
 $C_d$  : 항력 계수  
 $\vec{V}_{ENU}^{wind}$  : ENU 좌표계에서의 바람 속도

항력은 속력, 비행경로각, 방위각의 변화율 성분을 생성한다. 각 성분은 식 (9)와 같이 계산되며 Fig. 2와 같다.

$$\begin{bmatrix} D_V \\ D_\psi \\ D_\gamma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c\gamma s\psi & -c\gamma c\psi & s\gamma \\ c\psi & s\psi & 0 \\ -s\gamma s\psi & s\gamma c\psi & c\gamma \end{bmatrix} \vec{D}_{ENU} \quad (9)$$

파편의 항력 계수는 'Stars mission 1 vehicle'의 파편 모델을 기준으로 하였으며 파편 종류와 이에 따른 항력 계수는 Table 2와 같다[10].

Table 1. Boundary of Debris Explosion Velocity

Variable	min. Value	max. Value	Units
$V_e$	0	30	m/s
$\gamma_e, \psi_e$	$-\pi$	$\pi$	rad

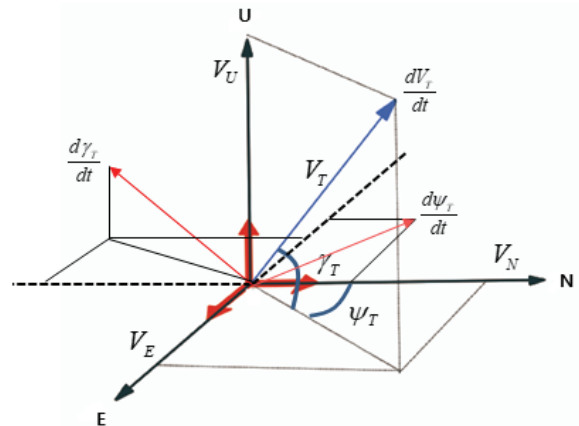


Fig. 2. Drag Vector Decomposition

Table 2. Debris Properties

Class ID	Description	Approx. Cd [m <sup>2</sup> /kg]
1	Nozzle, aft dome of Orbus	0.004
2	3rd stage skin	0.015 ~ 0.034
3	Dodecagon with components	0.003 ~ 0.005
4	Spent orbis motor	0.011 ~ 0.021
5	Yaw TVC actuator	0.014 ~ 0.037
6	Pitch TVC actuator	0.014 ~ 0.037
7	TVC electronic box	0.023 ~ 0.063

## 2.2 심층 신경망

### 2.2.1 신경망 구성

비선형 함수의 출력을 계산하는 Nonlinear Approximator로써 신경망의 일종인 FCNN을 사용하였으며 이는 한 층의 모든 노드가 다음 층의 모든 노드에 연결되어있는 형태의 신경망을 일컫는다. 이러한 구조는 모든 입/출력 정보간의 상관관계를 학습하는 특성을 가지며 단순한 구조로 적용이 쉽다는 장점이 있다. 각 층간의 노드들은 Forward Propagation하여 산출되며 이는 식 (10)과 같이 Weight( $W$ )와 Bias( $b$ )는 식 (11)과 같이 정의된다.

$$X_{i+1} = W_i \phi(X_i) + b_i \quad (10)$$

$$W_i = \begin{bmatrix} w_{11} & \cdots & w_{1q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{ip} & \cdots & w_{pq} \end{bmatrix}, b_i = \begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_p \end{bmatrix} \quad (11)$$

where,  $i$  : Layer Index  
 $p$  : Number of nodes (Previous layer)  
 $q$  : Number of nodes (next layer)  
 $\phi$  : Activation Function

Activation Function은 Rectified Linear Unit (ReLU) 함수를 사용하였으며 가중치는 ReLU 함수에 적합하다고 알려진 He Initialize 방법을 사용하여 초기화하였다. 가중치와 Bias는 역전파 알고리즘을 사용하여 Update 하였으며 학습에 사용된 Hyperparameter는 Table 3과 같고 신경망의 입/출력 데이터는 Table 4와 같이 정의한다.

Table 3. Hyperparameter

Parameter	Value
Learning Rate	0.005
Epoch	2,000
No. of Hidden Layer	5
No. of Nodes	30/50/100/50/30

Table 4. I/O of Neural Network

I/O	State	units
Input	Speed	m/s
	Flight Path Angle	deg
	Azimuth Angle	deg
	Altitude	m
	Drag Coefficient	-
	Wind Speed	m/s
	Wind Direction	deg
Output	PIP (Latitude)	deg
	PIP (Longitude)	deg
	Falling Time	sec
	CEP Radius	m

### 2.2.2 데이터 Pre-processing

$N$  set의 학습데이터에 대해 입력 데이터( $X$ )와 정답 데이터( $Y$ )는 식 (12)와 같이 구성된다.

$$X = \begin{bmatrix} A_1 \\ \vdots \\ A_N \end{bmatrix} = [B_1, \dots, B_n] = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{M1} & x_{M2} & \cdots & x_{Mn} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$Y = \begin{bmatrix} C_1 \\ \vdots \\ C_N \end{bmatrix} = [D_1, \dots, D_m] = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{M1} & d_{M2} & \cdots & d_{Mm} \end{bmatrix}$$

$A, C$ 는 1개의 시나리오에 대한 입/출력 데이터를 나타내며,  $B, D$ 는  $N$ 개의 시나리오에 대한 1종류의 입/출력 데이터( $N$ 개)를 나타낸다. Table 4와 같은 입/출력에 대하여 입력 데이터는 7항목( $n=7$ )이며 정답 데이터는 4항목( $m=4$ )이다. 각 항목의 단위와 범위가 다르기 때문에 학습이 편향되지 않도록 데이터를 정규화하여 사용하며 식 (13)과 같다.

$$\hat{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(B_j)}{\max(B_j) - \min(B_j)} \quad (13)$$

$$\hat{d}_{ij} = \frac{d_{ij} - \min(D_j)}{\max(D_j) - \min(D_j)}$$

## 2.3 학습 데이터 생성

신경망의 예측 정확도는 학습 성능에 의해 결정되며 이를 위해 많은 양의 학습 데이터가 필요하다. MC 시뮬레이션은 1 Set의 데이터를 생성하기 위해 300회 이상의 반복 연산이 필요해 다량의 학습 데이터를 생성하기에 부적절하다. UT를 이용할 경우 Sigma Point의 수만큼만 Propagation하면 되기 때문에 MC에 비해 연산시간이 약 1/100 정도로 감소하여 다량의 학습 데이터를 생성하기 용이하다. 본 논문에서는 UT를 이용하여 학습 데이터를 생성하였으

며 학습 데이터의 정확도 확보를 위해 파편의 분포 영역에 영향을 미치는 상태변수를 식별하고 경향성 분석을 통해 적절한 UT 파라미터를 선정하였다.

### 2.3.1 무향 변환(Unscented Transform, UT)

UT는 확률 분포의 비선형 변환을 추정하는 문제에 많이 사용된다[11,12]. MC 시뮬레이션을 대체하기 위해 개발된 접근방법으로 표본의 초기 분포를 대표하는 이산 점의 집합인 시그마 포인트(Sigma Point)와 가중치를 이용하여 비선형 함수의 확률 분포를 추정한다. 모델을 선형화하지 않고 그대로 사용하기 때문에 다른 기법에 비해 정확도가 높으며 이산 점의 개수만큼의 시뮬레이션을 수행하기 때문에 연산시간이 매우 단축된다는 장점이 있다. 시그마 포인트는 식 (14)와 같이 계산되며  $(^i)$ 는 Matrix의  $i$ 번째 대각 원소를 의미한다.

$$\begin{aligned} X^{[0]} &= \mu \\ X^{[i]} &= \mu + (\sqrt{(\mu + \lambda)\Sigma})^i, \text{ for } i = 1, \dots, n \\ X^{[i]} &= \mu - (\sqrt{(\mu + \lambda)\Sigma})^i, \text{ for } i = n + 1, \dots, 2n \end{aligned} \quad (14)$$

where,  $X$  : Sigma Points  
 $n$  : Dimension  
 $\mu$  : Mean of Sigma Points  
 $\lambda$  : Scaling Parameter  
 $\Sigma$  : Covariance Matrix

시그마 포인트의 분포는 Scaling Parameter( $\lambda$ )에 의해 결정되며 식 (15)와 같다.

$$\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n \quad (15)$$

시그마 포인트를 입력으로 하여 각 점에 대한 비선형 함수( $f$ )의 출력을 계산하고 식 (16)과 같이 가중치를 이용해 평균과 분산을 산출한다. 가중치는 식 (17)과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \text{mean} &= \sum_{i=0}^{2n} w_m^{[i]} * f(X^{[i]}) \\ \text{std} &= \sum_{i=0}^{2n} w_c^{[i]} * f(X^{[i]}) \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} w_m^{[0]} &= \frac{\lambda}{n + \lambda} \\ w_c^{[0]} &= w_m^{[0]} + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ w_m^{[i]} &= w_c^{[i]} = \frac{1}{2(n + \lambda)}, \text{ for } i = 1, \dots, 2n \end{aligned} \quad (17)$$

where,  $\kappa, \alpha, \beta$  : UT Parameters  
 $w_m$  : Weight (Mean)  
 $w_c$  : Weight (Variance)

본 논문에서는 ENU 좌표계에서 파편의 분출 속도 ( $n=3$ )를 대표하는 7개( $2n+1$ )의 시그마 포인트를 생성하였으며 비선형 함수( $f$ )의 출력은 식 (6)을 통해 산출된 파편의 탄착 위치이다.

Table 5. Tendency Analysis Scenario

Parameters	ref.	min.	step	max.
Altitude [km]	20	5	5	20
Fligh Path Angle [rad]	0	$-\pi/2$	$\pi/4$	$\pi/2$
Azimuth Angle [rad]	0	$-\pi/2$	$\pi/4$	$\pi/2$
Missile Speed [m/s]	900	100	200	900
$C_d$ [-]	-	0.01	0.02	0.07

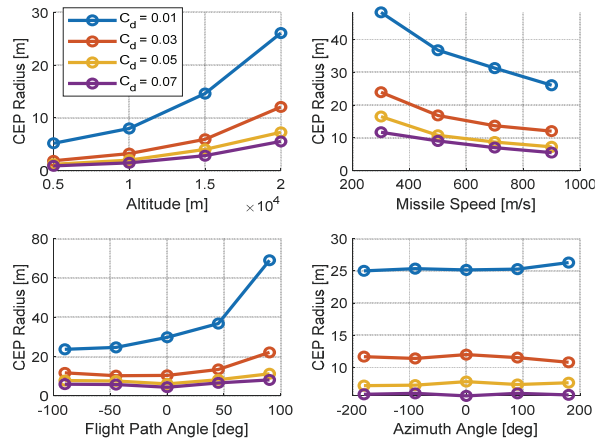


Fig. 3. CEP Radius (MC Simulation)

### 2.3.2 파편 분포 영역 경향성 분석

파편 분포 영역에 영향을 미치는 상태변수를 식별하기 위해 Table 1과 같은 분포를 갖는 파편에 대해 MC 시뮬레이션을 이용하여 경향성을 분석하였다. Table 5의 Reference 시나리오를 기준으로 하나의 상태변수를 변경하여가며 경향성 분석을 수행하였으며 Fig. 3은 상태변수 변화에 따른 CEP 반경을 나타낸다.

주로 유도탄의 고도(Altitude), 속도(Speed), 비행경로각(Flight Path Angle)과 파편의 항력계수( $C_d$ )에 영향을 받으며 방위각(Azimuth Angle)과는 무관함을 알 수 있다. 고도와 비행경로각에 따른 영향은 파편이 지상에 낙하하는 데 소요되는 시간이 증가하는 것과 관련이 있다. 낙하 시간이 증가하면서 파편의 중심점으로부터 파편들의 상대적인 이동거리가 증가하게 되며 이로 인해 파편의 분포 영역이 확장된다. Fig. 4는 시간에 따라 파편의 분포 영역이 확장되는 것을 나타낸다. 속력과 항력 계수에 따른 영향은 파편에 작용하는 항력과 관련이 있으며 항력은 식 (8)과 같이 속력의 제곱과 항력 계수에 비례하여 증가한다. 항력이 증가함에 따라 파편의 속도가 감소하며 이로 인해 CEP 반경이 감소하는 경향을 나타낸다.

### 2.3.3 무향 변환 파라미터 선정

시그마 포인트는 식 (15)와 같은 무향변환의 파라미터에 의해 결정된다. 정확도 높은 추정 결과를 획득하기 위해서는 이를 적절하게 설정하는 것이 중요

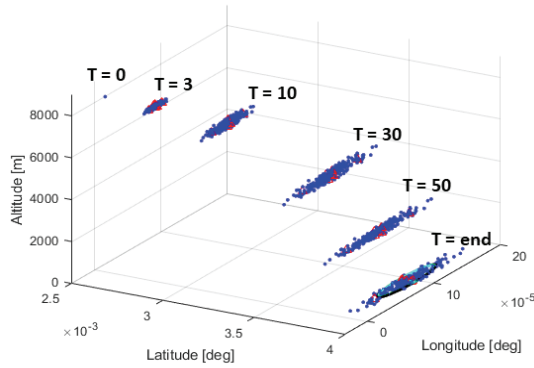


Fig. 4. Debris Dispersion Area During Flight Time

하며 일반적으로 식 (18)과 같은 값을 사용하는 경우 추정 오차를 최소화 할 수 있음이 알려져 있다[7,13].

$$\alpha \in (0, 1], \beta = 2, \kappa \begin{cases} = 3 - n, & n < 3 \\ = 0, & n \geq 3 \end{cases} \quad (18)$$

파편의 분포에 영향을 미치지 않는 방위각을 제외한 네 가지 변수에 대하여 파라미터를 결정하기 위해 Table 6과 같은 Case의 시뮬레이션을 수행하였다. 고

Table 6. Cases for UT Parameter Study

Parameter	min	step	max
Altitude [km]	5	5	20
Fligh Path Angle [rad]	$-\pi/2$	$\pi/4$	$\pi/2$
Missile Speed [m/s]	100	200	900
$C_d$	0.01	0.02	0.07
$\alpha$	0.01	0.01	1.0

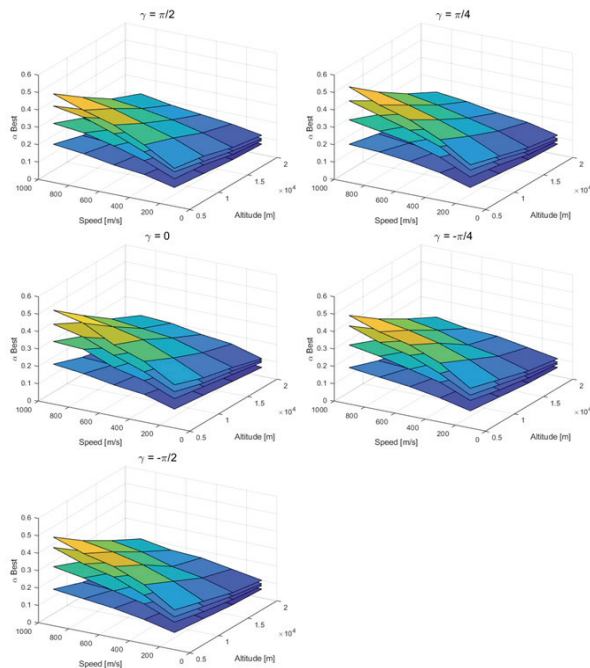


Fig. 5. Best  $\alpha$  set due to state variables

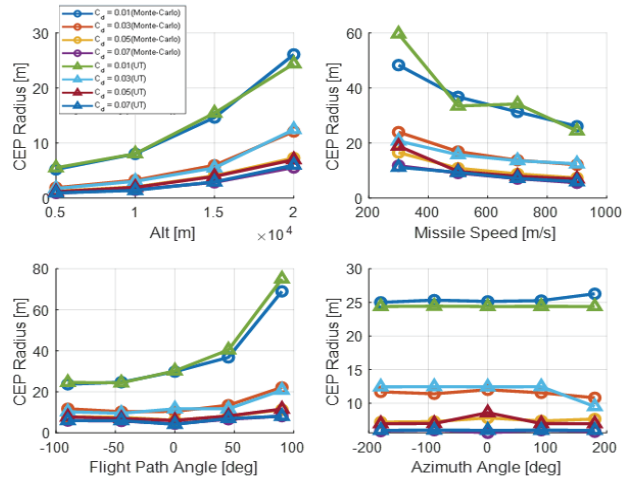


Fig. 6. CEP Radius Estimation Result (UT)

Table 7. UT Estimation Error

Variables	Mean Error
PIP (Down Range)	0.708 m
PIP (Cross Range)	1.177 m
CEP Radius	3.074 m
Falling Time	0.009 sec

Table 8. Random Scenario

Parameter	min	max
Altitude [km]	0	20
Missile Speed [m/s]	0	900
Fligh Path Angle [rad]	$-\pi/2$	$\pi/2$
Azimuth Angle [rad]	$-\pi$	$\pi$
$C_d$	0.01	0.07
Wind Speed [m/s]	0	10
Wind Direction [rad]	$-\pi$	$\pi$

도(4가지), 비행경로각(5가지), 속도(5가지), 항력계수(4가지)의 조합으로 총 400가지의 시나리오에 대해 MC 시뮬레이션과 가장 유사한 결과를 보이는  $\alpha$ 를 확인 하였으며 이는 Fig. 5와 같다. 그림의 평면은 아래부터 각각  $C_d$ 가 0.01, 0.03, 0.05, 0.07인 경우를 나타낸다. Fig. 5에서 볼 수 있듯  $\alpha$ 는 비행경로각에 따라 거의 유사하며 속도, 고도, 항력 계수에 의한 변화가 두드러진다. 따라서 3개 항목에 대한 3차원 데이터를 구성하고 이를 선형 보간하여  $\alpha$ 를 선정하였으며 구간 외의 입력에 대해서는 외삽법을 통해 산출하였다.

이에 대한 UT의 CEP 반경 예측 결과는 Fig. 6과 같으며 MC 시뮬레이션 결과와의 평균 오차는 Table 7과 같다. 이를 이용해 Table 8과 같은 범위의 균등 분포를 갖는 Random Scenario에 대하여 1,000,000 Set의 학습 데이터를 생성하였다.

## 2.4 학습 결과

### 2.4.1 학습 오차

학습된 신경망의 성능 평가를 위해 식 (19)와 같은 Loss Function을 사용하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{d}_i)^2}{N}} \quad (19)$$

$y_i$ 는 신경망의 출력이며  $\hat{d}_i$ 는 정규화된 정답 데이터이다. 생성된 전체 데이터의 80%는 학습에 이용하였으며 20%는 매 Epoch마다 신경망의 성능 검증을 위해 사용하였다. Epoch에 따른 검증 데이터의 RMSE (Root Mean Squared Error)는 Fig. 7과 같다. 약 500 Epoch 이후 값이 거의 일정하므로 충분히 수렴하였다고 판단할 수 있다.

### 2.4.2 학습 모델 검증 시나리오

학습된 신경망의 성능 검증을 위하여 유도탄 6자 유도 시뮬레이션으로부터 획득한 궤적과 속도정보를 통해 예상 탄착점, 파편 분산, 낙하 시간을 산출하였다. 함대공 유도탄의 비행시험 상황을 가정하였으며 최대속력 Mach 4, 최대 사거리 약 160km급의 유도탄을 대상으로 한다. 발사 방향은 정북방향, 바람은 10 m/s의 동풍으로 일정하다고 가정하며 파편의 항력계수( $C_d$ )는 0.001로 가정한다. 검증에 사용된 유도탄의 궤적 및 시간에 따른 속력은 Fig. 8과 같다.

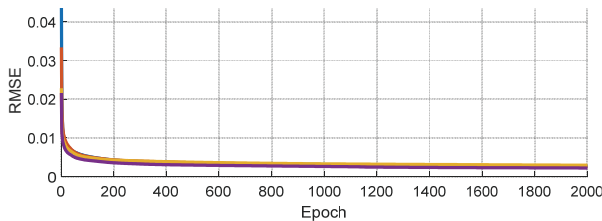


Fig. 7. Training Error

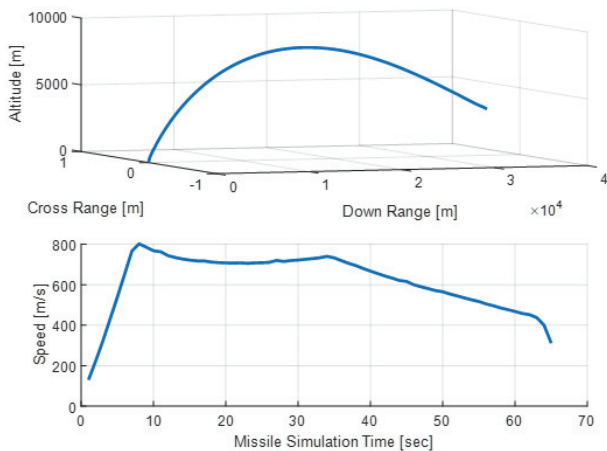


Fig. 8. Validation Scenario

### 2.4.3 학습 모델 검증 결과

검증 시나리오에 대하여 FCNN의 산출 결과를 MC와 비교하였다. 유도탄 발사 후 자폭하는 시점(Emergency Destruct Time, EDT)에 따라 폭파 위치에 대한 파편 탄착점의 상대 위치, CEP, 낙하시간 산출 결과는 Fig. 9와 같다. 이는 발사 후 EDT를 한다고 하였을 때의 결과를 1초 간격으로 산출한 것이며 10초부터 65초까지 총 56가지의 서로 다른 시나리오임을 의미한다. 절대오차와 상대오차는 각각 Figs. 10, 11과 같다.

Table 9는 전체 궤적에 대한 오차의 평균을 나타낸다. Down Range 방향의 PIP 절대 오차가 비교적 크나 유도탄 진행 방향의 파편 이동 거리가 긴 것을 고려하였을 때 상대 오차의 평균은 1% 이내로 오차가 적다고 할 수 있다. 본 논문에서 제안한 방법의 파편의 PIP와 CEP, 낙하 시간 산출 결과가 MC와 유사함을 확인하였다. Table 10은 결과를 산출하는 데 소요되는 연산 시간을 나타내며 FCNN을 이용하는 경우 매우 짧은 시간 안에 정확도 높은 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다.

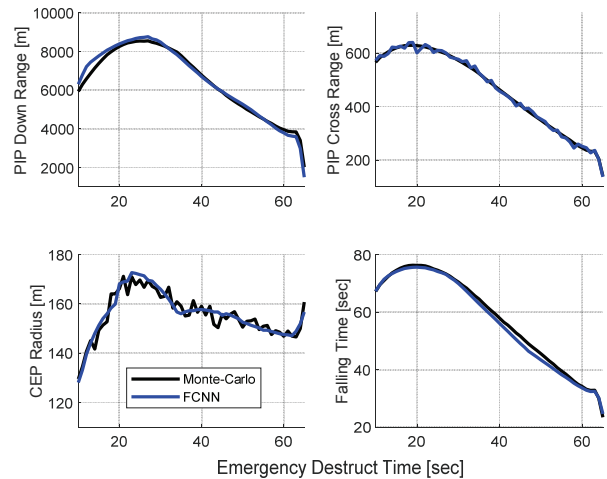


Fig. 9. Calculation Result

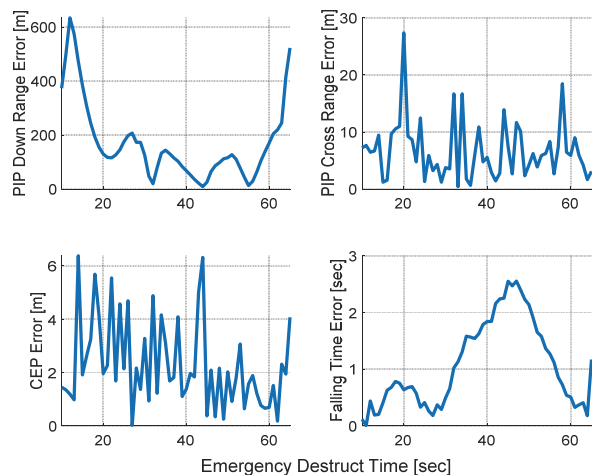


Fig. 10. Absolute Error

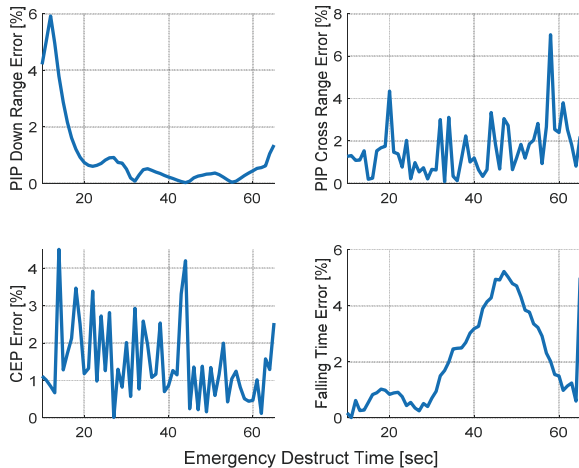


Fig. 11. Relative Error

Table 9. FCNN Calculation Error

Variables	Absolute Error	Relative Error
PIP (Down Range)	170.96 m	0.93 %
PIP (Cross Range)	6.71 m	1.60 %
CEP Radius	2.29 m	1.47 %
Falling Time	1.07 sec	2.10 %

Table 10. Computation Time

Method	Computation Time [sec]
M-C	1225.48
FCNN	< 0.001

### III. 결 론

심층 신경망을 이용하여 유도탄 파편의 평균 탄착점, CEP 반경, 낙하 시간을 추정하였다. 다량의 학습 데이터를 생성하기 위해 UT를 적용하였으며 신뢰도 확보를 위해 파편의 분포 영역에 영향을 미치는 변수를 식별하고 MC 시뮬레이션과 가장 유사한 결과를 보이는 파라미터를 선정하였다. FCNN을 이용하여 신경망을 구성하고 학습시켰으며 MC와 비교하여 매우 짧은 시간 안에 정확도 높은 추정 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다.

### References

- 1) Benavoli, A., Chisci, L. and Farina, A., "Tracking of a Ballistic Missile with A-Priori Information," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 43, No. 3, July 2007, pp. 1000~1016.
- 2) Moon, K. R., Kim, T. H. and Song, T. L.,

"Comparison of Ballistic-Coefficient-Based Estimation Algorithms for Precise Tracking of a Re-Entry Vehicle and its Impact Point Prediction," *Journal of Astronomy and Space Sciences*, Vol. 29, No. 4, 2012, pp. 363~374.

3) Rhee, S. M., Hong, D. O., Kim, H. C., Huh, L. and Lee, S. W., "Development of a Computer Program for Estimation of Altitude-Dependant Debris Dispersion Range from Ballistic Missile Intercept by Collision," *Proceeding of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences Spring Conference*, April 2017, pp. 639~640.

4) Reyhanoglu, M. and Alvarado, J., "Estimation of debris dispersion due to space vehicle breakup during reentry," *Acta Astronautica*, Vol. 86, 2013, pp. 211~218.

5) Lee, D. J., Choi, E. J., Cho, S. K., Jo, J. H. and No, T. S., "Effective Computational Approach for Prediction and Estimation of Space Object Breakup Dispersion during Uncontrolled Reentry," *International Journal of Aerospace Engineering*, Vol. 2018, 2018, pp. 1~16.

6) Lee, D. J., "Nonlinear Filtering with Applications to Estimation and Navigation," Ph.D. thesis, Texas A&M University, College Station, TX, USA, 2005.

7) Julier, S. J. and Uhlmann, J. K., "Unscented Filtering and Nonlinear Estimation," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 92, No. 3, March 2004, pp. 401~422.

8) Lee, D. J., Baek, J. B., Choi, W. G., No, T. S., Song, S. B., Ko, R. Y. and Cho, K. S., "A Study on Algorithms for Estimation of Multiple Debris Dispersion and Ground Impact Area due to Missile Disintegration," *Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers*, Vol. 55, No. 4, April 2018, pp. 111~122.

9) Park, S. H. and Ryoo, C. K., "State Estimation and Trajectory Prediction of a Ballistic Missile," *Proceeding of the 2009 KACC Fall Conference*, September 2009, pp. 149~154.

10) Outka, D. E. and LaFarge, R. A., "Mission Hazard Assessment for STARS Mission 1 (M1) in the Marshall Islands Area," SAND93-0218, July 1993.

11) Yang, H. Y., Moon, K. J., Ryu, J. E. and Ryoo, C. K., "Analysis of Debris Impact Area for Flight Safety Zone Evaluation," *Proceeding of The Korean Society for Aeronautical and Space Science Fall Conference*, November 2019, pp. 250~251.

12) Julier, S. J., "The Scaled Unscented Transformation," *Proceedings of the 2002 American Control Conference*, Vol. 6, pp. 4555~4559.

13) Yongfang, N. and Tao, Z., "Scaling parameters selection principle for the scaled unscented Kalman filter," *Journal of Systems Engineering and Electronics*, Vol. 29, No. 3, pp. 601~610.