

PID 신경망 제어기를 이용한 모형 헬리콥터의 자세 제어

• 박 두 환*, 이 준 탁**, 하 홍 곤***

*동아대학교 대학원 전기공학과 박사과정, **동아대학교 전기공학과 부교수

*** 동의대학교 전자공학과 교수

Attitude Control of Model Helicopter using PID Neural Networks Controller

Doo Hwan-Park *, Joon Tark-Lee **, Hong Gon-Ha***

* Student of Dr. course, Dept. of Electrical Eng., Dong-A Univ.

** Ph.D., Associate Professor, Dept. of Electrical Eng., Dong-A Univ.

*** Ph.D., Professor, Dept. of Electronical Eng., Dong-Eui Univ.

Abstracts The helicopter system is non-linear and complex. Furthermore, because of absence of accurate mathematical model, it is difficult accurately to control its attitude. therefore, we propose a PID Neural Networks control technique to control efficiently its elevation angle and azimuth one. The coefficients of PID controller are automatically adjusted by the back-propagation algorithm of a neural network. The simulation results using MATLAB are introduced.

1. 서 론

헬리콥터는 전·후진, 정지 비행 및 수직 이·착륙이 가능한 장점을 가지고 있는 대단히 유용한 비행·운송 수단이지만, Rotor를 이용하여 자중(自重)을 들어올림으로써 항력(抗力)을 이겨내는 힘을 발생시켜야 함과 동시에 Rotor에 회전 토크를 발생시키고자 할 때에도 동체(胴體)에 반작용으로 작용되는 토크를 상쇄시켜야 하는 등 최적한 비행을 위한 제어가 상당히 어려운 것으로 알려져 있다. 이 외에도 돌풍 및 기압변화와 같은 외란에 대해 항상 노출되어 있을 뿐만 아니라, Rotor의 회전속도에 따라 파라미터값이 계속 변하는 등의 어려움이 있는 까닭으로 시스템의 입·출력 관계도 비선형성을 포함하는 다(多)입·출력의 형태로 나타나게 된다. 일반적으로 제어대상을 모델링 하기가 어렵고 비선형성이 큰 경우, 종래의 선형제어 이론만으로는 만족한 성능을 얻지 못할 뿐만 아니라 시스템에 알맞은 수학적 모델을 선정하기도 어렵다. 고전 제어기법 중 하나인 PID 기법을 적용하는 경우, 정상편차는 적지만 부하변동에 의한 과도응답이 악화되는 문제점이 있고, 비교적 유연한 제어 성능을 발휘하는 퍼지 제어 기법의 경우도, 최적한 퍼지제어 규칙을 찾아내기가 어려울 뿐만아니라 제어변수의 양자화 레벨 설정등에 있어서도 문제점이 지적되어 오고 있다.

본 논문에서는 대표적인 비선형 동특성을 가지는 헬리콥터의 정지·자세를 제어하기 위해서 PID제어기를 사용하였으며, 이 PID제어기의 계수들이 신경

망 역전파 알고리즘에 의해서 기준치와 계 응답간의 편차가 0(zero)이 아닐 때 자동적으로 조정되도록 하였다. 제안한 제어기를 모형 헬리콥터 제어계에 적용하여 제시한 방법의 유효성을 검토한다.

2. 헬리콥터의 수학적 모델링

2.1 헬리콥터의 동역학 방정식

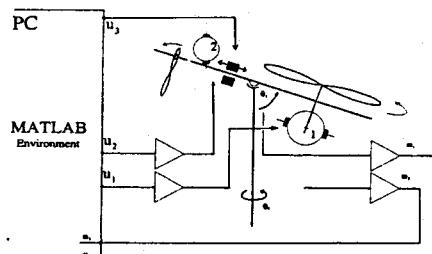


그림 1. 모형 헬리콥터의 개념도

그림 1은 모형 헬리콥터를 나타내고 있다. 여기서 θ_1 은 수직각, θ_2 는 수평각(방위각), ω_1 은 Main Rotor의 각속도, ω_2 는 Tail Rotor의 각속도이다.

헬리콥터의 동역학 방정식을 유도하기 위해 Lagrange 방정식과 힘의 평형 법칙을 이용하고, 헬리콥터의 양력은 Main Rotor 속도의 제곱에 비례하고, 헬리콥터의 속도가 Main Rotor의 속도에 비해서 훨씬 적다고 가정한다면 수직 평면 내에서의 헬리콥터에 작용하는 토크는 다음과 같다.

(단, 헬리콥터 속도에 의한 영향은 무시)

$$I\ddot{\theta}_1 = K_{\theta_1}\omega_1^2 + \frac{1}{2}mI\dot{\theta}_1^2 \sin\theta_1 - (C_{\theta_1} \operatorname{sign}\dot{\theta}_1 + B_{\theta_1}\dot{\theta}_1) - mgI\sin\theta_1 + K_C\dot{\theta}_2\omega_1 \cos\theta_1 \quad (1)$$

여기서,

K_{θ_1} : 공기저항계수 C_{θ_1} : 쿨롱 마찰 계수

B_{θ_1} : 점성 마찰계수 m : 질량

g : 중력 가속도 I : Main Rotor 반경

K_C : 자이로스코프 이득 J : 몸체 관성 모멘트

수평면에서의 토크의 방정식은 θ_2 각 방향에서 헬리콥터의 몸체에 작용하는 힘들을 고려하면 다음과 같이 된다.

$$I \sin \theta_1 \ddot{\theta}_2 = K_2 l_2 \sin \theta_1 \omega_2^2 - (C_{\theta 2} \operatorname{sign} \dot{\theta}_2 + B_{\theta 2} \dot{\theta}_2) - \tau, \quad (2)$$

식(2)에서 $K_2, C_{\theta 2}$ 및 $B_{\theta 2}$ 는 상수이며, l_2 는 Tail Rotor의 반경, τ 은 주전동기의 회전에 의한 반발 토크이며, 식(1)과 식(2)에서 θ_1 과 θ_2 는 ω_1 과 ω_2 에 의해서 결정된다.

2.2 주 및 보조 직류전동기의 수학적 모델

헬리콥터에 장착된 주 및 보조 직류 전동기는 실제로 Main Rotor와 Tail Rotor를 구동하는 구동원이므로 이 직류 전동기의 수학적 모델에서 직류 전동기의 전기자 인덕턴스는 대단히 적어서 무시하지만 Rotor가 공간에 노출되어 회전하므로 이 Rotor에 의해서 직류 전동기에 작용하는 Coulomb마찰과 공기 저항력은 상당히 커다고 할 수 있다. 그러므로 직류전동기의 토크 τ_j 는 다음과 같다.

$$\tau_j = I_j \omega_j + C_j \operatorname{sign}(\omega_j) + B_j \omega_j + B_{pj} \omega_j + D_{pj} \omega_j^2 \quad (j=1, 2) \quad (3)$$

전기자 전류 i_j 와 이것에 의해서 생성된 토크 τ_j 는 다음과 같다

$$i_j = \frac{1}{R_j} (U_j - K_{bj} \omega_j), \quad \tau_j = K_{ij} i_j, \quad (j=1, 2) \quad (4)$$

식 (3)과 (4)를 이용하여 구성도로 나타내면 그림 3과 같다. 그림 3에서 첨자 j 는 $j = 1$ 일 때 주전동기, $j = 2$ 일 때의 보조 전동기를 의미하며 I_j 는 직류전동기의 관성, C_j 는 전동기의 쿠롱의 마찰계수, B_j 는 점성마찰계수, B_{pj} 는 공기저항계수(기류 완만), D_{pj} 는 공기저항계수(기류 거친), R_j 는 직류전동기의 전기자저항, U_j 는 전동기의 전기자 전압, K_{bj} 는 전동기의 역기전력 상수, K_{ij} 는 토크상수이다.

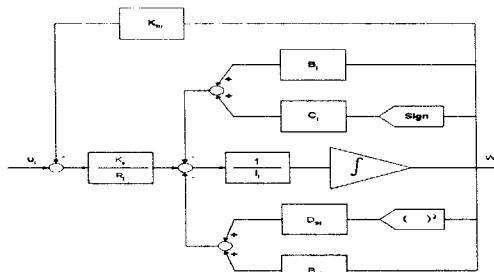


그림 2. 직류 전동기의 구성도

3. 제어기의 설계

3.1 신경망 학습

신경망의 학습은 어떤 입력신호에 대해 원하는 출력신호가 출력되도록 연결강도를 조정하는 것이다.

먼저, 학습을 시작할 때에는 연결강도에 대한 지식은 전혀 없으므로 임의의 작은 값으로 초기화한다. 다음으로 신경회로망에 입력신호를 입력하고 출력을 계산한다. 그 결과를 오차함수에 의해 계산하고 오차함수가 최소화 되도록 연결강도를 조정하여 다시 계산한다. 이런 일련의 과정을 반복하는 것에 의해서 최종적으로 연결강도가 일정치로 안정되어 임의의 입력신호에 대해 원하는 출력 신호가 출력되면 학습이 완료한다. 이러한 신경망의 학습을 위한 신경망의 구성도가 그림 3이다.

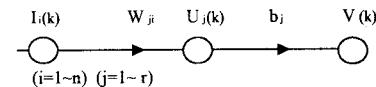


그림 3. 신경망 학습을 위한 구성도

그림3에서 입력층 i 번째 Unit 출력을 $I_i(k)$ ($i=1 \sim n$), 중간층의 j 번째 Unit 출력을 $U_j(k)$ ($j=1 \sim r$), 하나의 출력층 Unit 출력을 $V(k)$ 라 둔다. 이 그림 3에서 중간층 j 번째 Unit의 출력 $U_j(k)$ 는

$$U_j(k) = \sum_{i=1}^n W_{ji} I_i(k) \quad (5)$$

이고, 출력층 Unit의 출력 $V(k)$ 는

$$V(k) = \sum_{j=1}^r b_j U_j(k) \quad (6)$$

이다. 위의 식(5)에서 W_{ji} 는 입력층과 중간층을 접속하는 결합계수, 그리고 식(6)에서 b_j 는 중간층과 출력층을 접속하는 결합계수이다. 이 결합계수를 수정하기 위한 수정식을 구하기 위해서 다음의 역전과 알고리즘을 도입한다.

$$W_{ji}(k+1) = W_{ji}(k) - \eta_1 \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} \quad (7-a)$$

$$b_j(k+1) = b_j(k) - \eta_2 \frac{\partial E}{\partial b_j} \quad (7-b)$$

식(7)에서 η_1 및 η_2 는 학습률이며 E 는 모델의 출력, $\theta(k)$ 와 계 응답 $Y(k)$ 의 오차함수로 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} (\theta(k) - Y(k))^2 \quad (8)$$

식(7)의 미분항에 신경망의 중간층의 출력 $U_j(k)$ 와 출력층의 출력 $V(k)$ 를 이용한 미분 연쇄법칙을 적용하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial Y} \frac{\partial Y}{\partial U_j} \frac{\partial U_j}{\partial W_{ji}} \frac{\partial V}{\partial U_j} \quad (9-a)$$

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \frac{\partial E}{\partial Y} \frac{\partial Y}{\partial b_j} \frac{\partial V}{\partial b_j} \quad (9-b)$$

출력층의 출력 $V(k)$ 가 제어대상의 입력이므로 제어대상을 선형이라고 가정하면 식(9)에서

$$\frac{\partial Y}{\partial V} = \text{상수} \quad (10)$$

가 된다. 식(5), (6), (8) 그리고 식(10)에서 식(9)를 계산하여 식(7)에 대입하면 다음과 같다.

$$W_i(k+1) = W_i(k) + a_1 \{ T(k) - Y(k) b_i I_i(k) \} \quad (11-a)$$

$$b_i(k+1) = b_i(k) + a_2 \{ T(k) - Y(k) U_i(k) \} \quad (11-b)$$

식(15)에서 $W_i(k+1)$ 은 $W_i(k)$ 의 수정량, 그리고 $b_i(k+1)$ 은 $b_i(k)$ 의 수정량이고, a_1 및 a_2 는 상수이다.

그림 3의 신경망을 이용한 PID-신경망 제어기의 구성도가 그림4이다.

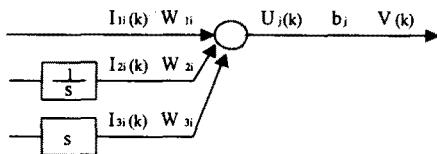


그림 4.PID-신경망 제어기의 구성도

그림 4에서 비례계수 K_p , 적분계수 K_i 및 미분계수 K_d 는 다음과 같다.

$$K_p = W_{11} b_1, \quad K_i = W_{21} b_1, \quad K_d = W_{31} b_1 \quad (12)$$

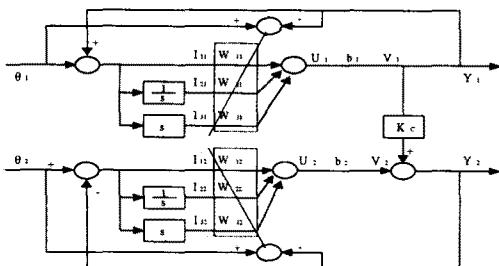


그림5. PID-신경망 제어기에 의한 모형헬리콥터의 자세제어

그림5에서 W_{11} , W_{21} , W_{31} 및 b_1 의 수정식은 식(11-a)과 (11-b)에서

$$W_{11}(k+1) = W_{11}(k) + a_{11} \{ \theta_1(k) - Y_1(k) \} b_1 I_{11}$$

$$W_{21}(k+1) = W_{21}(k) + a_{11} \{ \theta_1(k) - Y_1(k) \} b_1 I_{21}$$

$$W_{31}(k+1) = W_{31}(k) + a_{11} \{ \theta_1(k) - Y_1(k) \} b_1 I_{31}$$

$$b_1(k+1) = b_1(k) + a_{21} \{ \theta_1(k) - Y_1(k) \} U_1(k)$$

그리고 W_{12} , W_{22} , W_{32} 및 b_2 의 수정식도 유사하게 다음과 같다.

$$W_{12}(k+1) = W_{12}(k) + a_{12} \{ \theta_2(k) - Y_2(k) \} b_2 I_{12}$$

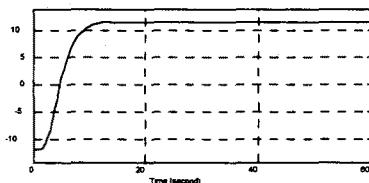
$$W_{22}(k+1) = W_{22}(k) + a_{12} \{ \theta_2(k) - Y_2(k) \} b_2 I_{22}$$

$$W_{32}(k+1) = W_{32}(k) + a_{12} \{ \theta_2(k) - Y_2(k) \} b_2 I_{32}$$

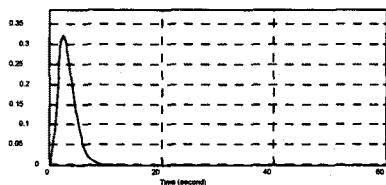
$$b_2(k+1) = b_2(k) + a_{22} \{ \theta_2(k) - Y_2(k) \} U_2(k)$$

4. 시뮬레이션 결과 및 고찰

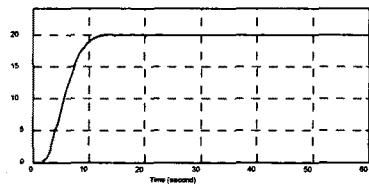
그림 6은 PID-신경망 제어시의 시뮬레이션 결과를 각각 나타내고 있으며, 여기서, 양각의 초기각도 12[Deg], 방위각의 초기각도 20[Deg]인 경우 시뮬레이션 결과를 각각 보여준다.



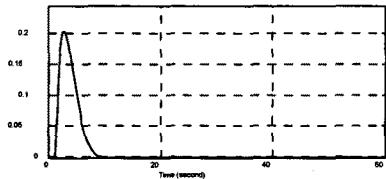
(a) Elevation Angle



(b) Main Rotor Angular Velocity



(c) Azimuth Angle



(d) Side Rotor Angular Velocity

그림 6. PID-신경망 제어 결과

5. 결론

본 논문에서는 대표적인 불안정 비선형 제어 대상으로 알려진 헬리콥터의 정지 자세제어를 제어 목표로 하여 시뮬레이션을 행하였으며, 이를 위한 제어기 설계에 있어서 PID신경망 제어기법을 적용하여 이 PID제어기의 계수들이 신경망 역전파 알고리즘에 의해서 자동적으로 조정되도록 하여 그 제어성능의 유효성을 확인하였다.

참고문헌

- [1] B. Srinivasan, P. Mullhaupt, T. Baumann, and D. Bonvin. A discrete-time decoupling scheme for a differentially cross-coupled system. 13th IFAC Triennial World Congress, San Francisco, pages 301-306, 1996.
- [2] W. M. Wonham and Morse A.S. Decoupling and pole assignment in linear multivariable systems : A geometric approach. SIAM J. Control and Optimization, 8(1):1-18, February 1970.