

論文

DOI:10.5139/JKSAS.2010.38.4.335

신경회로망 보상기를 이용한 무인헬리콥터의 비선형적응제어

박범진*, 홍창호**

Nonlinear Adaptive Control of Unmanned Helicopter
Using Neural Networks Compensator

Bumjin Park* and Changho Hong**

ABSTRACT

To improve the performance of inner loop based on PD controller for an unmanned helicopter, neural networks are applied. The performance of PD controller designed on the response characteristics of error dynamics decreases because of uncertain nonlinearities of the system. The nonlinearities are decoupled to modified dynamic inversion model(MDIM) and are compensated by the neural networks. For the training of the neural networks, online weight adaptation laws which are derived from Lyapunov's direct method are used to guarantee the stability of the controller. The results of the improved performance of PD controller by neural networks are illustrated in the simulation of unmanned helicopter with nonlinearities.

초 록

PD 제어기 기반으로 설계된 무인헬리콥터의 내부루프 제어기의 성능을 향상시키기 위하여 한 개의 신경회로망이 적용되었다. 오차방정식의 응답특성 기반으로 설계된 PD 제어기는 운동모델의 비선형성에 의해 성능이 저하된다. 이러한 비선형성은 운동모델로부터 변형된 운동 역변환 모델(Modified Dynamic Inversion Model, MDIM)로 분리되었고 신경회로망의 출력에 의해 보상되었다. 신경회로망의 학습에는 제어기 안정성 보장을 위하여 리야프노프의 직접방법(Lyapunov's direct method)으로부터 유도된 온라인 가중치 적응법칙이 이용되었다. 신경회로망에 의한 PD제어기의 성능향상은 비선형성을 갖고 있는 무인헬리콥터의 수치시뮬레이션 결과로 보였다.

Key Words : Adaptive Control(적응 제어), Dynamic Inversion Model(운동 역변환 모델), Neural Networks(신경회로망), Unmanned Helicopter(무인헬리콥터)

1. 서 론

로터의 추력벡터와 토크차이로 자세제어를 하는 무인헬리콥터는 비선형성이 매우 강한 시스템

이다. 선형제어기를 이용하여 이러한 비선형성을 극복하기 위해서는 큰 이득 값이 요구되거나, 시스템의 비선형성이 고려된 다양한 제어기 설계조건을 만족하는 이득 스케줄링이 필요하다.

이러한 비선형성 문제를 해결하기 위하여 함수근사성질을 갖고 있는 신경회로망이 많이 응용되고 있다. 비선형성이 보상되면 단일 설계조건에서 계산된 선형제어기가 전체 시스템의 운용범위에 적용될 수 있는 가능성을 갖게 된다.

† 2009년 12월 28일 접수 ~ 2010년 3월 7일 심사완료

* 정회원, 한국항공우주연구원

** 정회원, 충남대학교 항공우주공학과
교신저자, E-mail : chhong@cnu.ac.kr
대전시 유성구 궁동 42

초기에는 단일입출력 시스템의 피드백선형화 과정에서 도출되는 비선형성 자체를 두 개의 신경회로망을 적용하여 보상하였다. 그러나 이러한 방법은 분모 부분에 해당하는 비선형성이 0이 되는 특이점을 피하기 위해 학습방법을 제한해야 하는 문제점이 있다[1,4].

이러한 문제점을 피하기 위하여 단순화된 선형모델로부터 역변환 모델을 계산하고 이때 발생하는 비선형성을 한 개의 신경회로망으로 보상하는 방법이 제안되었다. 이러한 기법은 다중입출력 시스템에 대해서 확장되었으나 신경회로망의 학습기능을 역변환 오차를 보상하는데 제한을 두고 있다[2].

최근에는 시스템의 단순 입출력 관계로부터 비선형을 분리하여 한 개의 신경회로망으로 보상하는 방법이 제안되었다. 분리된 비선형성은 변형된 운동 역변환 모델(Modified Dynamic Inversion Model, MDIM)이라 한다[5]. 그러나 이러한 기법은 신경회로망의 학습을 위한 필터된 오차신호와 선형제어기를 별도로 구성해야 한다.

본 논문에서는 오차방정식의 응답특성을 기반으로 간단히 설계된 PD제어기에 신경회로망을 적용하여 비선형성에 의한 성능저하를 줄이는 방법을 제안하였다. 여기서 적용된 신경회로망은 시스템이 갖고 있는 비선형성에 대한 적응 보상기 역할을 수행한다.

무인헬리콥터의 자동호버 수치시뮬레이션 결과를 통해 시스템의 비선형성에 의해 발생하는 PD제어기의 성능저하가 신경회로망의 출력으로 보상될 수 있음을 보였다.

본 논문의 두 번째 장에서는 적응제어법칙 설계방법에 대해서 설명하였고, 세 번째 장에서는 수치시뮬레이션에 사용된 제어기 구조에 대해서 설명하고 있다. 네 번째 장에서는 시뮬레이션 결과를 보였고, 마지막 장에서 결론을 맺었다.

II. 적응제어법칙 설계

일반적으로 위치제어를 위해 고려되는 비선형 시스템은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\dot{x} = f(x, u), \quad y = x \quad (1)$$

리 도함수(Lie derivative)를 이용하면 위치는 2차 미분형태에서 제어입력과 관계가 갖게 되고 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\ddot{y} = f(x) + g(x)u \quad (2)$$

위치명령과 위치는 다음과 같이 벡터 형태로 표현될 수 있다.

$$\vec{y}_d = [y_d \dot{y}_d \ddot{y}_d]^T \quad (3)$$

$$\vec{y} = [y \dot{y} \ddot{y}]^T \quad (4)$$

위치명령벡터에 대한 오차벡터는 다음과 같이 표현된다.

$$\vec{e} = \vec{y}_d - \vec{y} \quad (5)$$

시스템의 출력오차 값은 오차벡터의 원소를 이용하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$r = \alpha e + \dot{e} = [\alpha \ 1] \begin{bmatrix} e \\ \dot{e} \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서 매개변수 $\alpha > 0$ 이다. 출력오차 값의 미계수는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\dot{r} = \alpha \dot{e} + \ddot{e} = [0 \ \alpha] \begin{bmatrix} e \\ \dot{e} \end{bmatrix} + \ddot{y}_d - \ddot{y} \quad (7)$$

식 (2)을 이용하면 오차방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\dot{r} = -f(x) - g(x)u + \epsilon + \ddot{y}_d \quad (8)$$

여기서

$$\epsilon = [0 \ \alpha] \begin{bmatrix} e \\ \dot{e} \end{bmatrix}.$$

오차방정식을 안정화시키기 위한 의사제어입력을 다음과 같이 설정한다.

$$\begin{aligned} \ddot{y} &= v \\ &= k_p e + k_d \dot{e} + \ddot{y}_d \\ &= v_{pd} + \ddot{y}_d \end{aligned} \quad (9)$$

식 (2)에서 시스템의 운동방정식을 정확히 알지 못한다면 의사제어입력은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$v = f(x) + \hat{g}\tau + \delta(x, u) \quad (10)$$

여기서 \hat{g} 은 상수로 근사된 제어효과, τ 은 분리된 제어입력 그리고 $\delta(x, u)$ 는 근사된 제어효과에 의해 발생하는 비선형성을 나타낸다. 식 (9)와 (10)을 이용하면 분리된 제어입력은 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$\begin{aligned} \tau &= \hat{g}^{-1}(-f(x) - \delta(x, u) + \ddot{y}_d + v_{pd}) \\ &= \hat{g}^{-1}(h(x, \delta, \ddot{y}_d) + v_{pd}) \end{aligned} \quad (11)$$

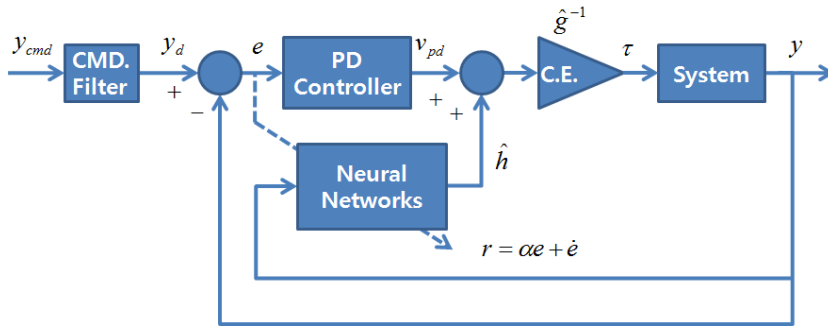


Fig. 1. Controller structure with neural networks compensator

여기서 $h(x, \delta, \ddot{y}_d)$ 는 변형된 운동 역변환 모델 (Modified Dynamic Inversion Model, MDIM)이라 하며 시스템의 비선형성 및 모델 불확실성을 나타낸다. MDIM은 신경회로망의 출력을 이용하여 근사될 수 있다[5].

일반적으로 한 개의 은닉 층을 갖는 신경회로망의 출력은 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{h}(x, \hat{V}, \hat{W}) = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T \mu) \quad (12)$$

여기서 \hat{V} 와 \hat{W} 는 학습을 통해 갱신되는 가중치 행렬이고 신경회로망의 입력과 가중치 함수는 다음과 같이 정의된다[3].

$$\mu \equiv [1 \quad x^T]^T, \quad \sigma(\cdot) \equiv [1 \quad \eta^T(\cdot)]^T$$

신경회로망의 출력을 이용하면 제어입력은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\tau = \hat{g}^{-1}(\hat{h}(x, \hat{V}, \hat{W}) + v_{pd}) \quad (13)$$

신경회로망이 적용된 제어기의 구조는 Fig. 1에 보였다.

폐회로 시스템의 안정성 증명을 위해 필요한 시스템의 오차방정식은 식 (13)을 이용하여 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{r} &= -f(x) - \hat{g}\tau - \delta(x, u) + \epsilon + \ddot{y}_d \\ &= (h - \hat{h}) - v_{pd} + \epsilon \\ &= \tilde{h} - v_{pd} + \epsilon \end{aligned} \quad (14)$$

위 식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{r} &= \tilde{h} - [k_p \quad (k_d - \alpha)] \begin{bmatrix} e \\ \dot{e} \end{bmatrix} \\ &= \tilde{h} - k_v [\alpha \quad 1] \begin{bmatrix} e \\ \dot{e} \end{bmatrix} \\ &= \tilde{h} - k_v r \end{aligned} \quad (15)$$

시스템의 안정성을 위해 $k_d > \alpha$ 를 만족해야 한다[5].

가중치 학습법칙은 출력추적오차와 가중치근사오차가 종국적 유계성을 갖도록 리야프노프의 직접방법을 통해 다음과 같이 유도될 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{\hat{W}} &= M(2(\hat{\sigma} - \hat{\sigma}'^T \hat{V}^T \mu) r^T \hat{P} - \kappa \|r\| \hat{W}) \\ \dot{\hat{V}} &= N(2\mu r^T P \hat{W}^T \hat{\sigma}' - \kappa \|r\| \hat{V}) \end{aligned} \quad (16)$$

여기서 $\hat{\sigma}$ 는 은닉 층의 출력, $\hat{\sigma}'$ 은 활성화함수의 자코비안 행렬(Jacobian matrix) 그리고 M, N, P, κ 는 설계매개변수이다. 폐회로 시스템의 안정성 보장을 위해 도출되는 가중치 학습법칙은 참고문헌 [5]에 자세히 기술되어 있기 때문에 본 논문에서는 생략하였다.

III. 적응제어법칙 적용

3.1 내/외부루프 설계

내부루프는 롤/피치/요 축에 대한 PD 제어기 구조를 갖는 자세유지 제어기로 구성되었다. PD 제어기 설계를 위한 오차방정식은 식 (9)로부터 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\ddot{e} + 2\zeta\omega\dot{e} + \omega^2 e = 0,$$

MDIM을 보상하는 신경회로망의 성능을 보기 위하여 오차방정식의 응답특성은 $\omega = 2.0$ [rad/s]과 $\zeta = 1.0$ 로 낮게 설정하였다. 낮은 응답특성에 의해 계산되는 내부루프의 PD 이득 값은 비선형성에 의해 성능저하가 발생할 수 있다. 응답특성에 의해 결정되는 내부루프의 PD 이득 값은 Table 1에 보였다. 오차방정식의 응답특성을 높게 설정하면 내부루프의 PD 이득 값은 운동모델의 비선형성을 극복할 수 있을 정도로 크게 설정될 수 있으나 신호의 노이즈나 외부교란에 대한 민감도가 커지는 단점을 갖게 된다.

Table 1. PD gains for inner loop

채널	k_p	k_d
롤	4.0	4.0
피치	4.0	4.0
요	4.0	4.0

Table 2. PI/PD gains for outer loop

채널	k_p	k_i	k_d
고도	4.0	-	4.0
종속도	4.0	0.4	-
횡속도	4.0	0.4	-

외부루프는 PD 제어기 구조를 갖는 고도유지 제어기와 PI 제어기 구조를 갖는 속도유지 제어기로 구성되어 있다. 속도유지 제어기는 종/횡방향으로 다시 구분되어 설계되었다. 외부루프 제어기의 각 채널에는 명령에 대한 제한기가 추가되었다. 고도명령은 초당 1m, 종/횡 방향 속도명령은 초당 5m/s로 제한되었다. 외부루프에 적용된 이득 값은 Table 2에 보였다.

3.2 자동호버로직 설계

기본적으로 자동호버로직은 위치정보를 기반으로 동작하며 목표 점에 설정된 고도/속도/방위 명령을 생성한다.

고도명령은 목표 점에 설정된 값을 곧바로 추종하도록 구성되었다. 속도/방위 명령은 특정반경(r_{con})을 기준으로 계산된다.

반경 외부에서는 현재위치와 목표위치와의 거리를 기준으로 종 방향 속도명령과 방위각 명령이 생성되고 횡 방향 속도명령은 0m/s로 고정된

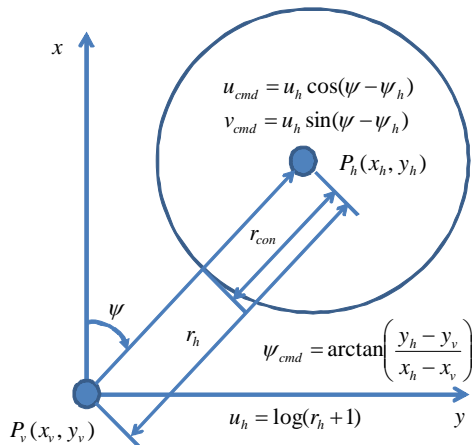


Fig. 2. Point navigation logic for auto hover

다. 내부에서는 진입 방위각을 유지하도록 구성 되어 있고, 종/횡 방향에 대한 속도명령이 모두 계산된다. 자동호버를 위한 점항법로직은 Fig. 2에 보였다.

3.3 신경회로망 적응 보상기 설계

오차방정식의 응답특성에 의해 설계된 내부루프 제어기의 성능저하를 유발시키는 운동모델의 비선형성을 보상하기 위하여 제어입력은 식 (13)과 같은 구조로 신경회로망이 적용될 수 있다.

Table 1의 PD 이득 값을 기반으로 신경회로망의 학습에 필요한 식 (6) 오차신호의 설계매개변수는 식 (15)로부터 $\alpha=2$ 로 계산되었다.

롤/피치/요 축에 대한 제어입력을 계산하기 위하여 신경회로망은 6개의 입력, 10개의 은닉층 뉴런 그리고 3개의 출력으로 구성되어 있다.

6개의 입력은 $\theta, q, \phi, p, \psi, r$ 의 순서로 구성되어 있다. 3개의 출력은 종 방향 주기피치, 횡 방향 주기피치 그리고 꼬리로터 콜렉티브 피치의 순서로 구성되어 있다.

은닉 층의 뉴런에는 시그모이드 함수가 사용되었고, 출력 층에는 선형 함수가 사용되었다.

설계매개변수는 $M_i = N_i = 0.2, P_i = 0.2$ 그리고 $\kappa = 0.5$ 가 설정되었다. 신경회로망 가중치의 초기 값은 모두 0으로 설정되었다.

IV. 수치시뮬레이션

4.1 헬리콥터 운동모델

시뮬레이션에 사용된 무인헬리콥터의 운동모델은 중량 8.98kg의 일반적인 RC 헬리콥터를 기반으로 개발되었다. 주로터는 길이 0.885m 블레이드 2개로 구성되었고, 정상운용 시 주로터의 회전속도는 약 1360rpm으로 설정되었다.

로터모델은 균일 유입속도(uniform inflow velocity) 조건에서 추력과 유입속도가 계산되었고, 주로터와 꼬리로터에 동일하게 적용되었다. 주로터는 2개의 블레이드와 2개의 안정바로 구성되어 있다. 안정바에 의한 플레핑 반응은 블레이드의 주기피치 명령을 증대시키는 구조로 모델링되었고 각각의 플레핑 반응은 2차 모델 형태로 구성되었다. 꼬리로터의 플레핑 모델은 고려하지 않았다.

엔진모델의 상태변수는 엔진가버너가 포함된 엔진토크와 로터회전속도이다. 두 상태변수는 모두 1차 모델로 구성되었다.

무인헬리콥터의 비선형 운동모델은 속도, 각속

Table 3. Design parameters of unmanned helicopter

Mass of helicopter	8.980 kg	Number of T.R. blades	2
Rolling moment of inertia	0.220 kg-m ²	Radius of T.R. blades	0.145 m
Pitching moment of inertia	0.640 kg-m ²	Chord of T.R. blades	0.027 m
Yawing moment of inertia	0.450 kg-m ²	T.R. hub height above C.G.	0.017 m
Number of M.R. blades	2	T.R. hub location behind C.G.	0.140 m
Radius of M.R. blades	0.885 m	Gear ratio of M.R to T.R	5.18
Chord of M.R. blades	0.060 m	Governor Gain	0.5
Blade flapping inertia of M.R.	0.058 kg-m ²	Nominal Speed of M.R.	142.4 rad/s
M.R. hub height above C.G.	0.335 m	Engine time constant	0.7 s
M.R. hub torsional stiffness	52.0 N-m/rad	Flapping inertia of stabilizer bar	0.005 kg-m ²

도, 자세각, 위치를 위한 12개의 기본 상태변수에 주로터 블레이드 2차 플래핑 반응을 위한 6개의 상태변수와 안정바의 2차 플래핑 반응을 위한 4개의 상태변수 그리고 엔진모델을 위한 2개의 상태변수가 추가되어 총 24개의 상태방정식으로 구성되어 있다. 비선형 운동모델에 사용된 설계매개변수의 상세정보는 Table 3에 보였다. M.R.은 주로터 T.R.은 꼬리로터를 의미한다.

제어입력은 주로터의 콜렉티브 피치 각, 종/횡 방향 주기 피치 각 그리고 꼬리로터의 콜렉티브 피치 각으로 구성되었다.

운동모델의 상태변수는 속도 [m/s], 오일러 각도 [rad], 각속도 [rad/s], 위치 [m] 그리고 제어입력 [deg] 단위를 갖는다.

4.2 수치시뮬레이션 결과

MDIM의 형태로 분리되는 무인헬리콥터의 비선형성이 신경회로망의 출력에 의해 보상됨을 보이기 위하여 무인헬리콥터의 자동호버에 대한 시뮬레이션을 수행하였다. 자동호버 목표위치는 정지비행 상태의 현재위치로부터 북쪽으로 25m, 동쪽으로 10m 그리고 고도 10m 이동으로 설정되었다. 방위각은 자동호버 목표점 반경 10m 내에 진입하게 되면 현재 방위각으로 고정되도록 설정되었다.

Fig. 3~5는 자세제어 비교결과를 나타낸다. 여기서 (a)는 신경회로망을 적용한 결과이고 (b)는 선형제어기만 이용한 결과이다. 자세제어를 수행하는 내부루프를 PD 제어기만으로 구성했을 경우, 명령에 대한 오차방정식의 응답특성을 낮게 설정하면 PD 제어기 이득 값이 작기 때문에, 비선형성에 의한 성능저하가 발생함을 알 수 있다. 그러나 신경회로망의 출력에 의해 비선형성이 보상되면 낮게 설정된 오차방정식의 응답특성 기반으로 설계된 PD 이득 값으로도 자세명령에 대한 추적성능이 저하되지 않음을 알 수 있다. PD 제

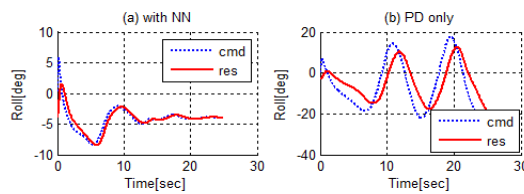


Fig. 3 Tracking performance of roll angle with/without NN

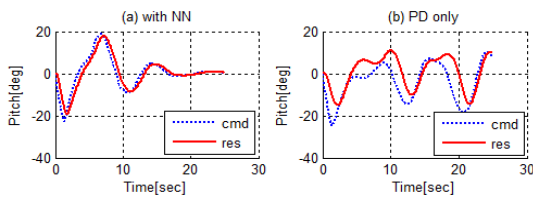


Fig. 4. Tracking performance of pitch angle with/without NN

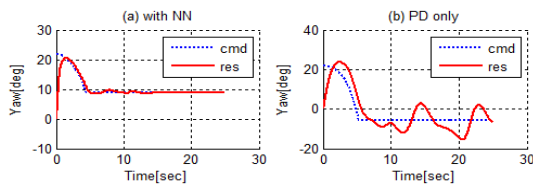


Fig. 5. Tracking performance of yaw angle with/without NN

어기만 이용하여 성능저하를 막기 위해서는 오차방정식의 응답특성을 빠르게 설정하여 큰 PD 이득 값을 적용해야 가능하다. 그러나 큰 PD 이득 값은 노이즈나 외부교란에 의한 제어입력의 민감도를 증가시키게 되는 단점을 갖게 된다.

Fig. 6는 종/횡방향 속도유지 비교결과를 보여준다. (a)와 (c)는 신경회로망을 적용한 결과이고 (b)와 (d)는 PD 제어기만 이용한 결과이다. PD 제

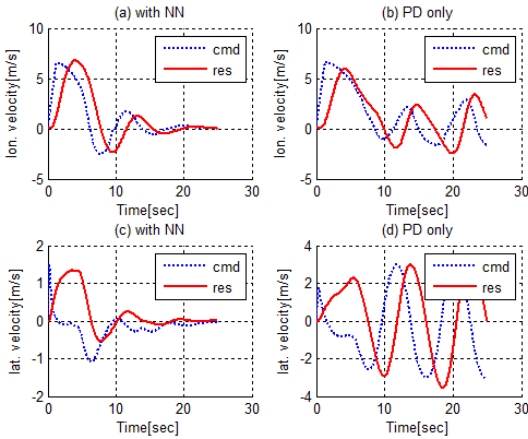


Fig. 6. Tracking performance of Longitudinal and lateral velocities with/without NN

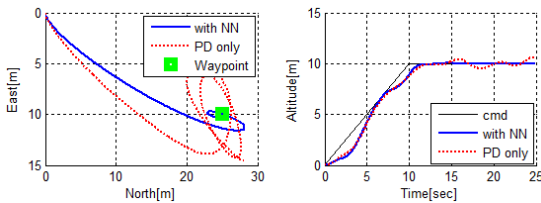


Fig. 7. Auto-hover performance with/without NN

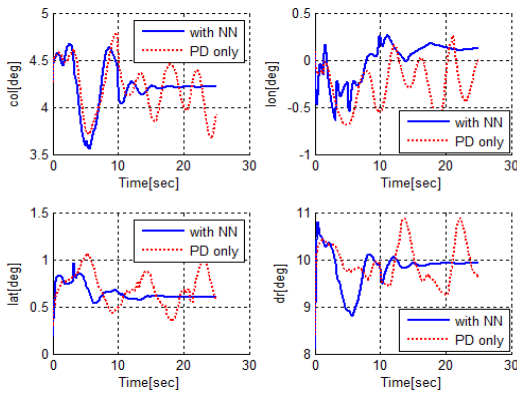


Fig. 8. Control efforts with/without NN

제어기만 이용했을 경우에는 자동호버 수행을 위한 명령이 정상적으로 생성되지 않음을 알 수 있다.

Fig. 7은 자동호버 비교결과를 보여준다. 신경회로망을 적용한 제어기의 결과는 실선으로 나타내었고 PD 제어기만 이용한 결과는 점선으로 나타내었다. PD 제어기만 이용했을 경우 발생하는

내부루프에 의한 성능저하는 속도유지를 위한 외부루프의 성능저하를 가져오게 되고 최종적으로 자동호버의 성능도 저하됨을 알 수 있다. 그러나 신경회로망의 출력으로 비선형성이 보상되면 내부루프의 성능저하가 발생하지 않게 되고, 그 결과 외부루프와 자동호버의 성능도 저하되지 않음을 알 수 있다. 자동호버 수행을 위한 제어입력이 비교결과는 Fig. 8에 보였다.

VI. 결 론

본 논문에서는, 오차방정식의 응답특성을 기반으로 설계된 PD제어기에 신경회로망을 적용시켜 성능을 향상시키는 방법을 제안하였다. PD 제어기의 신호를 증대시키는 신경회로망이 출력은 제어입력으로부터 분리된 비선형성인 MDIM을 보상하는데 이용된다.

신경회로망의 출력으로 비선형성이 보상되면 낮게 설정된 오차방정식의 응답특성을 기반으로 계산된 작은 PD 제어기 이득 값을 이용하더라도 성능저하가 발생하지 않음을 헬리콥터 자동호버에 대한 수치시뮬레이션 결과를 통해 보였다.

시뮬레이션 결과를 통해 비선형성이 강한 시스템에 대하여 이득 스케줄링 대신 신경회로망을 이용할 수 있음을 보였다.

후 기

본 논문은 2005년도 충남대학교 학술진흥재단의 연구비 지원에 의해 수행되었으며 이에 감사드립니다.

참고문헌

- 1) F.L. Lewis, K. Liu, and A. Yesildirek, "Neural Net Robot Controller with Guaranteed Tracking Performance", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 6, No. 3, May 1995, pp. 03-715.
- 2) N. Hovakimyan, F. Nardi, and N. Kim, "Adaptive Output Feedback Control of Uncertain Nonlinear Systems Using Single-Hidden-Layer Neural Networks", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 13, No. 6, Nov. 2002, pp. 420~1431.
- 3) F. L. Lewis, S. Jagannathan and A. Yesildirek, "Neural Network Control of Robot Manipulator and Nonlinear Systems", *Taylor and Francis*, 1999.

4) 박범진, 홍창호, 석진영, “신경회로망을 이용한 헬리콥터 적응 비선형 제어”, 한국항공우주학회지, 제32권 제4호, 2004. 5, pp. 24~33.

5) 박범진, 홍창호, 석진영., “신경회로망을 이용한 무인헬리콥터 적응출력피드백제어,” 한국항공우주학회지, 제35권 제11호, 2007. 11, pp. 990~998.