

개선된 신경망을 이용한 헬리콥터 고도 제어기 설계

A Design of Height Controller of Helicopter Using Improved Neural Network

왕 현 민, 허 경 무, 우 광 준
(Hyun-Min Wang, Kyung-Moo Huh, and Kwang-Joon Woo)

Abstract : In this paper, we propose two design methods of neural network controller for the height control of helicopter, one is the design of neural network controller having learning capability and the other is the design of more improved neural network controller. Through the simulation results, we show that the proposed controllers have enhanced control performance (rapid response, effectiveness and safety) than the typical neural network controller in the height control of helicopter.

Keywords : neural network controller, flying object, manipulation, aerodynamic, adaptive control, mobility

I. 서론

신경망 이론은 이미 오래 전부터 알려져 이미지 프로세싱을 비롯한 많은 분야에서 이용되고 있다. 최근 이러한 신경망 이론은 비행체 제어기 설계에 적용이 시도되고 있으며 실시간 변화하는 비행 환경 정보를 처리하는 새로운 기술로 자리잡아 가고 있는 추세이다[1]. 제어대상인 비행체의 정확한 동특성이 파악되지 않으면 성공적인 안정한 제어를 하기가 힘들다. 비행체 제어에 기존의 적응제어 기법은 고속 비행, 기동 비행, 다기능을 수행하기 위해 설계되었지만 비행영역의 확대와 기동성 증대에 따른 이론의 불확실성 및 외란에 대한 성능저하가 시스템에 나타나고 있다. 이러한 문제점을 극복할 수 있는 대안으로 지능제어가 제시되었고 그 중에서 한 가지가 신경망 제어이다. 비행체 제어기 설계를 위해서는 먼저 비행체의 운동역학을 분석하고 이에 따른 운동 방정식을 분석해야만 한다. 운동방정식이 얻어지면 비행에 따른 외부 환경에 대한 정보가 정확하고 빠른 처리가 이루어져야 하고, 의외의 어떠한 비행환경에도 제어기는 적용되어야 하고 안전한 비행을 유지하여야 한다. 이와 같이 불확실한 비행체의 동적 시스템을 보다 안정하고 효율적인 제어 방법으로서 현재 신경망 제어 방법이 많이 연구되고 있으며 차세대 비행체 제어기로 각광받고 있다.

본 논문에서는 헬리콥터의 고도 제어기기를 설계하는데 있어서, 이러한 신경망 이론을 적용하여 학습능력을 갖는 신경망 제어기의 설계 알고리즘과, 이들 분석 결과를 바탕으로 보다 개선된 신경망 고도 제어기 설계 알고리즘을 제안하고, 이 두 가지 방법을 적용한 시뮬레이션 결과를 기존의 고정 하중치 신경망 제어기 적용시의 결과와 비교함으로써, 제안한 방법이 성능 면에서 훨씬 향상됨을 보인다.

II. 헬리콥터의 상하 운동 모델링

헬리콥터의 수직 운동에서는 사양(최고 상승속도, 최고 상승고도, 기타)에 따라 엔진의 출력이 매우 중요하다. 그것은 유동적인 대기상태에 따라 변화되는 비행환경이 비행에 있어 안정성에 치명적인 영향을 줄 수 있기 때문이다[2]. 헬리콥터의 수직 상·하강 운동에서 나타나는 힘의 관계는 그림 1과 같으며 그림 2는 상·하강 운동에서 나타나는 저항요소를 나타낸다. 그림 1의 역학관계는 (1)과 같으며,

$$ma = F + \text{sign}(-V)|X| - G \quad (1)$$

여기에서 F 는 프로펠러의 회전으로 발생하는 양력을 나타내고 X 는 수직면상에서 본 동체 및 날개에서 발생하는 공기 저항력이며, G 는 헬리콥터 무게(mg)를, m 은 헬리콥터의 질량을, a 는 가속도를 각각 나타낸다. 그림 3은 회전하는 프로펠러에서 생성하는 힘의 요소를 나타낸다[4][5]. 여기에서 dY_{la} 는 실제 비행 방향에 대한 프로펠러에 작용하는 양력, dX_{la} 은 실제 비행 방향에 대한 프로펠러에 작용하는 저항력, dR_l 는 프로펠러에 작용하는 기체역학, dT_l 는 회전하는 프로펠러에서 본 양력, dQ_l 는 회전하는 프로펠러에서 본 저항력, U 는 비행 방향에 대한 공기 속도, α , β 은 받음각, φ , θ 는 회전하는 수평면에 대한 프로펠러의 각도(설치 각도), ϕ 는 α , β 을 각각 나타낸다.

다음 (2)와 (3)은 프로펠러의 한 구간에서 발생하는 양력과 항력으로서[4], 공기역학 이론에 충실한 헬리콥터 프로펠러에 작용하는 힘을 모델링한 식이다. 이 식을 프로펠러 길이(반지름 r)에 대해 적분하면 프로펠러 전체에서 발생하는 양력과 저항력을 계산할 수 있다.

$$dF_l = dY_{la} \cos \phi + dX_{la} \sin \phi \quad (2)$$

$$dQ_l = dX_{la} \cos \phi - dY_{la} \sin \phi \quad (3)$$

접수일자 : 2000. 5. 10., 수정완료 : 2000. 10. 24.

왕현민 : 단국대학교 전자공학과(hyunmin92@hotmail.com)

허경무, 우광준 : 단국대학교 전자공학과(huhkm@anseo.dankook.ac.kr/wookj@anseo.dankook.ac.kr)

본 연구에서는 윗 (2),(3)을 실험으로 얻은 데이터값

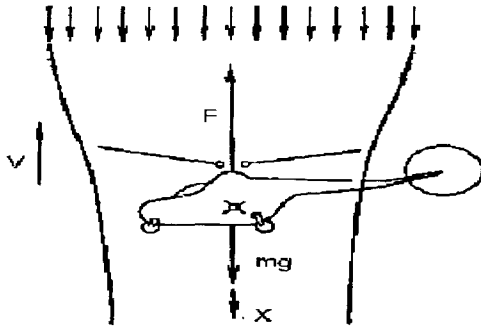


그림 1. 수직 운동에 작용하는 힘.
Fig. 1. Force acting on a helicopter during vertical movement.

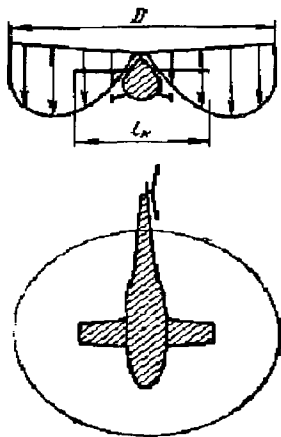


그림 2 수직운동에 따른 공기저항.
Fig. 2. Resistance during vertical movement.

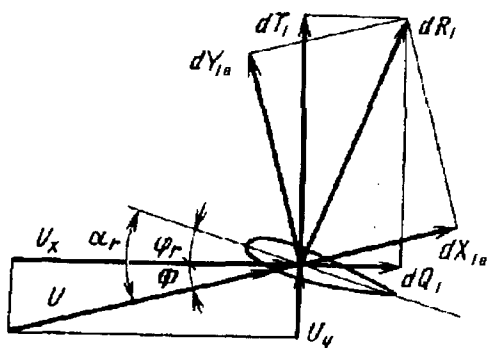


그림 3. 프로펠러의 회전에 의해 발생하는 공기 역학 요소.
Fig. 3. Aerodynamic component generated by the propeller rotation.

(그림 4)을 적용해 근사화하여 모델링하였다. 그 결과로써 얻은 다음 (4),(5)는 윗 (2),(3)을 적분한 값과 같은 프로펠러 전체의 양력과 저항력을 나타낸다. 또한 본 연구에서는 프로펠러의 회전 속도는 일정하다고 보았으며 양력과 항력의 방정식은 다음의 식을 적용하였다.

$$F = f(\varphi) \cdot K_{gt} \cdot G \tag{4}$$

$$X = \text{sign}(-V) \frac{C_x S \rho}{2} V^2 \tag{5}$$

(4)에서 $f(\varphi)$ 는 프로펠러 각도와 양력과의 함수를 나타내고, K_{gt} 는 헬리콥터에의 유동적인 무게 변화에 따른 안정성을 고려한 여유 계수이다[6]. 여기에서 V 는 수직 비행 속도이고 H 는 비행 고도이며, X 는 공기저항력(항력), F 는 양력, S 는 위에서 본 헬리콥터 날개 면적, ρ 는 공기밀도, C_x 는 양력계수를 각각 나타낸다.

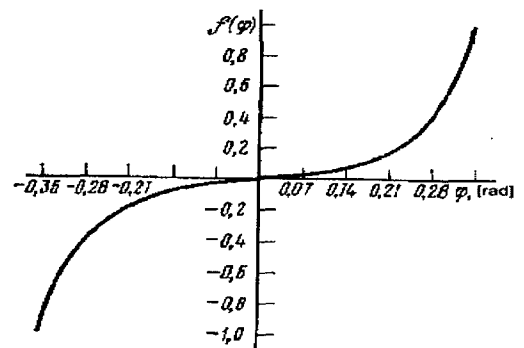


그림 4. 프로펠러 각도와 양력의 관계.
Fig 4. Relation between lift and angle step of the propeller.

그림 4에서 가로축은 프로펠러 각도를 나타내며 세로축은 양력변화 계수를 나타낸다. 이 그래프는 러시아에서 실험으로 얻어진 그래프로서 프로펠러 각도 변화에 따른 양력의 변화 특성을 알 수가 있다. 또한 이 그래프는 헬리콥터 질량 1700kg (± 300 kg)에 적용할 수 있다 [4]. 본 연구에서 최종적으로 모델링에 사용한 헬리콥터의 상·하 운동방정식은 위의 (4),(5)와 다음식 (6)이다.

$$\dot{V} = \frac{X + F - G}{m} \tag{6}$$

$$\dot{H} = V$$

이 식과 더불어 헬리콥터의 고도제어 있어 프로펠러 각도 변화에 반응하는 방정식은 다음과 같다[6].

$$\dot{\varphi} = K_\varphi \cdot (u - \dot{V}) \tag{7}$$

여기에서 u 는 목적 가속도 값이고 K_φ 는 제어 전달 계수($K_\varphi = 0.1$), φ 는 프로펠러 각도이다.

III. 제어기 설계 및 시뮬레이션

(6)의 컴퓨터 시뮬레이션을 위한 식들은 다음과 같다.

$$V_{t+1} = \frac{F_t + X_t - G}{m} \cdot \Delta t + V_t \tag{8}$$

$$H_{t+1} = V_t \cdot \Delta t + H_t \tag{9}$$

$$F_t = f(\varphi_t) \cdot k_{gt} \cdot G \tag{10}$$

$$X_t = \text{sign}(-V_t) \frac{C_x S \rho}{2} V_t^2 \quad (11)$$

(8)에 (10), (11)를 대입하면 다음의 식이 얻어진다.

$$V_{t+1} = \frac{[f(\varphi_t) \cdot k_{gt} \cdot G]}{m} \cdot \Delta t + \frac{[\text{sign}(-V_t) \frac{C_x S \rho}{2} V_t^2] - G}{m} \cdot \Delta t + V_t \quad (12)$$

또 프로펠러 각도 변화 식은 다음과 같게 된다.

$$\varphi_{t+1} = 0.1 \left(u - \frac{V_t - V_{t-1}}{\Delta t} \right) \Delta t + \varphi_t \quad (13)$$

위 (8)~(13)으로부터 가해진 목표 가속도(u)에 따른 헬리콥터의 비행상태 변화를 알 수 있다. (13)을 보면 다음의 4가지 경우의 제어 법칙을 알 수가 있다.

- 1) $u > 0, V > 0$: 상승
- 2) $u > 0, V < 0$: 하강할 때 관성제어
- 3) $u < 0, V > 0$: 하강
- 4) $u < 0, V < 0$: 상승할 때 관성제어

그리고 컴퓨터 시뮬레이션에 사용된 정수들 및 초기값들은 다음과 같다.

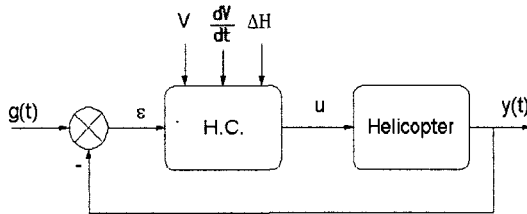


그림 5. 신경망 제어 구성도.

Fig. 5. Configuration of neural network control system.

$$g=9.8 [m/s^2], \quad K_{gt}=1.2, \quad m=2000 [kg], \quad G=19600 [N],$$

$$\frac{C_x S \rho}{2}=4.9, \quad C_x=0.5, \quad S=16 [m^2], \quad \rho=1.225,$$

$$\Delta t=0.1 [sec], \quad V_0=0 [km/s], \quad H_0=0 [m].$$

이들 초기 값들을 (12)에 대입하면 다음 식이 얻어진다.

$$V_{t+1} = \frac{[23520 \cdot f(\varphi_t)] + [\text{sign}(-V_t) \cdot 4.9 \cdot V_t^2]}{2000} \cdot \Delta t - \frac{19600}{2000} \cdot \Delta t + V_t \quad (14)$$

그리고 본 연구에서는 프로펠러 각도와 양력과의 함수 $f(\varphi)$ 는 다음과 같이 근사식을 사용하였다.

$$\begin{aligned} \varphi \geq 0, & \quad f(\varphi) = 8.1 \cdot 10^{-4} \cdot \varphi^2 \\ \varphi < 0, & \quad f(\varphi) = -8.1 \cdot 10^{-4} \cdot \varphi^2 \end{aligned} \quad (15)$$

(10)과 (11)로부터 헬리콥터의 이륙순간의 프로펠러 각도를 알 수 있다. 즉 $f(\varphi) \cdot K_{gt} \cdot G \geq G$ 로부터

$f(\varphi) \geq 0.83$ 가 되며, 근사식 (15)에서 양력 변화 계수 0.83에 해당하는 프로펠러 각도는 32.05° 임을 알 수 있다. 그림 5는 시뮬레이션을 위한 기본 구상도를 나타낸다[7][8].

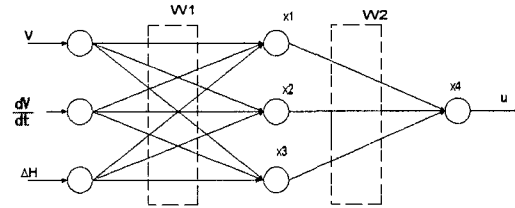


그림 6. 신경망 네트워크(1).

Fig. 6. Neural network(1).

그림 5에서 $g(t)$ 는 고도 지령, $y(t)$ 는 출력 고도, ε 는 오차 신호, V 는 수직 속도, $\frac{dV}{dt}$ 는 수직 가속도, ΔH 는 주어진 고도와 현재 고도와의 차, H, C 는 신경망 제어기를 나타낸다. 그리고 u 는 실시간으로 입력되어진 $g(t)$ 값과 케환 되어진 $y(t)$ 값 및 파라미터값($V, \frac{dV}{dt}, \Delta H$)값에 의해 신경망 제어기에서 생성되는 목적 가속도이다. 이 목적 가속도 값은 (7)에서 프로펠러 각도를 결정하는 요소가 되며, 이 값으로 인하여 제어되는 프로펠러 각도를 최단 시간 상승에 필요한 최적의 프로펠러 각도 변화를 만들어 낸다.

아래에 먼저 기존의 고정하중치 신경망 구조를 갖는 제어기로 설계하였을 경우에 대한 시뮬레이션 결과를 보이고, 이 후에 본 연구에서 제안한 두 가지 다른 구조의 신경망 제어기로 설계하였을 경우의 결과를 계속 보이도록 한다.

1. 고정 하중치 신경망 구조를 갖는 제어기

그림 6의 신경망 네트워크의 식은 다음과 같이 나타낸다[9].

$$\begin{aligned} x1 &= TF(V \cdot w_1 + \frac{dV}{dt} \cdot w_4 + \Delta H \cdot w_7) \\ x2 &= TF(V \cdot w_2 + \frac{dV}{dt} \cdot w_5 + \Delta H \cdot w_8) \\ x3 &= TF(V \cdot w_3 + \frac{dV}{dt} \cdot w_6 + \Delta H \cdot w_9) \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} x4 &= TF(x1 \cdot w_{10} + x2 \cdot w_{11} + x3 \cdot w_{12}) \\ u &= K \cdot x4 \end{aligned}$$

여기에서 $x1 \sim x4$ 는 신경망 노드에서 출력값(-1 to +1), K 는 신경망 네트워크의 출력 증폭 계수, $w_1 \sim w_9$ 은 하중치(W1), $w_{10} \sim w_{12}$ 는 하중치(W2), 그리고 TF 는 대칭형 포화 곡선 전달함수를 나타낸다. 고정 하중치 제어기로서 기본적인 신경망 네트워크(그림 6)에 일정한 가중치를 주었을 때의 결과를 살펴보았다. 여기에서 주어진 고정 하중치들은 500m 최적 상승을 위한 반복실험에 의해 결정된 값이다. 그 결과는 다음과 같다.

$$x1 = TF[-0.07 \cdot V + 0.01 \cdot \frac{dV}{dt} + 0.0001 \cdot (H_i - H)]$$

$$x_2 = TF[-0.07 \cdot V + 0.01 \cdot \frac{dV}{dt} + 0.0001 \cdot (H_i - H)]$$

$$x_3 = TF[-0.02 \cdot V + 0.05 \cdot \frac{dV}{dt} + 0.0002 \cdot (H_i - H)]$$

$$u = x_1 + x_2 + x_3$$

그림 7~8에 고정 하중치일때의 상승 특성을 나타내었다. 그림 7에서 2000m 상승하는데 150초가 소요되었음을 알 수 있다. 그림 8-(a),(b),(c),(d)는 500m(A), 1000m(B), 1500m(C), 2000m(D) 상승시 헬리콥터의 속도 변화와 목표 가속도 신호의 변화, 프로펠러 각도 변화, 그리고 가속도 변화를 각각 보여준다. 이 그림을 분석해 보면 헬리콥터의 상승시 신경망 제어기의 속도 제어특성을 알 수 있다. 상승 시작시 제어기는 속도를 증가시키고, 정해진 고도 가까이 올 때 제어기는 관성력 제어를 위해 속도는 줄이는 특성을 보인다. 그림 7을 볼 때 500m 상승 이외의 고도에서는 overshoot를 볼 수가 있다. 이 overshoot의 원인은 본 고정하중치 신경망 제어기가 상승 고도에 따른 속도 증가에서 발생한 관성력을 제어하지 못함에서 발생한다. 그림 8-(c)를 분석해 볼 때 신경망 제어기는 본 논문에서 모델링한 헬리콥터의 이륙 프로펠러 각도인 32.05° 까지 제어기는 급격히 각도를 증가시킴을 알 수 있다.

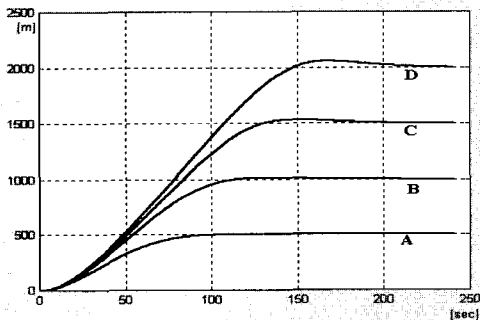


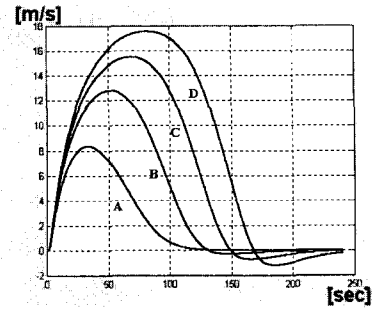
그림 7. 고정 하중치에서의 상승.

Fig. 7. Stages during the rise of a helicopter at different given heights.

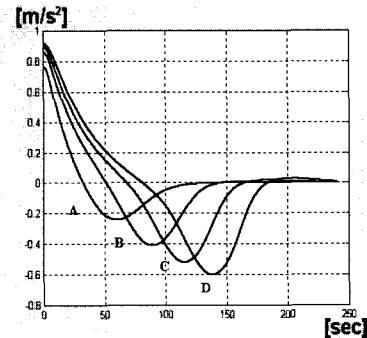
본 고정 하중치 신경망 제어기 실험에서 보는 바와 같이, 상승할 때의 특성은 고정 하중치 신경망 제어기에서는 속도 변화에 따른 관성력을 효율적으로 제어하지 않음을 알 수 있다. 다시 말해서 고정 하중치가 포함하고 있는 제어 범위내에서 제어되었음을 알 수 있다. 그리고 고정 하중치 제어일 때의 각각의 반응 그림들은 본 연구의 신경망 제어기 설계를 비롯한 비행체 분석에 토대가 된다.

2. 학습 알고리즘을 갖는 신경망 제어기

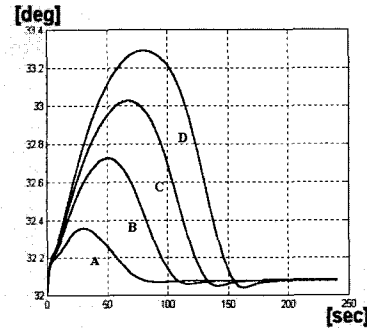
다음으로 제안하는 학습 알고리즘을 갖는 신경망 네트워크는 그림 9에서 보는 바와 같다. 이 신경망 네트워크는 그림 6의 신경망 네트워크를 기본 구조로 갖는 상승 제어를 위한 부분(W1)과 상승속도에 따른 관성력을 보다 효율적으로 제어하기 위한 부분(W2)이 첨가되었고,



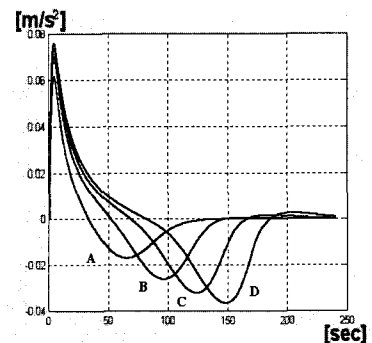
(a) 속도변화



(b) 목표 가속도 신호의 변화



(c) 프로펠러 각도 변화



(d) 가속도 변화

그림 8. 고정하중치 일때의 상승특성.

Fig. 8. Rise characteristic in the fixed weighting case. (a) Change of velocity on rising, (b) Change of signal of acceleration on rising, (c) Change of the angle of propeller on rising, (d) Change of acceleration on rising.

고정 하중치가 아닌 학습 알고리즘을 첨가시켜 보다 진보된 신경망제어기를 구성하였다. 여기에서 W3는 이들 W1과 W2 사이의 밸런스(balance) 기능을 수행한다. 본 연구에서는 학습 알고리즘으로 Widrow-Hoff를 사용하였으며 알고리즘 식은 다음과 같다.

$$w_t = w_{t-1} + dw$$

$$dw = lr \cdot e \cdot p$$

여기에서 w_{t-1} 는 이전 하중치, w_t 는 적용 하중치, e 는 오차(목적 가속도량에 대한 실제 변화량), p 는 신경

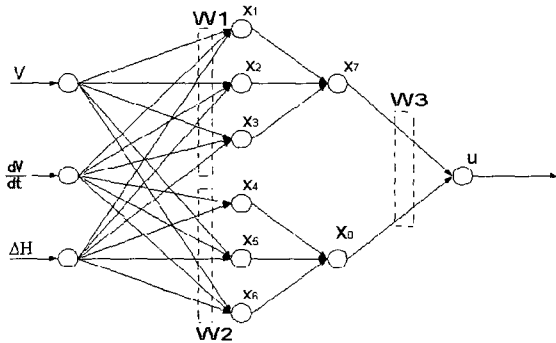


그림 9. 신경망 네트워크(2).
Fig. 9. Neural network(2).

망 네트워크에 입력되는 값, lr 는 학습률(학습률은 반복 실험을 통하여 최적의 값으로 선택하였다.) 그리고 dw 는 하중치 변화량을 나타낸다.

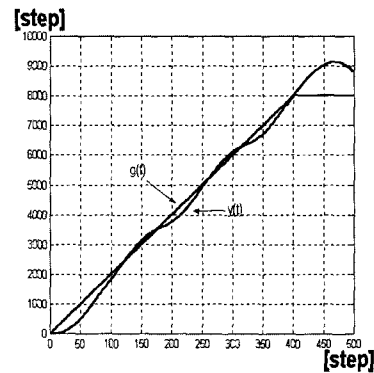
다음은 위 알고리즘을 적용하여 본 논문의 모델링 식을 바탕으로 신경망 제어기의 특성을 분석해 보았다. 그림 10-(a),(b),(c)에 목표 출력값 $g(t)$ 에 대한 제어기 실제 출력 $y(t)$ 를 나타내었다. 이 그림들에서 x , y 축은 단위가 모두 [step]으로서, x 축은 시간을 나타내는 step수이고, y 축은 고도(height)를 나타낸 step수이다. 그림 10(a),(b)에서 보는 바와 같이 원하는 출력값의 변화량이 각각 다를 때 학습 알고리즘에 의해 하중치는 능동 조정되어 실제 출력값이 목표 출력값으로 수렴하도록 조정됨을 볼 수가 있다. 또한 그림 10(c)에서는 원하는 출력 값의 변화량이 커질 때 실제 출력 값은 본 연구에서 모델링한 메카니즘적인 반응 특성값의 최대값 이상으로 반응하지 않음을 알 수 있다. 즉 목표 고도 지령의 시간에 대한 기울기가 아주 크게 증가하는 경우에도, 실제 출력은 어느 정도 이상으로 크게 변하지 않고 제한을 받게 됨을 그림 10(c)에서 알 수 있다. 그림 11~12는 상승할 때의 특성 그림들이다. 본 결과는 앞에서 설계한 고정 하중치 신경망 구조의 제어기와는 다르게 나타남을 알 수 있다. 그러나 본 실험에서의 특성 결과들은 고정 하중치 신경망 구조의 제어기 실험 결과들을 기반으로 함을 알 수가 있다. 위 결과로부터 98초 이후에서는 제어기가 관성력이 제어됨을 알 수 있다. 본 실험에서는 지정 고도까지의 상승과 관성력 제어에서 만족할 만한 결과를 얻었지만, 98초 부근에서 비효율적인 면을 볼 수가 있었다. 본

실험에서는 2000m 상승하는데 127초가 소요되었다.

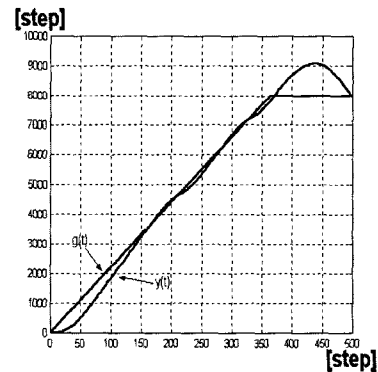
3. 개선된 신경망 제어기

다음으로 제안하는 신경망 제어기의 구조는 그림 13과 같다.

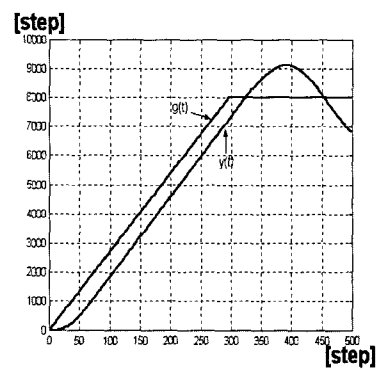
이 그림의 제어기 블록은 각각 독립적으로 동작한다. 여기에서 (A)는 안정화 신경망 네트워크 블록(그림 6의 신경망 네트워크로 구성)을 나타낸다. 본 블록에서는 파라미터 값으로부터 목적 가속도 신호(u)를 생성하며, 본 블록 동작은 상승속도가 0.5m/s에 도달했을 때 헬리콥터



(a) 학습 실험(1)



(b) 학습 실험(2)



(c) 학습 실험(3)

그림 10. 학습실험.

Fig. 10. Learning experiments. (a) Learning experiment(1), (b) Learning experiment(2), (c) Learning experiment(3).

의 수평속도는 0으로, 고도는 지정고도를 유지하도록 목적 가속도값을 생성한다. 그리고 (B)는 관성 제어신경망 네트워크 블록으로서 그림 9의 신경망 제기 구조와

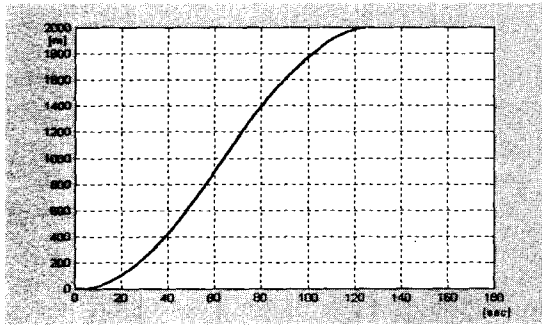
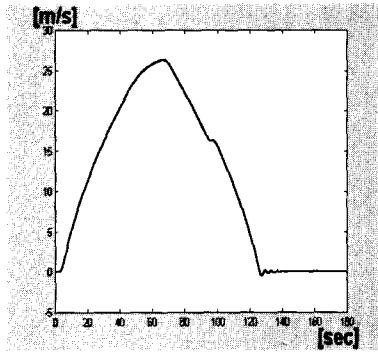
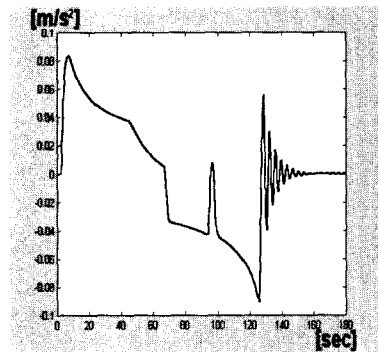


그림 11. 2000m 상승할 때 고도 변화.
Fig. 11. Rising of the helicopter up to 2000m.



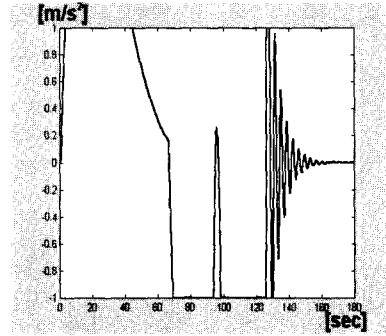
(a) 속도 변화



(b) 가속도 변화



(c) 프로펠러 각도 변화



(d) 목적 가속도 신호

그림 12. 학습 알고리즘 일때의 상승특성.

Fig. 12. Rise characteristic in the learning algorithm case. (a) Change of velocity on rising, (b) Change of acceleration on rising, (c) Change of the angle of the propeller on rising, (d) Change of the given signal of acceleration on rising.

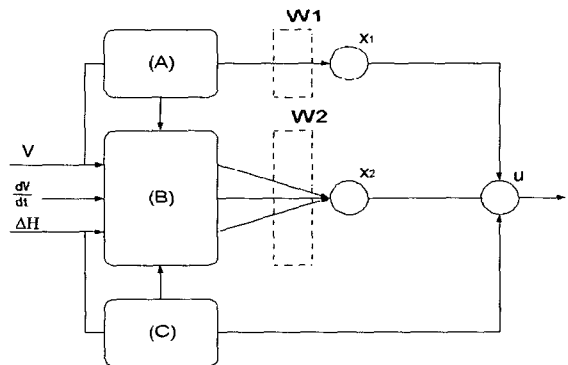


그림 13. 신경망 네트워크(3).

Fig. 13. Neural network(3).

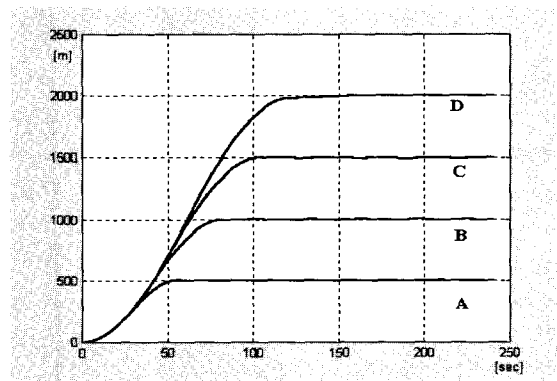


그림 14. 상승시 고도 변화.

Fig. 14. Stage on rising at different given height.

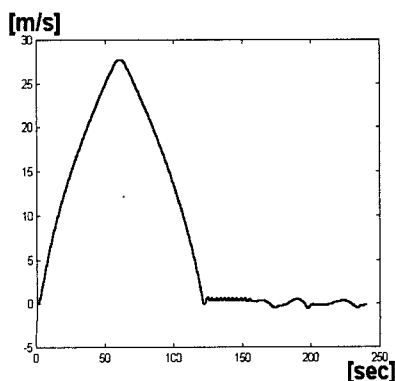
같으며, 본 블록에서는 입력되어지는 파라미터값들을 바탕으로 지정 고도에 수렴하도록 목적 가속도값을 생성한다. 그리고 블록(C)는 블록(B)가 동작하기 전까지 최대 목적 가속도 값을 생성한다.

본 실험에서의 신경망 네트워크는 다음과 같이 동작한다. 먼저 블록 (C)가 헬리콥터가 최대속도로 상승 및 하강하도록 목적 가속도는 출력하고 이 신호에 따라 비행하는 헬리콥터는 고도에 따른 표 1의 값을 바탕으로 하는 관성제어 시점에서 블록 (B)로 동작 블록이 이동한다. 이 블록에서는 신경망 제어기가 헬리콥터 비행 정보인 속도와 고도, 가속도를 입력받아 목적 고도로 수렴하도록 제어된다. 또한 블록 (A)에서 헬리콥터 비행 속도가 설정된 속도 범위($\pm 0.5[m/s]$) 내에 도달하면 동작하도록 설계되었고, 본 안정화 블록에서는 변화하는 기준면 즉 배위에서의 상태를 고려하여 헬리콥터가 지정 고도를 유지하도록 동작한다. 그림 14~15는 상승시 특

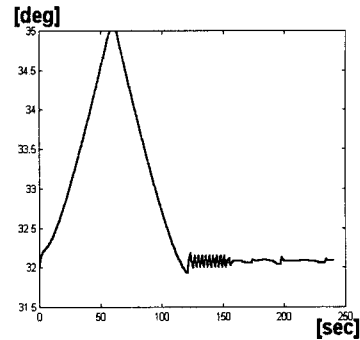
표 1. 제동 시점 계수값.

Table 1. Coefficient of control point.

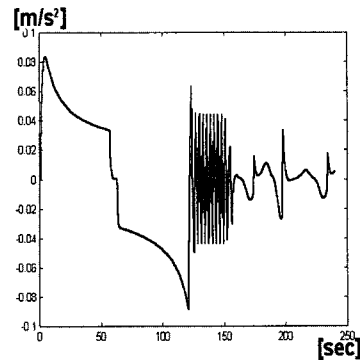
상승시				하강시			
고도	계수	고도	계수	고도	계수	고도	계수
1	-	200	0.56	1	-	200	0.56
2	0.9	300	0.546	2	0.9	300	0.545
3	0.8	400	0.537	3	0.85	400	0.535
4	0.7	500	0.53	4	0.83	500	0.543
5	0.69	600	0.53	5	0.8	600	0.533
6	0.68	700	0.525	6	0.79	700	0.53
7	0.68	800	0.525	7	0.79	800	0.53
8	0.67	900	0.52	8	0.78	900	0.53
9	0.67	1000	0.52	9	0.77	1000	0.52
10	0.66	1100	0.517	10	0.75	1100	0.52
20	0.65	1200	0.516	20	0.7	1200	0.52
30	0.64	1300	0.516	30	0.67	1300	0.52
40	0.63	1400	0.515	40	0.65	1400	0.52
50	0.62	1500	0.515	50	0.64	1500	0.52
60	0.62	1600	0.515	60	0.63	1600	0.52
70	0.6	1700	0.515	70	0.62	1700	0.52
80	0.6	1800	0.515	80	0.6	1800	0.52
90	0.59	1900	0.495	90	0.59	1900	0.52
100	0.58	2000	0.47	100	0.58	2000	0.52



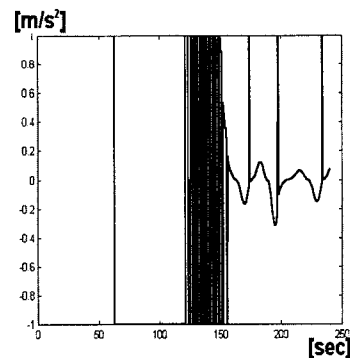
(a) 2000m 상승시 속도변화



(b) 2000m 상승시 프로펠러 각도변화



(c) 2000m 상승시 가속도 변화



(d) 2000m 상승시 목적 가속도 변화

그림 15. 개선된 제어기에서의 상승특성.

Fig. 15. Rise characteristic in the improved controller. (a) Change of velocity on rising up to 2000m, (b) Change of the angle of the propeller on rising up to 2000m, (c) Change of acceleration on rising up to 2000m, (d) Change of the given acceleration signal on rising up to 2000m.

성 곡선을 나타낸다. 그림 14에는 4가지 경우의 높이로 상승할 때 특성곡선을 나타낸다. 그림에서 보는 바와 같이 각각의 지정 고도에서 overshoot를 보이지 않고 반응하였다.

표 1은 학습 알고리즘을 갖는 제어기 실험에서 관성

제어를 위해 반복 실험으로 얻어진 결과치이다. 위 그림들을 보면 이전의 실험 특성에서보다 빠른 변화 특성을 보임을 알 수 있고, 또한 프로펠러의 각도변화 그림 15(b)에서 프로펠러 각도가 최대각인 35도에 도달함을 보였다. 그림 15(d)의 목표 가속도 변화에서는 정상 상태에서 불안정한 신호가 규칙적으로 나타남을 보였다. 본 실험의 결과, 2000m 상승하는데 120초가 소요되었다.

IV. 검토 및 고찰

본 연구에서의 제어기 실험 결과값 들의 분석을 바탕으로 최종적인 시뮬레이션 프로그램을 마이크로 컨트롤러에 적용할 수 있도록 프로그래밍하여 제어기를 설계해 보았고, 또한 헬리콥터의 정확한 수학적 모델링을 바탕으로한 컴퓨터상에서 시뮬레이션이 이루어 졌으며 그 실험 결과는 다음과 같다.

1) 고정 하중치 신경망 제어기에서는 4개의 다른 지정 고도 중에서 500m에서만 만족할만한 고도 변화 응답을 보였으며, 그 외의 지정고도에서는 overshoot가 나타남을 보였다. 이 결과로부터 고정 하중치 신경망 제어기는 각각의 고도 변화 값에 대응하는 최적의 고정 하중치가 있음을 알 수 있다. 본 실험에서 2000m 상승하는데 150초가 소요되었다.

2) 학습 알고리즘을 갖는 제어기는 2000m상승하는데 127초가 소요되었으며, 기본적인 신경망제어기의 고정 하중치 신경망 제어기보다 나은 응답특성을 나타냈다.

3) 개선된 신경망 제어기는 앞의 두 제어기들과 달리 좀 복잡한 신경망 제어기로서 3가지 블록으로 구성되었고, 2000m 상승하는데 120초가 소요되어 가장 짧은 시간이 걸렸음을 알 수 있다.

본 결과의 그림 15(c),(d)의 가속도와 목적 가속도를 분석해 볼 때 가속도 변화가 수렴하지 않아, 신경망 제어기는 수렴하기 위한 신호 즉 목적 가속도(그림 15(d)) 신호를 생성함을 알 수 있다. 목적 가속도의 불안정한 요소는 실제 헬리콥터에 미치는 영향을 살펴 볼 때 아주 미미한 것으로 여겨질 수 있다. 그리고 가속도 신호(그림 15(c))의 수렴하지 않는 신호는 헬리콥터에 불안정한 신호임은 분명하다. 그럼에도 불구하고 이 신호는 본 연구에서 설정한 설계 관점인 고도오차 범위(3m)를 만족시켰다.

V. 결론

앞의 실험 결과에서 보는 바와 같이 고정 하중치 신경망 구조를 갖는 제어기보다는 학습 알고리즘을 갖는 신경망 제어기, 그리고 개선된 신경망 제어기의 경우가 훨씬 더 효율적인 제어가 이루어 졌음을 알 수 있었고, 본 연구의 관점인 최단시간 상승은 본 논문이 제시한 신경망 제어기가 가장 만족할 만한 제어 특성을 나타냈다. 또한 가속도 신호(그림 15(c))의 수렴하지 않는 신호는 헬리콥터에 불안정한 신호임은 분명하다. 그럼에도 불구

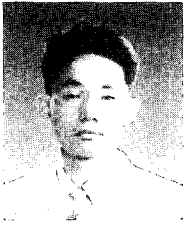
하고 이 신호는 본 연구에서 설정한 설계 관점인 고도오차 범위(3m)를 만족시켰다. 이 수렴하지 않는 신호는 안정화 블록이 정상상태시 불안정한 요소를 포함함을 의미하고, 이 부분은 안정화블록인 그림 13의 (A)의 개선으로 쉽게 개선할수 있으리라 본다.

한편, 본 연구를 위해서 많은 다층 구조를 갖는 제어기(테이블을 포함하지 않는 제어기) 또한 실험을 해보았으며, 이들 실험 결과에서는 만족할만한 다양한 지정 고도에서 최단 상승시간을 위한 제어기를 얻지 못했다. 다층 구조를 갖는 제어기 또한 다양한 지정고도에 대해서 고정하중치 제어기와 같은 특성을 나타내었다. 본 결과로서 본 신경망 제어기가 최대 속도로 상승하는 헬리콥터를 지정고도에서 상승속도를 0m/s로 제어하기 위해서, 이렇게 하기 위한 최단 시간이 필요로 함을 알 수 있으며, 본 연구에선 바로 이 시간을 컴퓨터 실험을 통해 테이블값으로 얻어 이용하였다. 또한 다층구조 제어기에서도 이 시간을 계산하도록 실시간 생성되는 상승 가속도값, 고도, 지정고도값의 파라미터를 토대로 지정고도 예측 시간을 계산하는 부분을 첨가하여 제어기를 구성해 실험해 보았지만 만족할 만한 결과를 얻지 못했다. 그러나 이 방법은 앞으로 보다 완전한 신경망 고도 제어를 위해 꼭 연구되어야 한다고 생각된다.

그리고 다른 관련 참고문헌들에 대한 충분한 검토는 본 연구과제의 성격상 구하기가 어려워 많이 하지 못했는데, 앞으로 계속 연구할 필요가 있다고 판단된다.

참고문헌

- [1] A. I. Galushik, "Research of neuron computer technology in U. S. A", Zarubizynaya radio-electronicka, Moscow, 6. 1995.
- [2] McMahon D. C., "A neural network trained to select aircraft maneuvers during air combat : A comparison of network and rule based performance", IJCNN-90, vol. 1, pp. 107-112, San Diego, Calif., 1990.
- [3] L. S. Vildgrube, "Helicopter", Mashinastoenie, Moscow, 1977.
- [4] A. S. Braverman and A. P. Vaintpub, "Dynamic of Helicopter", Mashinastoenie, Moscow, 1988.
- [5] M. I. Nisht and F. O. Ganiev, "Aerodynamic characteristic on flying object", VVIA, 1988.
- [6] A. P. Batenko, "Expertise of control system", Raido and Svyazi, Moscow, 1984.
- [7] V. A. Bogner, "Control system of flying object", Mashinastoenie, Moscow, 1973.
- [8] A. M. Shkvar and B. A. PoPov, "Filtering of moving object in neural structure", Nero-obonika, Kiev, pp. 84-90, 1974.
- [9] Dan. W. Patterson, "Introduction to artificial intelligence and expert system", Prentice-Hall, 1990.



왕 현 민

1996년 단국대학교 전자공학과 졸업.
주요 연구분야는 발사체 제어 시스템,
비행체 자동 비행 시스템.



허 경 무

1979년 서울대학교 전자공학과 졸업
한국과학기술원 전기 및 전자공학과
석사(1981), 동대학 박사(1989). 현재
단국대학교 공학대학 전자공학과 부
교수. 주요 연구분야는 로봇트 제어,
3차원 디스플레이, 시스템 제어, 학습

제어, 디지털 제어기 설계 및 Simulation, Servo Motor
제어.

우 광 준

제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지 제4권, 제5호, 참조.