

## 論文

## 재진입 비행체의 TAEM 구간 최적궤적 설계와 인공신경망을 이용한 제어

김중훈\*, 이대우\*\*, 조겸래\*\*, 민찬오\*, 조성진\*

### Trajectory Optimization and the Control of a Re-entry Vehicle during TAEM Phase using Artificial Neural Network

Jong-hun Kim\*, Dae-woo Lee\*\*, Kyeum-rae Cho\*\*, Chan-oh Min\* and Sung-jin Cho\*

#### ABSTRACT

This paper describes a result of the guidance and control for re-entry vehicle during TAEM phase. TAEM phase (Terminal Aerial Energy Management phase) has many conditions, such as density, velocity, and so on. Under these conditions, we have optimized trajectory and other states for guidance in TAEM phase. The optimized states consist of 7 variables, down-range, cross range, altitude, velocity, flight path angle, vehicle's azimuth and flight range. We obtained the optimized reference trajectory by DIDO tool, and used feedback linearization with neural network for control re-entry vehicle. By back propagation algorithm, vehicle dynamics is approximated to real one. New command can be decided using the approximated dynamics, delayed command input and plant output, NARMA-L2. The result by this control law shows a good performance of tracking onto the reference trajectory.

#### 초 록

본 논문은 재진입 비행체의 TAEM 구간 유도과 제어에 관하여 기술 하였다. TAEM 구간은 공기의 밀도와 비행체의 속도의 범위가 큰 특징을 가지고 있으며, 이들 조건하에 TAEM 구간의 유도를 위한 궤적과 비행체의 상태값을 최적화하였다. 최적화된 상태값은 7가지의 상태이며, 상태값은 Down-range, Cross-range, 비행체의 고도, 속도, 경로각, 방위각, 그리고 비행 거리이다. 최적화 연산을 수행하기 위하여 DIDO 프로그램을 사용하였다. 재진입 비행체의 제어를 위하여 인공 신경망을 이용한 되먹임 선형화 제어법을 사용하였다. 비행체의 동역학 모델은 역전과 모델을 통하여 근사화 되고, 근사화된 동역학 모델과 지연된 제어 입력, 플랜트 출력으로부터 새로운 제어 입력을 생성하게 된다. 이를 이용하여 본 논문에서는 앞서 최적화된 7가지의 상태값을 추종하는 결과를 보였다.

**Key Words** : Re-entry Vehicle(재진입 비행체), TAEM Phase (TAEM 구간), NARMA-L2 Artificial Neural Network Control(인공 신경망 제어)

† 2008년 12월 29일 접수 ~ 2009년 2월 11일 심사완료

\* 정회원, 부산대학교 항공우주공학과 대학원

\*\* 정회원, 부산대학교 항공우주공학과 기계기술연구원  
교신저자, E-mail : baenggi@pusan.ac.kr  
부산광역시 금정구 장전동 산 30번지

#### 1. 서 론

최근 국제 우주 정거장 (ISS)으로 인하여 대기권 재진입 비행체에 관한 관심이 늘어나고 있다. 이에 여러 나라에서 재진입 비행체에 관한 연구

를 진행하고 있다. 재진입 비행체의 연구에서 가장 중요한 것은 우주에서 지구로 안전하게 귀환하는 것이다.

지구로 귀환하는 재진입 비행체의 비행 단계는 대기권 진입, TAEM, A/L (Approach/ Landing) 3부분으로 나누어진다. 각 단계를 구분하여 많은 연구가 진행 중이고, 대기권 진입과 A/L 단계는 TAEM 단계에 비하여 많은 연구가 이루어지고 있다. TAEM 단계는 재진입 비행의 두 번째 단계로, 고도 27km에서 3km 사이에서 이루어진다. 이 고도 구간에서는 대기의 온도와 밀도의 분포 범위가 넓어 고도에 따른 음속의 변화가 큰 특징을 지닌다. 또한 비행체의 속도의 변화가 크며, 마하 0.3에서 마하 3까지의 영역에서 비행한다. 즉, TAEM 구간에서의 재진입 비행체는 초음속, 천음속, 아음속 영역 모두에서 비행한다.

TAEM 구간은 A/L 구간과의 경계에 안전하게 진입하기 위하여 에너지를 감쇄시키는 구간이다. TAEM 구간에서의 에너지 감쇄는 안정적인 착륙을 위하여 속도를 조정해준다. 에너지를 소모하기 위하여 TAEM 구간에서 HAC(Heading Alignment Cylinder)를 선회하는 비행을 하게 되며, 비행거리가 길어지거나 속도변화의 폭이 클수록 HAC의 반경이 커지는 경향을 가진다.

TAEM 구간의 유도/제어를 위하여 일반적으로 엘리베이터와 에일러론을 사용한다. 일반적으로 에일러론은 횡축 제어에 관여하며, Down-range와 Cross-range로 이루어진 평면상의 궤적을 만들어낸다. 그리고 에일러론을 이용한 뱅크 각 제어는 TAEM 구간에서 에너지 소산에 강한 영향을 주는 반면, 느린 반응 시간을 가지는 단점이 있다. 엘리베이터는 일반적으로 종축 제어에 관여하며, 고도에 관련된 기동을 하도록 한다. 또한, 반응 시간이 짧으며, 이로 인하여 피치 기동에서 불안정성을 야기한다.

본 논문에서는 뱅크각과 받음각을 제어 입력으로 하는 재진입 비행체의 동역학 모델을 구성하여 A/L 구간의 경계 조건을 만족하기 위한 최적 궤적 구현에 관하여 연구 하였다. 또한, 재진입 비행체의 비선형성으로 인한 PID 적용 문제를 해결하기 위하여, 인공 신경망을 이용한 제어 기법을 적용하여 결과를 제시하였다.

## II. 시스템 구성

### 2.1 재진입 비행체 모델 설정

본 논문에서는 재진입 비행체의 유도/제어 시뮬레이션을 위하여 일본에서 연구 개발되고 있는

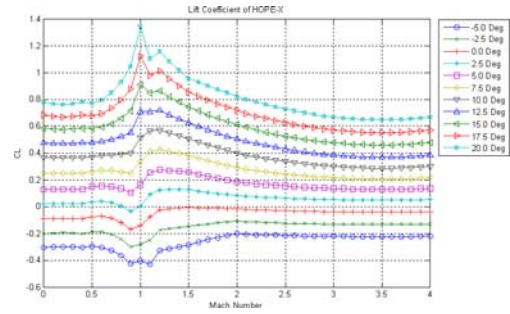


Fig. 1. Lift Coefficients of HOPE-X

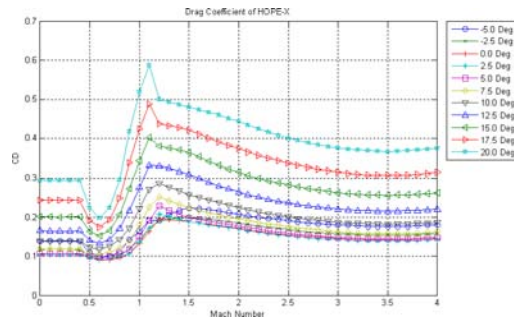


Fig. 2. Lift Coefficients of HOPE-X

HOPE-X 기체를 모델로 선정하였다. HOPE-X의 중량은 8,150kg이고, 기준면적은 65m<sup>2</sup>이다. HOPE-X의 공력 특성은 [1]로부터 구하였으며, Fig. 1, 2에 나타난 그래프와 같다. 공력 계수는 마하수와 받음각의 함수이며, 마하 0.4 이하의 구간에서는 데이터가 부족하여 공력 특성이 일정하다고 가정하였다. TAEM 구간의 최종 속도가 마하 0.3이므로, 데이터 부족으로 인하여 최종 구간에서 신뢰성이 부족할 것으로 보인다.

### 2.2 재진입 비행체 운동 방정식

본 논문에서는 재진입 비행체의 운동 방정식을 세우기 위하여, 비행체가 비행하는 곳은 평평한 지구이며, 추력 없이 활공하는 질점으로 가정하였다. Fig. 3에서 보이는 것과 같이 질점으로 가정된 비행체의 중심에 벡터로 표시된 힘이 작용한다. 그리고 비행체의 경로각과 방위각으로 표현되는 속도 벡터의 방향은 Fig. 4와 같다. 여기서  $\gamma$ 는 경로각,  $\psi$ 는 방위각, 그리고  $\alpha$ 는 받음각을 나타낸다.

가정과 정의된 좌표계 관계를 통하여 운동 방정식을 구할 수 있으며, 다음과 같이 정의 된다.

$$\dot{V} = -\frac{D}{m} - g \sin \gamma \quad (1)$$

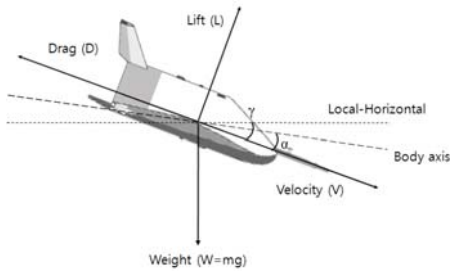


Fig. 3. Free-body Diagram of Re-entry Vehicle

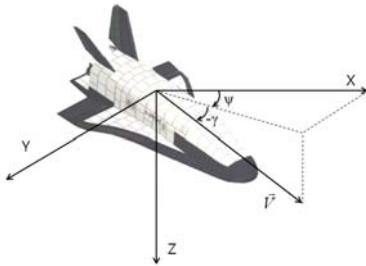


Fig. 4. Coordinate about Azimuth and Flight Path Angle

$$\dot{\gamma} = \frac{L \cos \sigma}{mV} - \frac{g}{V} \cos \gamma \quad (2)$$

$$\dot{\psi} = \frac{L \sin \sigma}{mV \cos \gamma} \quad (3)$$

$$\dot{h} = V \cos \gamma \quad (4)$$

$$\dot{x} = V \cos \gamma \cos \psi \quad (5)$$

$$\dot{y} = V \cos \gamma \sin \psi \quad (6)$$

$$D = \frac{\rho AC_D(M, \alpha) V^2}{2}, \quad L = \frac{\rho AC_L(M, \alpha) V^2}{2} \quad (7)$$

여기서,  $m$ 은 비행체의 총 중량,  $g$ 는 중력 가속도,  $\sigma$ 는 뱅크각,  $h$ 는 고도,  $x$ 와  $y$ 는 비행체의 궤적을 나타낸다.

양력계수와 항력계수는 받음각과 마하수의 함수이며, 마하수는 대기의 밀도와 온도에 영향을 받는다. 동압은  $\rho V^2/2$ 로 정의되며, 대기 밀도는 식 (8)과 같이 계산된다.

$$\rho = \rho_0 \exp\left(-\frac{R-R_0}{h_s}\right) \quad (8)$$

여기서  $\rho_0$ 는 해면 고도에서의 대기 밀도이며,  $h = R - R_0$ 로 정의되는 고도이다. 그리고  $h_s$ 는 밀도의 비례 고도이다. 대기 밀도를 정의하기 위하

여 본 논문에서는 해면고도의 대기밀도, 지구 반지름은  $\rho_0 = 1.225 \times 10^{-3} g/cm^3$ ,  $R_0 = 6355 km$ 로 두었으며, 비례 고도  $h_s = 7.165 km$ 로 정의하였다.

### III. 최적 궤적 설계

#### 3.1 최적화 문제의 정식화

인공 신경망을 이용한 제어를 위하여, 기준 궤적 생성이 필요하다. 본 논문에서는 [2]를 바탕으로 하여 최적 궤적을 설계하였다.

TAEM 구간에서의 초기 조건은 대기권 재진입 구간과 TAEM 구간 사이의 경계 조건이고, 종단 조건은 A/L 구간과의 경계 조건이다. 이들 경계 조건은 Table 1과 같다.

TAEM 구간의 유도를 위한 최적 궤적의 목적은 A/L 구간 진입 시 비행체의 안정성을 확보하고, 안전하게 진입할 수 있는 속도를 갖기 위한 에너지 소산이다. A/L 구간의 안전한 진입을 위하여 TAEM 구간의 종단조건에서 비행체의 기수는 활주로와 일직선상에 놓이도록 경계조건을 정의하였다.

TAEM 구간을 위한 PI(Performacne Index)는 미션의 목적에 따라 정해지며, 이들은 비행거리, 뱅크각의 변화율, 그리고 동압 등이다. 본 논문에서 원하는 최적궤적은 재진입 비행체의 안정성을 해치지 않으면서, A/L에 안전하게 접근할 수 있도록 에너지 감소를 이루어 내는 것이다. 여기에서 기체의 안정성은 동압을 조정함으로서 대표할 수 있으며, 에너지 감소는 항속거리(비행거리)의 조절을 통해 수행할 수 있다. TAEM 단계에서의 받음각의 제어는 비행안정성에 치명적인 문제를 야기할 수 있기 때문에 가능한 받음각의 변화는 적게 하게 되고 뱅크각의 변화에 있어 정해진 항속거리를 비행하며 에너지를 감소시키게 된다. 그러므로 받음각의 변화를 줄이기 위해 동압 일정의 성능함수를 선택하게 된다. 물론 고도에 따

Table 1. Boundary Conditions

	초기조건	종단조건
Down-range (km)	-60	0
Cross-range (km)	0	0
고도 (km)	27.5	3
속도 (m/s)	760	162
경로각 (Degree)	-6.74	-15.9
방위각 (Degree)	0	0
비행 거리 (Km)	0	90

라 밀도차이가 크기 때문에 현실적으로 동압을 일정하게 유지 하는 것은 어렵다. 하지만 본 논문에서는 선택된 목표동압과 비행 시의 동압차이를 최소로 함으로서 이를 실현시키고자 한다. 식 (9)는 재진입 비행구간에서 동압차이를 최소화하기 위한 가격함수를 나타낸다.

$$J = \text{Min} \int_0^f \left( \frac{q - q_{target}}{q_{target}} \right)^2 dt \quad (9)$$

앞서 설명된 것과 같이, 본 논문에서는 비행체의 제어 입력을 받음각과 뱅크각으로 정의 하였으며, 뱅크각과 받음각은 각각 횡방향, 종방향 제어를 하도록 하였다. 제어 입력이 물리적으로 타당하여야 하므로, 본 논문에서는 식 (10)과 같이 뱅크각( $\sigma$ )과 받음각( $\alpha$ )의 구동 범위를 지정하였다.

$$-90^\circ \leq \sigma \leq 90^\circ, \quad 0^\circ \leq \alpha \leq 10^\circ \quad (10)$$

에너지 소산을 위하여 정의된 비행 거리를 만족하는 비행이 필요하므로, 본 논문에서는 구속 조건으로서 비행 거리를 정의하였고, 식 (11)과 같다. 여기서 비행 거리 S는 재진입 비행체의 속도를 시간에 관하여 적분한 결과이다.

$$0 \leq S \leq S_f, \quad S(t_f) = S_f \quad (11)$$

본 논문에서는 최적화 연산을 위하여 DIDO의 SNOPT를 이용하였다. DIDO는 TOMLAB社에서 개발된 Matlab 기반 최적화 도구이다. 최적화 도구 중의 하나인 SNOPT는 선형/비선형 함수의 최적화 문제를 풀 수 있으며, SQP (Sequential Quadratic Programming) 알고리즘을 사용하여 최적화를 수행한다[3].

### 3.2 최적화 결과

본 논문에서는 안정적인 비행을 위하여 동압을 일정하게 유지하도록 가격 함수를 설정 하였다. TAEM 구간 진입조건인 초기 동압은 대략 7,500Pa이며, 고도가 낮아지면서 동압은 증가하게 된다. 동압의 증가를 최소화하며 안정성을 갖기 위하여, 본 논문에서는 기준 동압을 7,500pa로 정의 하였다.

Fig. 5는 최적화된 2차원 궤적을 나타낸 것이다. 에너지 소산을 위하여 A/L 구간 진입 전에 HAC를 선회하는 구간이 나타나는 것을 볼 수 있다. Fig. 6은 시간에 따른 고도 변화를 나타내며, 상대적으로 낮은 고도에서 제어값의 변화가 많은데, 이는 고도가 낮을수록 밀도가 커져 동압에 영향을 주기 때문이다. Fig. 7은 비행체의 지

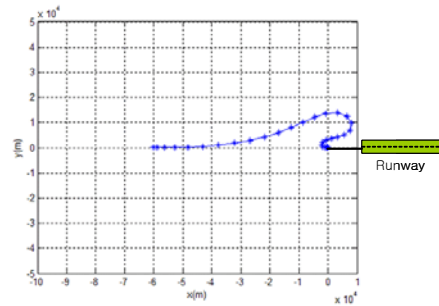


Fig. 5. Trajectory on Plane

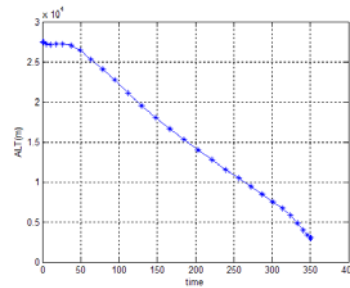


Fig. 6. Time history of Altitude

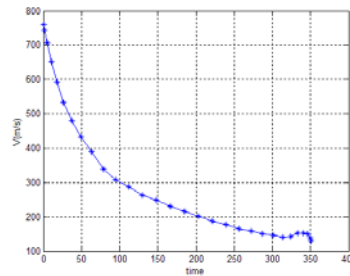


Fig. 7. Time history of Velocity

구 상대 속도이고, 그래프의 최종 구간에 순간적으로 속도가 상승한다. 경로각과 방위각의 최적화 결과를 나타내는 Fig. 8의 최종 구간에서 경로각이 음의 방향으로 향하는 값을 가지므로 속도의 변화가 순간적으로 급하게 상승하는 결과를 나타냈다. Fig. 9는 비행체의 비행거리이며, 목표 거리인 90km까지 비행한 것을 보여준다. Fig. 10은 시간에 따른 헤밀토니안의 변화를 보여준다. 본 논문의 최적화 문제는 시간에 대한 함수가 아니고, 최종시간이 자유이기 때문에  $H(t_f) = 0$ 에 의해 헤밀토니안은 0이 되어야 한다. Fig. 10의 헤밀토니안은 0의 주변에서 작은 값으로 진동하고 있으나, 이를 통하여 본 논문에서 생성한 궤적이 최적화 된 것을 알 수 있다.

Fig. 11은 최적 궤적을 생성하기 위한 제어 입력으로 받음각과 뱅크각을 보여준다.

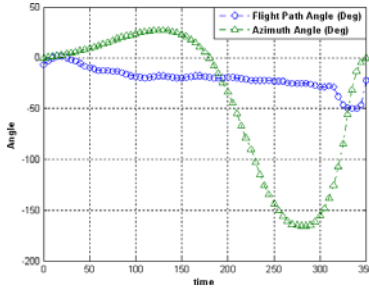


Fig. 8. Flight Path Angle and Azimuth Angle

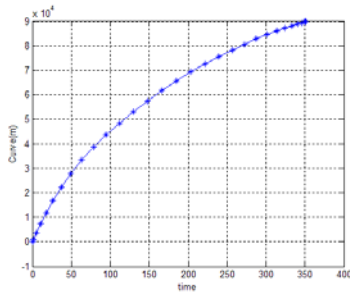


Fig. 9. Time history of Range

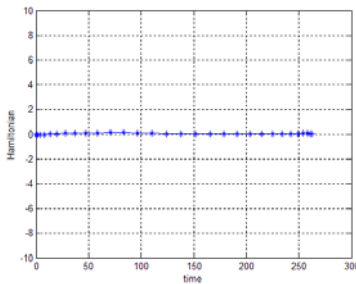


Fig. 10. Time history of Hamiltonian Value

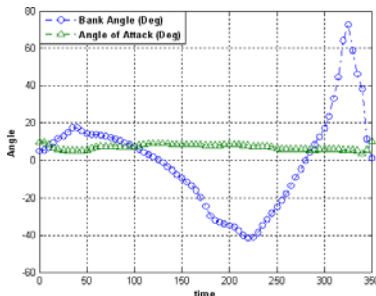


Fig. 11. Bank Angle and Angle of Attack

## IV. 인공 신경망을 이용한 제어

### 4.1 이론적 배경

본 논문에서는 제어 대상인 재진입 비행체의 시스템 식별과 제어를 위하여 인공 신경망을 이용하였다[4][5]. 인공 신경망은 학습 능력을 지니고 있으며, 인공 신경망의 종류에 따라 복잡한 비선형 수학 모델을 효율적으로 풀 수 있다. 인공 신경망이 제어 시스템에 사용되면, 병렬시스템으로 실시간 제어를 구현 할 수 있으며, 모델과 제어 법칙의 불확실성에 대하여 좋은 성능을 보장한다. 하지만 더 좋은 성능을 위하여 몇 가지가 고려되어야 한다. 먼저 시스템 설계자는 시스템에 알맞은 인공 신경망과 그에 따른 최적화된 방법을 사용해야한다. 그리고 제어 입력으로 구동되는 구동기의 물리적 특성이 고려되어야 한다. 구동기의 물리적 특성으로는 시스템의 동역학과 시간 지연, 그리고 구동 범위 제한이 있다. 인공 신경망에서 만들어지는 제어 입력은 물리적 특성이 고려되지 않은 경우가 생기며, 시스템 설계자가 구동기의 특성을 적용하면 문제는 해결 가능하다.

본 논문에서는 인공 신경망을 이용한 되먹임 선형화 기법을 이용하여 재진입 비행체를 제어 하였으며, 이는 NARMA-L2 (Nonlinear Autoregressive Moving Average)로 불려진다. 재진입 비행체의 동역학은 비선형성이 강하므로 고전 제어 기법인 PID를 적용하는데 한계를 지니고 있다. Fig. 12는 NARMA-L2의 개념도이다.

NARMA-L2는 통계학에서 시스템의 시간에 따른 결과를 예측하거나 추정하는데 사용된다. ARMA는 선형 모델에 사용되어지는 것으로 두 가지로 구성되며, AR (Autoregressive)과 MA (Moving Average)이다. ARMA의 AR과 MA는 각각  $p$ 와  $q$ 에 관한 함수로 정의되면 식(12)와 같으며, Fig. 12는 그 개념을 보여주는 블록선도다.

$$X_t = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \varphi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (12)$$

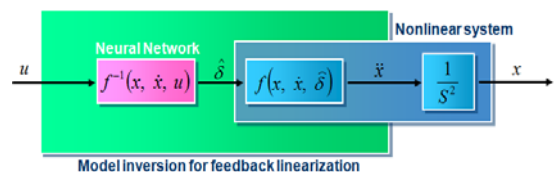


Fig. 12. Concept of NARMA-L2

여기서,  $\varphi_1, \dots, \varphi_i$ 와  $\theta_1, \dots, \theta_i$ 는 모델의 파라메터이고,  $\varepsilon_i$ 는 오차항이다. 마지막 항인 MA는 기본적으로 임펄스 응답 필터로 사용된다.

NARMA를 시스템에 적용하기 위하여 식 (13)과 같이 동역학 시스템을 정의한다.

$$\sum : \begin{cases} x(k+1) = f[x(k), u(k)] \\ y(k) = h[x(k)] \end{cases} \quad (13)$$

식 (12)와 식 (13)을 통하여 특정 제어 입력에 대한 동역학 모델의 응답을 추정할 수 있다[4]. 입력,  $u(k)$ ,에 대한 시스템 응답,  $y(k)$ ,은 직관적으로 구할 수 있으며, 아래의 식과 같다[6].

$$\hat{y}(k+d) = f[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] + g[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)]u(k+1) \quad (14)$$

$$\begin{aligned} Y &= [y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1)] \\ U &= [u(k), u(k-1), \dots, u(k-n+1)] \end{aligned} \quad (15)$$

$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - f[Y, U]}{g[Y, U]} \quad (16)$$

여기서,  $d \geq 2$ 를 만족해야하며,  $f[Y, U]$ 와  $g[Y, U]$ 는 시스템 모델이다. 비선형성이 강한 시스템 모델은 수학적으로 구현하기 어려우며, 이를 위하여 본 논문에서는 인공 신경망을 이용하여  $f[Y, U]$ 와  $g[Y, U]$ 를 통하여 시스템 모델을 근사화 하였다.

본 논문에서 사용되는 인공 신경망은 오류 역전파 알고리즘 (Back Propagation)이다. Widrow-Hoff 학습법을 적용하고, 시그모이드 함수와 그의 미분값을 전달 함수로 사용하였다. 이로 인하여 비선형 시스템에 적용하여 좋은 성능을 기대할 수 있다.

### 4.2 인공 신경망을 이용한 제어

본 논문에서는 사용하는 NARMA-L2는 받음각을 제어하기 위하여 최적화 결과의 양항비 ( $C_L/C_D$ )를 기준 궤적으로 사용하였고, 뱅크각을 제어하기 위하여 방위각 ( $\psi$ )을 기준 궤적으로 사용하였다. 종방향과 횡방향에 인공 신경망 제어기 NARMA-L2를 설치하였고, 플랜트의 운동 방정식 블록을 만들었다. Fig. 13에 보이는 것과 같이 MATLAB Simulink를 이용하여 구현하여 시뮬레이션을 수행하였다.

Fig. 14는 2차원 평면에서 비행하는 궤적을 나타내고 있으며, 점선은 최적화된 기준 궤적이며, 실선은 제어 결과이다. Fig. 15부터 Fig. 20까지는 NARMA-L2를 이용한 결과와 최적화된 상태

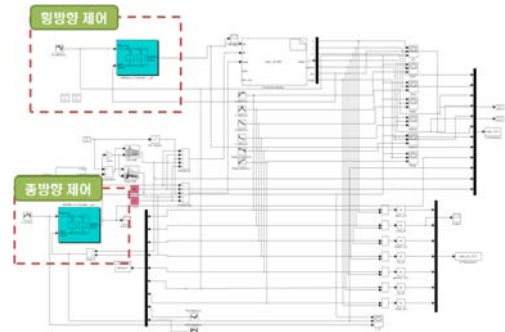


Fig. 13. Simulink model for Control

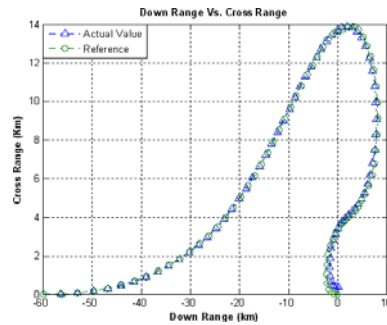


Fig. 14. Trajectory on Plane

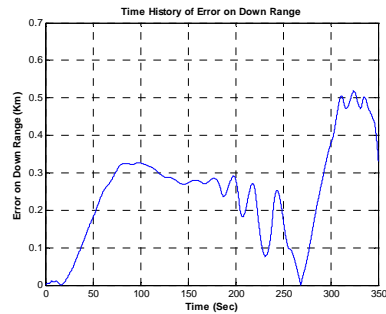


Fig. 15. Error of Down Range

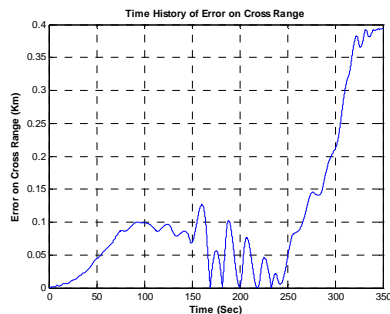


Fig. 16. Error of Cross Range

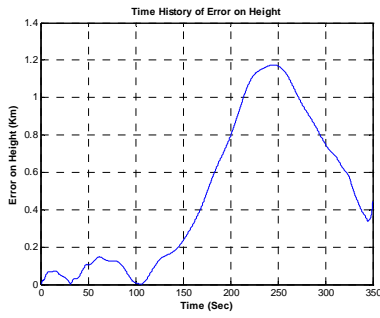


Fig. 17. Error of Height

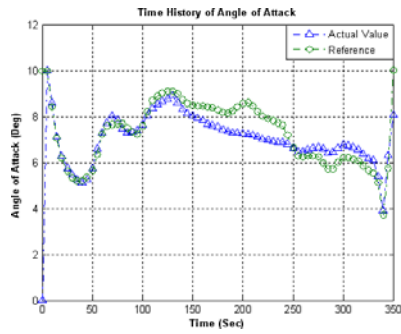


Fig. 21. Time history of Angle of Attack

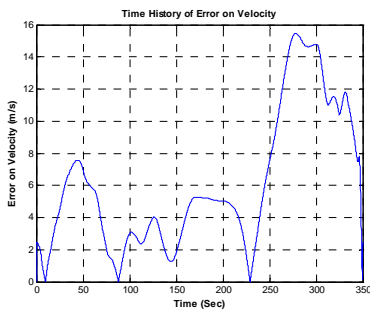


Fig. 18. Error of Velocity

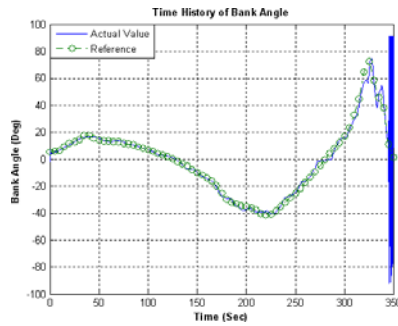


Fig. 22. Time history of Bank Angle

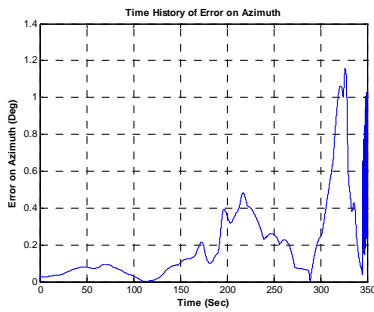


Fig. 19. Error of Azimuth

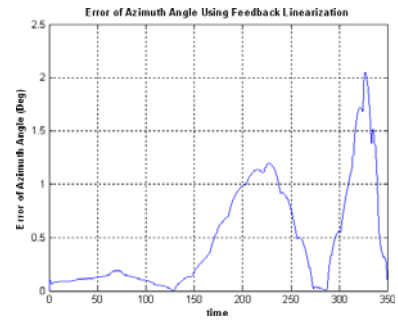


Fig. 23. Error of Azimuth Angle using Feedback Linearization

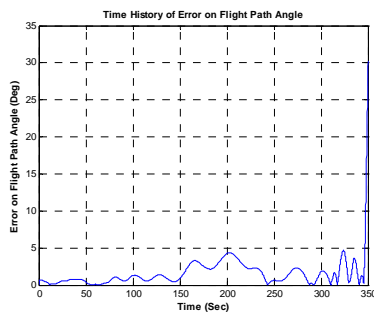


Fig. 20. Error of Flight Path Angle

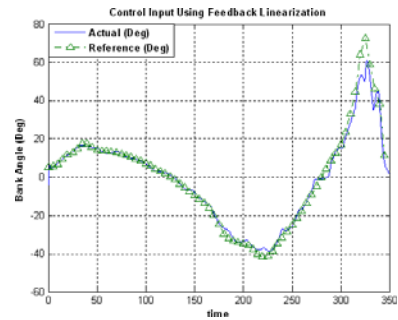


Fig. 24. Bank Angle using Feedback Linearization

값과의 오차를 나타낸 것이다. Fig. 21과 Fig. 22는 NARMA-L2로부터 생성된 제어 입력으로 받음각과 뱅크각을 나타낸다. 그래프의 점선과 실선은 각각 기준 궤적과 인공 신경망 제어로부터 생성된 제어 입력이다. Fig. 21의 그래프로부터 받음각은 기준 궤적의 경향을 잘 추종하지만 중단부에서 오차를 크게 가진다. 또한, Fig. 22 그래프의 뱅크각은 약 340초 부근부터 크게 진동하는 것을 보인다. 중단부의 속도는 마하 0.4 이하를 가지는데, 본 논문에서 사용된 공력 계수가 마하 0.4 이하의 값을 일정한 값으로 유지하고 있기 때문에 발생한 것으로 예상된다. 특히, 횡방향 제어를 위한 뱅크각의 진동으로 인하여 횡방향 자세와 위치에 관련된 상태값이 중단부에서 진동하는 것을 볼 수 있다. 제어 입력의 진동 현상은 앞서 설명된 마하수 0.4 이하의 공력계수를 임의의 선형적인 값으로 두었기 때문에 발생할 수 있다. 또한, NARMA-L2에서 생성하는 제어입력은 기준 궤적의 급격한 변화에서 진동 현상을 보이는 사례가 있다[7]. 본 논문에서 발생하는 진동 부분은 HAC의 비행을 마치고 활주로 방향으로 정렬을 하기 위하여 기준 궤적인 방위각이 급격하게 변한다. 이를 해결하기 위하여 인공 신경망과 함께 슬라이딩 모드 제어기와 같은 고급 알고리즘[6]을 사용이 필요하다. 또한, 결과의 오차를 줄여주기 위하여, 마하 0.4 이하의 공력 계수를 정확히 구해야 한다.

Fig. 23, 24는 되먹임 선형화 기법을 이용하여 재진입 비행체를 제어하였을 때, 생성된 방위각 오차와 뱅크각 입력이다[2]. 되먹임 선형화를 적용하기 위하여 [2]에서는 제어 입력으로 뱅크각을 사용하였고, 본 논문의 횡방향 제어와 같이 방위각을 기준 궤적으로 사용하였다. 본 논문에서 적용된 인공 신경망의 결과가 되먹임 선형화에 비하여 방위각의 오차가 적게 나타난다. 앞서 말한 슬라이딩 기법 등을 이용한 중단 부분의 진동 현상이 해결되면, 안정성을 확보할 수 있을 것이라 기대된다.

## V. 결 론

본 논문에서는 재진입 비행체인 HOPE-X의 모델을 이용하여, 안전한 A/L 구간 진입을 위한 최적 궤적을 생성하였다. 또한, 인공 신경망을 이용한 되먹임 선형화 방법의 하나인 NARMA-L2를 이용하여 최적 궤적을 추종하였다.

안전한 A/L 구간 진입을 위하여 뱅크각 제어를 통해 HAC를 선회하는 비행으로 에너지를 소

산시켰다. 사용자가 정한 비행 거리에 따라 HAC의 반경이 커지는 것을 확인하였으며, 헤밀토니안의 값이 0에 가까워지는 것으로 미루어 최적화 된 궤적임을 확인할 수 있다.

최적 궤적을 추종하기 위한 제어기로써 인공 신경망을 적용하였고, 종방향과 횡방향 각각에 인공 신경망이 설치되었다. 대략 340초 부근에서 횡방향 제어 입력인 뱅크각의 진동이 발생하여 모든 상태값의 오차가 커졌다. 이는 본 논문에서 사용되는 공력계수가 마하 0.4 이하에서 신뢰성을 가지지 못하는데, 340초 이후부터 비행체의 속도가 마하 0.4 이하의 값을 가지기 때문이다. 또한, NARMA-L2 제어 시스템은 기준 궤적의 급격한 변화에서 진동 현상을 만들어낸다. 이를 해결하기 위하여 슬라이딩모드 제어기와 같은 고급 필터를 사용하거나 정확한 공력계수를 구하여 사용할 필요가 있다.

## 후 기

“이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음”

## 참고문헌

- 1) Kyoung-Ho Kim, ChulPark, 2005 “Conceptual Design of a Rocket - Powered Plane And Its Use For Space Tourism”, KSAS International Journal, Vol.6, No.2, November, pp. 46-55.
- 2) Jo-Ha Baek, Dae-woo Lee, Jong-Hun Kim, Kyeum-rae Cho and Jang-Sik Yang, "Trajectory optimization and the control of a re-entry vehicle in TAEM phase", Journal of Mechanical Science and Technology 22(2008), pp. 1099-1110
- 3) User's Guide for SNOPT Version 7 : Software for Large-Scale Nonlinear Programming, TOMBLAB, 2006
- 4) Hagan, M. T., Demuth, H.B., "Neural Networks for Control", Proceedings of the 1999 American Control Conference, pp. 1642-1656, (1999)
- 5) Hunt, K. J., Sbarbaro, D., Zbikowski, R., Gawthrop, P.J., "Neural Networks for Control System - A Survey", Automatica, Vol. 28, pp 1083-1112, (1992)
- 6) Narendra, K. S., Mukhopadhyay, S., "Adaptive Control Using Neural Networks and Approximate Models", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 8, pp. 475-485, (1997)



7) De Jesus, O., Pukrittayakamee, A., Hagan, M.T., "A Comparison of Neural Network Control Algorithms", Neural Networks, 2001. Proceedings. IJCNN '01. International Joint Conference on, Vol. 1, pp. 521 - 526 (2001)

8) M. Hagan, H. Demuth, O. De Jesus, "An Introduction to the Use of Neural Networks in Control Systems", International Journal of Robust and Nonlinear Control, Vol. 12, No. 11, pp. 959-985, (2002)