

論文

DOI: <http://dx.doi.org/10.5139/JKSAS.2011.39.9.839>

지능형 포탄을 위한 탄도궤적 유지 유도법칙

박우성*, 유창경*, 김용호**, 김종주**

A Guidance Law to Maintain Ballistic Trajectory
for Smart Munitions

Woosung Park*, Chang-Kyung Ryoo*, Yongho Kim** and Jongju Kim**

ABSTRACT

This paper proposes a new guidance law for increasing the lethality of munitions. The well known PNG (Proportional Navigation Guidance) is inadequate for the munitions because of some weaknesses. Even if the munition does not have the impact point error, the acceleration command is non zero because the line-of-sight changes at all times in flight. Therefore, we use a difference between a target and an impact point. This proposed guidance law is similar to PNG in the form, but this guidance law concentrates a correction rate of flight path angle instead of the LOS (Line of Sight) rate. The correction of flight path angle is defined as the amount of impact point error. This impact point error can be calculated by neural networks rapidly. Finally, we show that the simulation results prove the suitability of this law.

초 록

이 논문에서는 포탄의 정밀도 향상을 위한 새로운 유도기법을 제안한다. 미사일 연구에서 널리 사용되고 있는 비례항법 유도기법은 몇 가지의 문제점 때문에 포탄에 적용하기는 힘들다. 비행 중 발생하는 시선각의 변화 때문에 탄착 오차가 없는 경우에도 가속도 명령을 생성하며, 가속도 명령에 의해 만들어지는 비행경로 또한 포탄에 적용이 불가능하다. 이러한 문제를 해결하기 위해 표적과 포탄의 탄착점 오차를 이용하여 유도 기법을 구성하였다. 기본 구성은 비례항법 유도기법과 유사하지만 시선각 변화 대신 경로 수정각을 사용한다. 경로 수정각은 현재 속도와 표적을 향하는 속도의 사이각이며 탄착점 오차로 추정할 수 있다. 탄착점 예측 속도와 정확도를 높이기 위해 신경회로망을 사용하였으며 비례항법 유도기법 결과와 비교하여 이 유도 기법의 적합성을 검증하였다.

Key Words : Munition(포탄), Guidance Law(유도 법칙), Sensitivity(민감도), Neural Network(신경회로망), Impact Point Prediction(탄착점 예측)

1. 서 론

포탄은 추력 시스템을 갖추고 있지 않기 때문에 먼 거리를 비행할 경우 구동적, 환경적인 불확실성으로 인해 미사일과 같은 무기에 비해 낮은 정밀도를 갖는다. 세계 각국의 연구 기관에서는 이러한 포탄에 항법 시스템, 제어 컴퓨터 그

† 2011년 2월 8일 접수 ~ 2011년 8월 29일 심사완료

* 정회원, 인하대학교 항공우주공학과
교신저자, E-mail : ckryoo@inha.ac.kr
인천시 남구 용현동 253번지

** 정회원, (주)한화 종합연구소

리고 구동기를 추가하여 정밀도를 높이는 방향으로 연구가 진행되고 있다[1-4]. 포탄에서는 일반적으로 공기력을 이용하여 경로를 수정하게 되는데 항력 브레이크나 카나드가 대표적인 구동기로 사용된다.

비례항법 유도는 미사일 유도 및 제어 연구에서 가장 많이 사용되고 있는 기법이다[5]. 하지만 이 유도 법칙은 포탄에 적용할 경우 원하지 않는 가속도 명령을 발생하기 때문에 사용하기가 힘들다. 예를 들어 포탄의 탄착점이 정확히 표적을 향하고 있는 경우에도 항상 시선각(Line of Sight)이 변화하기 때문에 비례항법 유도기법은 가속도 명령을 발생한다. 경로를 수정하기 위해서 기동을 할 경우에 여러 저항이 발생하여 전체 에너지가 줄어든다. 포탄의 경우 추진 시스템을 갖추고 있지 않기 때문에 전체 에너지의 감소는 사정거리의 감소로 이어진다. 또한, 탄착점 오차가 있는 경우에도 발생하는 가속도 명령에 의한 비행경로 역시 포탄의 특성에 맞지 않게 생성된다. 따라서 비례항법 유도기법을 포탄에 적용할 경우 오차를 더욱 크게 만들 우려가 있다.

이 논문에서는 포탄의 정밀도 향상을 위해 새로운 유도기법을 제안하고자 한다. 제안하는 유도기법은 항법상수, 포탄의 속력, 경로 수정각, 입력하는 시간으로 구성되며 기본 형태는 비례항법 유도기법과 유사하다. 하지만 시선각의 변화 대신 경로 수정각을 사용한다는 점이 가장 큰 차이점이다. 경로 수정각은 오차를 갖고 있는 현재 속도를 표적을 향하는 속도로 수정하기 위해 필요한 각을 말하며, 탄착점과 표적의 위치사이의 오차를 이용하여 추정할 수 있다.

탄착점 오차를 이용하여 경로 수정각을 추정하기 위해서는 비행 중에 포탄의 예상 탄착점을 정확히 계산해야한다. 포탄의 탄착점을 예상할 수 있는 방법으로 6DOF, 3DOF, 수정 질점 기법 등 다양한 시뮬레이션 모델이 존재한다. 하지만 3DOF과 수정 질점 기법은 정확도가 높지 않으며 6DOF은 정확도는 높으나 속도가 느리고 구성이 복잡하다는 단점이 있어 비행 중에 실시간으로 사용하기는 힘들다. 그래서 이 논문에서는 탄착점 예측을 위해 신경회로망 기법을 사용하였다. 신경회로망 기법은 미리 학습된 가중치 행렬(Weight Matrix)를 이용하여 몇 번의 행렬 곱만으로 탄착점을 예측 할 수 있기 때문에 구성이 간단하고 계산 시간이 매우 빠르다. 신경회로망 기법 역시 몇 가지의 문제점을 안고 있지만 모두 해결가능한 문제이다.

이 유도기법은 MATLAB의 Simulink로 구성하였다. 제시한 방법의 시뮬레이션 결과는 비례항

법 유도기법의 결과와 비교하여 적합성을 검증하게 된다. 관련 연구의 자료조사 결과를 보면 많은 면에서 탄의 성능 개선을 위한 노력은 보이고 있다. 하지만 탄에 관련한 명확한 유도 법칙은 제시된 바 없기 때문에 미사일 관련 유도기법에 전반적으로 널리 사용되는 비례항법 유도기법의 결과와 비교하였다.

II. 본 론

2.1 신경회로망을 이용한 탄착점 예측

신경회로망의 가장 중요한 기능은 복잡한 비선형 함수를 몇 개의 가중치 행렬로 추정하는 것이다[6]. 아무리 복잡한 비선형 함수라도 잘 정의된 입출력 값을 이용하여 학습을 통해 몇 개의 행렬로 표현할 수 있다. 학습된 행렬을 가중치 행렬이라 부르며 몇 번의 행렬 곱으로 결과를 계산하기 때문에 계산 속도가 빠르다. 또한 잘 학습할 경우 결과의 정확성도 매우 높다.

신경회로망도 몇 가지의 문제점을 가진다. 그중 가장 큰 문제점은 학습시간이 오래 걸린다는 점이며, 또한 모든 상황에 대해 학습을 할 수 없다는 것이다. 하지만 학습은 포탄이 발사하기 전에 모두 이루어지기 때문에 학습시간은 비행 중의 성능과 큰 관계가 없으며, 두 번째 문제점은 최대한 많은 상황에 대해 학습해 가면서 문제를 극복할 수 있다. 이 연구에서는 그림 1과 같이

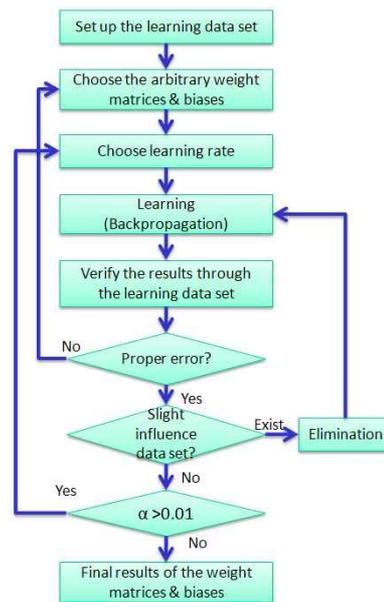


그림 1. 신경회로망 학습 과정

가중치 행렬을 학습하였다. 기본적인 학습 기법은 역전파 알고리즘(Backpropagation Algorithm)을 사용하였으며 연구의 필요에 따라 적절히 개선하였다. 기본적인 신경회로망 식은 다음과 같다.

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1}a^m + b^{m+1}) \quad (1)$$

for $m = 0, 2, \dots, M-1$

여기서 a는 신경회로망 학습 결과를 말하며 f는 전달함수, W는 가중치 행렬, b는 바이어스를 나타낸다. 신경회로망의 학습은 적절한 결과를 추정하기 위한 가중치 행렬과 바이어스를 찾는 것을 말한다. 가중치 행렬과 바이어스를 찾기위한 학습 방법에는 다양한 방법들이 연구되고 있으며 본 논문에서는 특히 역전파 알고리즘을 사용하였다. 역전파 알고리즘은 n+1 번째의 레이어에서 구한 민감도로 n 번째의 가중치 행렬과 바이어스를 수정하는 기법을 말한다. 이는 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$w_{i,j}^m(k+1) = w_{i,j}^m(k) - \alpha s_i^m a_j^{m-1} \quad (2)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha s_i^m$$

여기서 s의 값을 민감도라 부르며 민감도의 값은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$s^m = \dot{F}^m(n^m)(W^{m+1})^T s^{m+1} \quad (3)$$

$$n^m = W^m a^{m-1} + b^m$$

또한 마지막 레이어에서의 민감도는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$s^M = -2\dot{F}^M(n^M)(t - a) \quad (4)$$

여기서 t는 실제 결과를 말하며 t-a는 추정 오차를 나타낸다.

학습을 하기 위해 필요한 학습 데이터 셋은 연구에 필요한 포탄의 모델로 구성된 6DOF의 다양한 입력값에 대한 시뮬레이션 출력값으로 구성하였다. 입력값은 NED좌표계에 대한 각각의 속도, 포탄의 고도, 포탄의 롤 회전률로 출력값은 지표면의 탄착점으로 구성하였다. 즉 학습의 최종결과물은 현재의 비행상태(입력값)를 넣을 경우 바로 탄착점(출력값)을 계산한다. 학습 데이터 셋은 양이 많으면 많을수록 결과물의 성능이 증가하나 학습시간이 매우 오래 걸린다는 단점이 있다. 따라서 적절한 양을 선택하여 학습 데이터를 준비한다. 학습 데이터 셋 구성이 완료되면 학습을 시작한다.

초기의 가중치 행렬과 바이어스는 ±1 사이의 값에서 임의로 결정한다. 이 연구에서는 총 네

개의 가중치 행렬과 바이어스로 선택하였으며 가중치 행렬의 크기는 각각 (6×5, 13×6, 10×13, 2×10)로 선택하였다. 다음으로 학습률을 결정한다. 학습률은 가중치 행렬과 바이어스를 수정하는 정도를 말하는 것으로 학습률이 클 경우 빨리 수렴하지만 큰 값을 가지는 극소(Local Minimum)에 수렴할 가능성이 높으며 학습률이 작을 경우 낮은 극소에 수렴할 가능성이 높지만 수렴 속도가 느리다. 따라서 학습률은 학습을 진행함에 따라 적절히 수정하면서 사용해야 한다.

역전파 알고리즘은 입력값을 통해 순차적으로 행렬을 통과하여 마지막에 나온 결과 값과 실제 결과 값을 비교하여 나온 오차를 이용하여 역순으로 가중치 행렬과 바이어스를 조정한다. 이 때 사용하는 전달함수는 쌍곡선 탄젠트 시그모이드(Hyperbolic Tangent Sigmoid)함수로 (-∞, ∞)의 입력값에 대해 (-1, 1)의 범위를 갖는 결과를 출력한다. 로그 시그모이드(Log Sigmoid)함수가 (0, 1)까지의 하나의 부호만 출력이 가능한데 비해 쌍곡선 탄젠트 시그모이드 함수는 두 부호 모두 출력이 가능하여 활용도가 높다.

학습이 완료 되면 학습 데이터 셋을 이용하여 검증한다. 적절한 오차를 갖지 않는다면 가중치 행렬과 바이어스를 다시 설정하여 학습을 하며 적절한 오차를 갖는다면 학습이 잘 되지 않는 데이터를 찾아 제거하여 학습만 다시 반복한다. 학습이 잘 되지 않는 데이터는 그림 2의 원 안의 값과 같이 다른 오차에 비해 유난히 큰 오차를 갖는다.

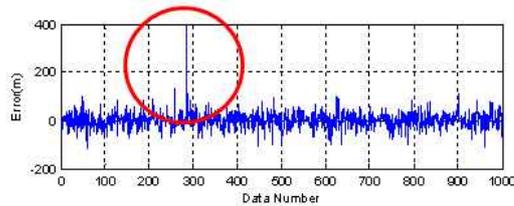


그림 2. 학습이 잘 되지 않는 데이터의 예

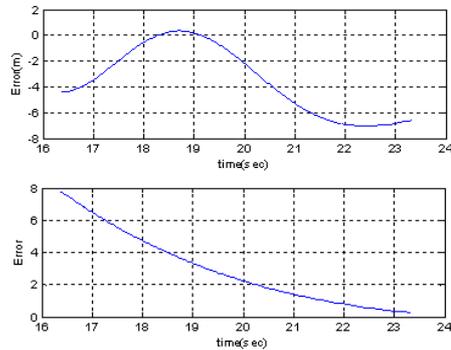


그림 3. 초기 발사각 15도의 경우 예측 오차

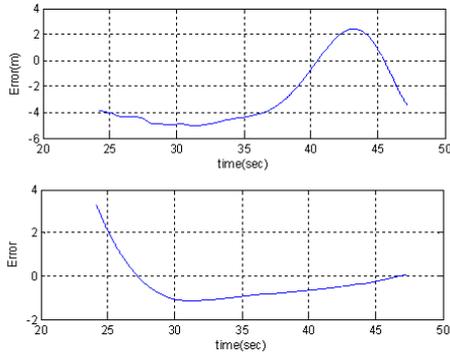


그림 4. 초기 발사각 25도의 경우 예측 오차

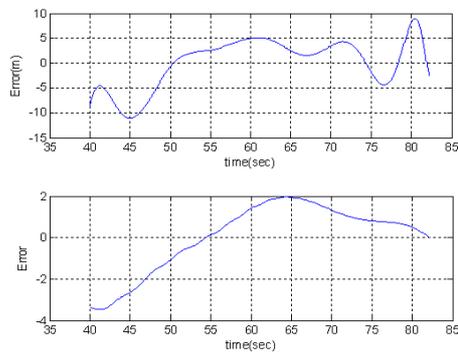


그림 6. 초기 발사각 45도의 경우 예측 오차

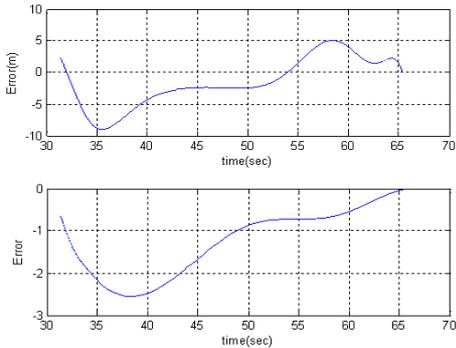


그림 5. 초기 발사각 35도의 경우 예측 오차

그림 3-6은 학습된 가중치 행렬과 바이어스를 통해 예측한 탄착점 결과와 실제 탄착점의 오차를 보여준다. 초기의 포탄의 발사각을 15-45도로 변화를 주었으며 초기 속도는 900m/s, 예측을

수행한 시간은 포탄의 최고점(Apogee)부터 고도 1000m까지 이다. 또한 각각의 그림에서 위의 그래프는 Δx , 아래 그래프는 Δy 를 나타낸다. 초기 조건에 대해 모든 시뮬레이션 결과의 오차가 최대 10m, 평균 3m로 나왔으며 이는 매우 정확한 결과라 할 수 있다.

2.2 유도 기법 연구

그림 7에서처럼 포탄이 \vec{V}_C 의 속도로 비행한다면 Δx 만큼의 오차를 갖는 탄착점에 도달하게 된다. 표적을 맞추기 위해서는 속도 \vec{V}_D 가 요구되며 \vec{V}_C 를 \vec{V}_D 로 수정하기 위해서는 사이각 $\Delta\gamma$ 이 필요하다. 여기서 $\Delta\gamma$ 는 경로 수정각이라고 정의 하며 \vec{V}_C 와 \vec{V}_D 의 크기가 같다고 가정한다. \vec{V}_C 에서 \vec{V}_D 로 단번에 바꿀 수 없기 때문에 Δt 시간동안 점진적으로 바꾸어야 한다.

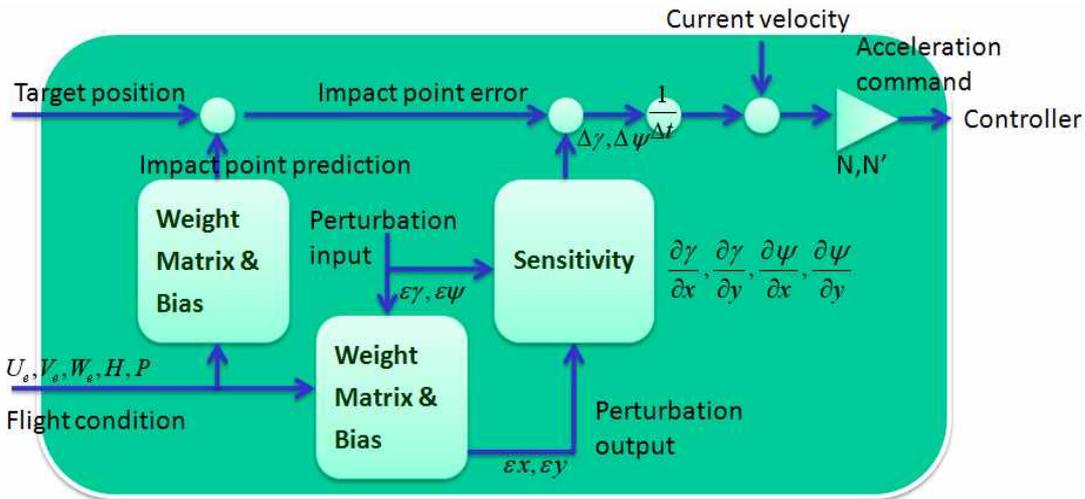


그림 7. 민감도 방식 유도 기법의 순서도

따라서 위의 관계를 이용해서 피치 방향으로의 가속도 입력을 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$a_z = N \frac{\Delta \gamma}{\Delta t} |\vec{V}_c| \quad (5)$$

여기서 N 은 유도 상수를 나타낸다. 식 (5)는 비례항법 유도기법과 매우 유사한 형태로 보이거나 시선각의 변화 대신 경로 수정각을 이용한 다른 점이 가장 큰 차이점이다. 만약 Δx 가 작다면 이에 비례 하여 선형적으로 $\Delta \gamma$ 가 바뀐다고 할 수 있으므로 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$\Delta \gamma = \frac{\partial \gamma}{\partial x} \Delta x \quad (6)$$

여기서 $\frac{\partial \gamma}{\partial x}$ 를 민감도라 부르며 매우 작은 경로 수정각의 변화량 $\varepsilon \gamma$ 에 대한 탄착점 예측을 통해 얻은 탄착점 변화량 εx 로 계산할 수 있다.

위와 같은 유도 기법의 개념은 3차원에 대해 쉽게 확장할 수 있다. 경로 수정각 $\Delta \gamma$ 는 downrange Δx 를, 경로 수정각 $\Delta \psi$ 는 crossrange Δy 를 변화한다고 가정하면 식 (6)과 유사하게 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \Delta \gamma \\ \Delta \psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \gamma}{\partial x} & \frac{\partial \gamma}{\partial y} \\ \frac{\partial \psi}{\partial x} & \frac{\partial \psi}{\partial y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (7)$$

민감도 행렬을 구하는 방법은 다음과 같다. 먼저 현재의 비행상태에 대해 탄착점 (x, y) 를 예측한다. 그리고 현재의 비행상태에 매우 작은 경로 수정각 $(\varepsilon \gamma, \varepsilon \psi)$ 을 넣어 변화되는 탄착점 (\bar{x}, \bar{y}) 를 계산한다. 그리고 식 (7)의 민감도 행렬을 다음과 같이 추정한다.

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial \gamma}{\partial x} & \frac{\partial \gamma}{\partial y} \\ \frac{\partial \psi}{\partial x} & \frac{\partial \psi}{\partial y} \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \frac{\varepsilon \gamma}{\varepsilon x} & \frac{\varepsilon \gamma}{\varepsilon y} \\ \frac{\varepsilon \psi}{\varepsilon x} & \frac{\varepsilon \psi}{\varepsilon y} \end{bmatrix} \quad (8)$$

여기서 $\varepsilon x = \bar{x} - x$, $\varepsilon y = \bar{y} - y$ 이다. 식 (7)에서 $\Delta x = x_T - x$, $\Delta y = y_t - y$ 이다. 요에 대한 가속도 명령값은 다음 식으로 표현된다.

$$a_y = N \frac{\Delta \psi}{\Delta t} |\vec{V}_c| \quad (9)$$

민감도 유도 방식의 순서도는 그림 8과 같다. 민감도 방식을 이용한 유도 기법구성은 신경회로망

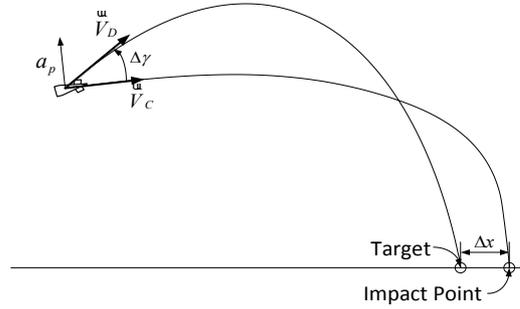


그림 8. 경로 수정각의 정의

을 이용하여 학습된 가중치 행렬 및 바이어스와 함께 구성된다. 그림 8에서 왼쪽 첫 번째의 가중치 행렬과 바이어스로 현재 비행상태에 대한 탄착점을 예측하며, 다음에서 표적 위치와 예상 탄착점의 오차를 구한다. 두 번째 가중치 행렬과 바이어스 블록은 미소 변화량인인 $(\varepsilon \gamma, \varepsilon \psi)$ 로 $(\varepsilon x, \varepsilon y)$ 를 구한다. 이 값을 이용하여 민감도를 구성한다. 그리고 식 (5)와 식 (9) 같이 구성하여 각 성분으로 가속도 명령을 계산한다.

2.3 시뮬레이션 결과

다양한 시뮬레이션을 수행하여 제안한 유도기법의 성능을 검증하였다. MATLAB의 Simulink로 포탄의 6DOF 모델과 유도기법을 구성하였다. 시뮬레이션 초기조건 및 가정은 다음과 같다.

- 비행 거리 : 25km
- 발사 속도 : 900m/s
- 발사각 : 40 deg
- 바람 및 코리올리 효과 무시
- 이상적인 제어기
- 유도상수 : 4

Case I : 비행시간 30초부터 PNG 수행

가장 먼저 PNG를 이용하여 포탄을 유도하였다. 시선각속도 Ω_{TM} 은 유도좌표계에서 바라본 시선각 벡터의 각속도로 아래의 식과 같다[7, 8].

$$\Omega_{TM} = \frac{\overrightarrow{R_{TM}} \times \overrightarrow{V_{TM}}}{R_{TM}^2} \quad (10)$$

유도 법칙은 PPN으로 가속도 명령은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\vec{a}_c = N \Omega_{TM} \times \vec{V}_M + g \quad (11)$$

PNG를 시작한 시점은 발사 후 30초부터이다. 그림 9는 표적에 대한 탄착 오차가 없을 때 유도

되는 가속도 명령을 나타낸다. 포탄이 탄착오차를 가지지 않는다면 가속도 명령이 발생하지 않아야 한다. 하지만 PNG는 시선각의 변화에 대해 가속도 명령을 생성하므로 포탄에서는 항상 가속도가 발생한다.

앞서 밝힌바와 같이 포탄에 기동이 발생할 경우 발생하는 여러 저항 때문에 전체에너지가 감소한다. 또한, 포탄은 추진 시스템을 갖추고 있지 않기 때문에 전체에너지 감소는 바로 사정거리 감소로 이어진다. PNG는 표적에 대한 탄착점 오차에 관계없이 포탄과 표적의 시선각의 변화를 0으로 맞추기 위한 가속도가 발생하며, 이 때문에 표적을 맞출 때까지 지속적으로 가속도가 발생한다. 그림 10은 그림 9에서의 가속도 명령에 의해 유도되는 비행경로와 유도가 없는 경우 생성되는 비행경로를 비교한 결과이다. 이때의 탄착 오차는 (2.8, 0.07)m로 매우 정확하게 유도되었으나 생성되는 비행경로는 탄도특성을 반영하지 못한다는 것을 알 수 있다.

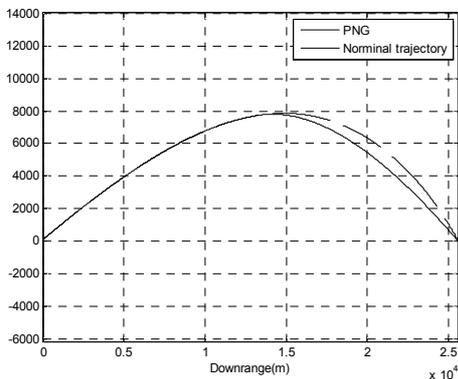


그림 9. PNG에 의해 발생하는 비행경로

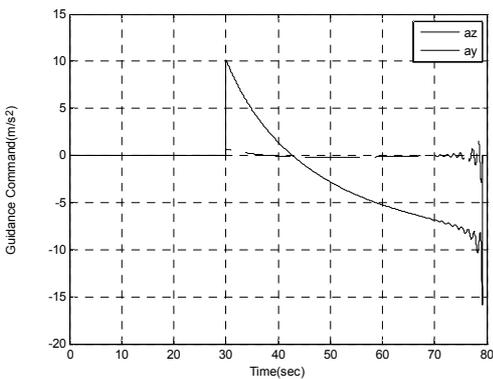


그림 10. 탄착 오차가 없는 경우에 발생하는 가속도 명령

Case II : 최고점(Apogee)부터 고도 1,500m까지 유도 수행 (민감도 방식 유도기법)

두 번째로 수행한 시뮬레이션은 포탄이 최고점에 도달했을 때부터 고도 1,500m까지 약 40초간 유도를 수행하였다. 그림 11은 한 표적에 대해 유도를 수행한 결과이다. 초기 탄착 오차는 (190, 220)m로 그림 11에서 삼각형의 위치와 같다. 표적은 탄착 오차가 없는 (0, 0)m에 위치하고 있다. 삼각형에서 작은 원으로 이어지는 점선은 유도에 의해 탄착점이 변화하는 것을 보여준다. 포탄은 최종적으로 (4.13, -0.19)m로 유도되었다.

그림 12는 이 때 유도되는 가속도 명령을 나타낸다. 초기에는 탄착 오차가 크기 때문에 큰 가속도를 필요로 하지만 탄착 오차가 줄어가면서 필요한 가속도 또한 줄어든다. 그림 13은 이 가속도 명령에 의해 유도되는 비행경로로 PNG와 비교했을 때 제안한 유도기법은 탄도 특성을 최대한 반영한 비행경로를 유도함을 알 수 있다. 그림 14는 유도상수를 1~4까지 주었을 때의 발생하는 유도명령이며 표 1은 탄착점 결과이다.

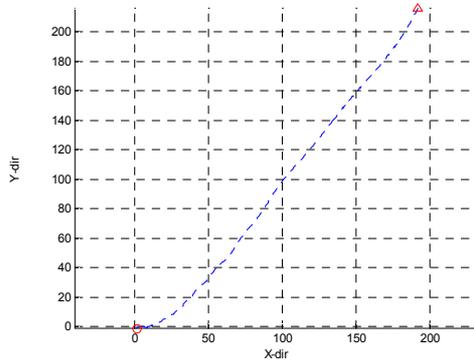


그림 11. 유도에 의한 예상 탄착점 변화

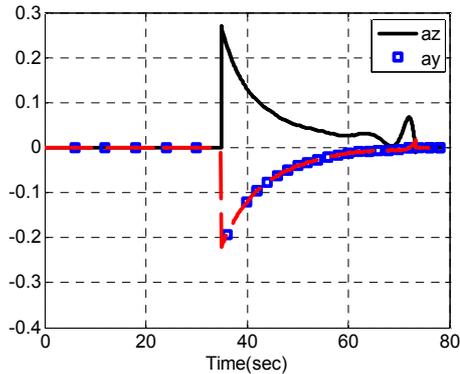


그림 12. 유도되는 가속도(Case II)

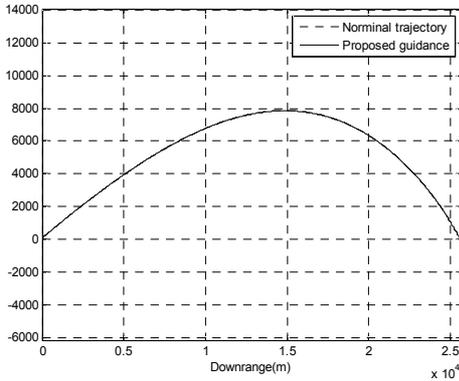


그림 13. 유도되는 비행경로

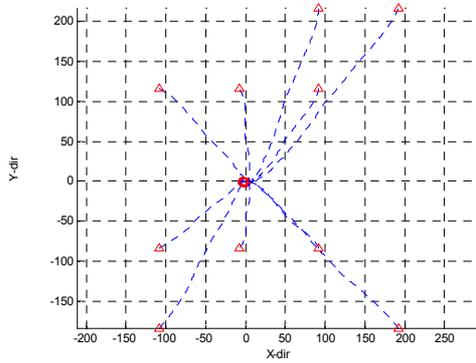


그림 15. 다양한 탄착오차에 대한 유도 결과(Case II)

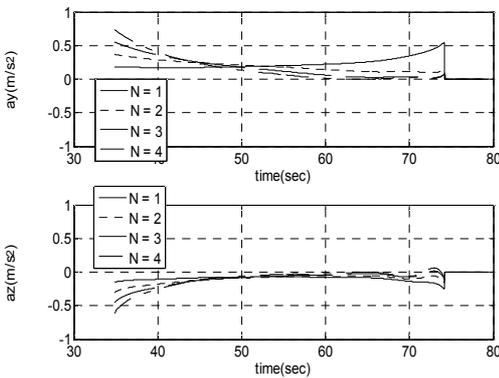


그림 14. 민감도방식에 의한 각 유도상수에서의 유도명령

표 1. 각 유도상수에 대한 유도 오차 결과

N	1	2	3	4
Xe	-15.43	-1.92	0.41	1.22
Ye	-2.72	1.21	0.50	0.47

유도상수의 값이 2 이상일 때는 유도가 잘 됨을 볼 수 있다. 유도상수가 1일 때는 탄착점오차를 수정하기 위한 충분한 가속도가 발생하지 않기 때문에 비행 중 지속적으로 가속도가 발생하지만 2 이상인 경우에는 유도를 수행하면서 가속도가 0에 수렴해 가는 것을 알 수 있다. 유도상수의 값이 클수록 더 빠르게 오차를 수정해간다.

그림 15는 총 10개의 탄착 오차에 대한 시뮬레이션 결과를 나타낸다. 그림 11에서와 같이 삼각형이 초기에 주어진 탄착 오차를 나타내며 점선은 유도에 따른 탄착점의 변화를 나타낸다. 평

균 탄착 오차는 (1.71, 0.2)m로 매우 정확하게 유도되었다.

Case III : 최고점부터 고도 7,000m까지 유도 수행(민감도 방식 유도기법)

다음 시뮬레이션은 포탄이 최고점을 지나는 순간부터 약 10초 동안의 짧은 시간동안 유도를 수행하였다. 그림 16은 초기 탄착 오차를 (190, 220)m로 주었을 때의 유도되는 가속도를 나타낸다. 그림 12와 탄착 오차가 같은 경우이지만 짧은 시간동안 유도 기법을 적용하기 때문에 큰 유도 명령이 요구된다. 하지만 이 경우에도 탄착 오차가 줄어드는 종말점에 가까워질수록 가속도가 감소함을 알 수 있다.

그림 17은 10개의 탄착 오차에 대해 시뮬레이션을 수행한 결과이다. 평균 탄착 오차는 (3.15, 2.96)m로 Case II와 같이 표적에 잘 유도되었다. 따라서 PNG는 표적에 도달할 때 까지 가속도 명령을 발생하는데 비해 제안한 유도 기법은 원하는 시간만큼 가속도 명령을 발생시킬 수 있다.

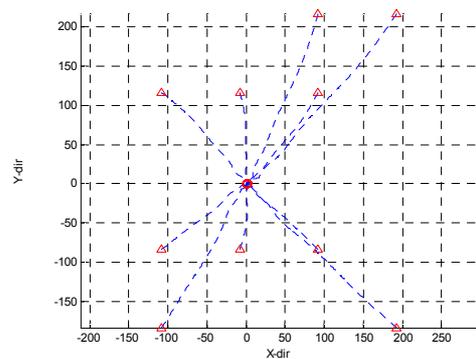


그림 16. 다양한 탄착오차에 대한 유도 결과(Case III)

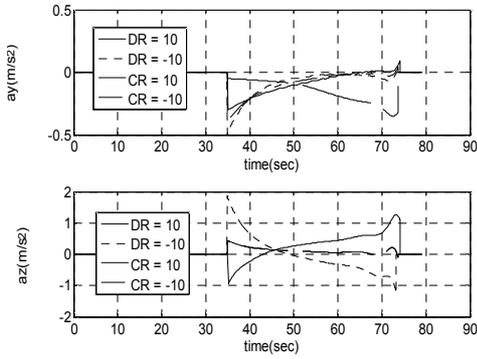


그림 17. 유도되는 가속도 명령(바람에 의한 영향)

Case IV : 바람에 대한 영향 분석(민감도 방식 유도기법)

바람은 탄이 비행하는 동안 일정하다고 가정하고 다음과 같이 모델링 하였다.

$$\vec{U} = \vec{V} - \vec{W} \tag{12}$$

여기서 \vec{V} 는 탄의 속도이며 \vec{W} 는 바람의 속도이다. 유도를 하지 않는 경우의 탄착점은 바람에 따라 표 2와 같이 바람이 없을 때의 탄착점으로부터 큰 차이를 갖는다. 사거리풍은 Downrange의 방향에 대한 바람을 말하며 측풍은 Crossrange에 대한 바람을 말한다. 표 2에서 볼 수 있듯이 탄에 불어오는 바람은 탄착점에 적지 않은 영향을 준다.

표 3은 최고점으로부터 고도 1000m까지(40초 동안) 유도를 수행하는 경우의 탄착점을 나타낸다. 탄착 오차는 (100, 100)m이며 유도상수는 4로 주었다. 민감도 기법을 이용하여 유도 시간을 40초 동안 유지했을 경우에는 오차가 크게 나타나지 않음을 알 수 있다. 이는 유도를 수행하지 않는 짧은 시간동안은 오차가 크게 발생하지 않기 때문에 가능한 사실이다. 하지만 유도명령 히스토리를 살펴보면 매우 큰 가속도가 지속적으로 발생함을 볼 수 있다.

표 2. 유도가 없는 경우에 바람의 변화에 따른 탄착점 변화

사거리풍 (m/s)	측풍 (m/s)	Xe(m) (오차)	Ye(m) (오차)
0	0	0	0
10	0	582.71	1.25
-10	0	-588.57	-1.48
0	10	-2.52	419.91
0	-10	-17.17	-420.5

표 3. 바람의 변화에 따른 탄착점 변화

사거리풍 (m/s)	측풍 (m/s)	Xe(m) (오차)	Ye(m) (오차)
0	0	1.85	0.68
10	0	9.91	-0.54
-10	0	-5.31	1.45
0	10	2.64	2.74
0	-10	2.16	-0.14

표 5. 바람의 영향을 보정한 유도법칙의 적용결과

사거리풍 (m/s)	측풍 (m/s)	Xe(m) (오차)	Ye(m) (오차)
0	0	-7.22	-3.00
10	0	-11.62	-4.41
-10	0	-5.38	-1.55
0	10	-5.30	-3.30
0	-10	-6.03	2.20

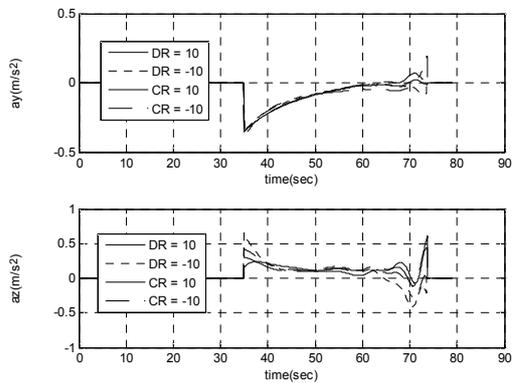


그림 18. 유도되는 가속도 명령(바람 보정 값)

민감도 방식의 경우 유도를 시작했을 시에는 큰 유도명령 값이 나오지만 탄착점 오차가 줄어감에 따라 0으로 수렴되는 특성을 갖는다 하지만 그림 18에서 볼 수 있듯 바람이 영향이 있는 경우에는 0인 값에서 수렴하지 않는다. 즉 탄착점예측이 잘못 되고 있기 때문에 항상 오차가 발생하며 이를 수정하기 위한 가속도 또한 항상 발생하게 된다. 추가적으로 언급하면, 바람에 의한 영향은 유도시간을 짧게 했을 때 가장 크게 나타난다.

바람의 영향을 보정하기 위해 비행 중 바람의 영향이 일정하며 지상에서 바람을 측정할 수 있다고 가정하였다. 그리고 앞선 신경회로망 학습

에 바람의 영향을 추가하였다. 표 5는 바람의 영향 하에 짧은 시간 동안 유도를 수행 했을 경우의 결과이다.

유도상수는 4이며 탄착오차는 (100, 100)m이다. 그림 19에서 확인할 수 있듯이 바람의 영향 하에서도 유도를 수행함에 따라 탄착점 오차가 줄어서 가속도의 값도 0으로 수렴함을 알 수 있다. 즉, 바른 탄착점 예측으로 빠르게 탄착점 오차를 줄여가고 있음을 나타낸다.

III. 결 론

이 논문에서는 신경회로망을 이용하여 탄착점 오차를 예측하고 이를 통해 경로 수정각을 계산하여 가속도 명령을 생성하는 유도 기법을 제안하였다. 제안한 유도 기법은 경로 수정각의 변화가 일정시간 점진적으로 일어나기 때문에 탄도 특성을 최대한 유지 하는 방향으로 탄착점 수정이 이루어진다. 따라서 PNG에 비해 이 유도 기법이 더 효과적으로 포탄의 연구에서 사용할 수 있을 것으로 보인다.

유도 기법의 성능이 탄착점 예측의 정확성에 크게 영향을 받는다. 실제 전장에서 발생할 수 있는 바람, 코리올리 효과, 불확실한 요소 등에 의해 탄착점이 부정확하게 예측될 수 있다. 외란의 경우 보정하는 방법이 다양하지만 앞에서 제시한 방법과 같이 학습 시 외란에 대해 고려하는 방법이 한 가지가 있을 수 있다. 하지만 이와 같은 방법은 비행 중에 바람이 변하거나 할 때에는 어느 정도의 오차를 보이며 다른 외란의 영향을 보정하기 위해 모두 학습의 입력값으로 넣을 수가 없다는 단점이 있다. 왜냐하면 학습을 할 경우 입력값의 종류가 많아져 데이터의 양이 많아지면 학습이 쉽게 되지 않는다는 것이다. 즉, 앞으로의 연구에서는 이러한 외란 요소를 효과적으로 적용할 수 있는 방법에 대한 방안을 생각해 보고 알맞은 보정 기법을 적용하는 것이 필요할 듯 보인다.

참고문헌

- 1) F. Fresconi and P. Plostins, "Control Mechanism Strategies for Spin-Stabilized Projectiles", ARL-TR-4611, Army Research Laboratory, 2008.
- 2) P. Wernert, F. L. Leopold, D. Bidino, J. Junker, L. Lehmann, K. Bar, and A. Reindler, "Wind Tunnel tests and open-loop trajectory simulations for a 155mm canards guided spin stabilized projectile", AIAA 2008-6881, *The Proceedings of AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference*, 2008, pp. 18-21.
- 3) J. S. Moorhead, "Precision Guidance Kits(PGKs): Improving the Accuracy of Conventional Cannon Rounds", Control Mechanism Strategies for Spin-Stabilized Projectiles," *Field Artillery*, sill-www.army.mil/famag/index.asp, 2007.
- 4) D. N. Gkritzapis, D.P. Margaris, E.E. Panagiotopoulos, G. Kaimakamis, and K. Siassiakos, "Prediction of the Impact Point for Spin and Fin Stabilized Projectiles", *WSEAS Tr. on Information Science and Applications*, Issue 12, Vol. 5, 2008, pp. 1667-1676.
- 5) P. Zarchan, *Tactical and Strategic Missile Guidance*, 5th ed., American Institute of Aeronautics and Astronautics, Inc., Virginia, 2007, Chap. 2.
- 6) Hagna, Demuth and Beale, *Neural Network Design*, PWS Publishing Company, 1996, Chap. 4-11.
- 7) C. D. Yang, C. C. Yang, "Analytical solution of generalized 3D proportional navigation", *Proceedings of the 34th Conference on Decision & Control*, Vol. 4, 1995, pp. 3974-3979.
- 8) C. D. Yang, C. C. Yang, " Analytical solution of 3D true proportional navigation", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Issue 4, Vol. 32, 1996, pp. 1509-1522.